

Universidade Federal Fluminense

Leonardo Soares Motta

Obtenção automática da região de interesse em termogramas frontais da mama para o auxílio à detecção precoce de doenças

Niterói
2010

Universidade Federal Fluminense

Leonardo Soares Motta

Obtenção automática da região de interesse em termogramas frontais da mama para o auxílio à detecção precoce de doenças

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre. Área de concentração: Computação Visual e Interfaces

Orientadora: Prof^a. Aura Conci, D.Sc

Niterói
2010

Ficha Catalográfica elaborada pela Biblioteca da Escola de Engenharia e Instituto de Computação da UFF

M921 Motta, Leonardo Soares.

Obtenção automática da região de interesse em termogramas frontais da mama para o auxílio à detecção precoce de doenças / Leonardo Soares Motta. – Niterói, RJ : [s.n.], 2010.
109 f.

Dissertação (Mestrado em Computação) - Universidade Federal Fluminense, 2010.

Orientadores: Aura Conci.

1. Processamento de imagem. 2. Câncer de mama.
3. Diagnóstico por imagem. 4. Termografia. 5. Produção intelectual.
I. Título.

CDD 006.42

Obtenção automática da região de interesse em termogramas frontais da mama para o auxílio à detecção precoce de doenças

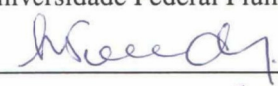
Leonardo Soares Motta

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre. Área de concentração: Computação Visual e Interfaces

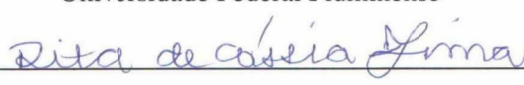
BANCA EXAMINADORA



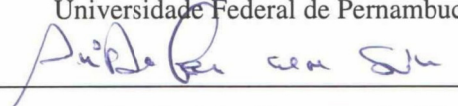
Profª D.Sc Aura Conci – Orientador
Universidade Federal Fluminense



Profo D.Sc Regina Célia Paula Leal Toledo
Universidade Federal Fluminense



Profª D.Sc Rita de Cássia Fernandes de Lima
Universidade Federal de Pernambuco



Profº D.Sc Aristófanés Corrêa Silva
Universidade Federal do Maranhão

Niterói
2010

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus, o maior responsável por todas as minhas conquistas. Não só por ter me dado condições físicas e mentais para concluir mais esta etapa, mas principalmente por guiar meus passos e sempre colocar os anjos certos em meu caminho. Alguns destes anjos me acompanham desde o meu nascimento, outros, tive a felicidade de conhecer durante esta jornada. À estes anjos eu dedico todos os agradecimentos que seguem.

Aos meus pais que sempre me apoiaram, acreditaram em mim e me deram forças para continuar caminhando, mesmo quando estas forças lhes faltavam. Deram-me condições de estudar, de crescer e de me tornar a pessoa que sou hoje. Sempre estão ao meu lado, incondicionalmente, e isto me dá forças e ao mesmo tempo a responsabilidade de dar sempre o meu máximo para que de alguma forma eu os possa retribuir tanto carinho e amor. Obrigado por serem meus pais, mas acima de tudo serem meus parceiros e amigos. Amo vocês!

À minha vizinha Jurandy, pelo amor, pelo carinho, pelos cafunés que sempre me fazem relaxar e dormir como se não existisse mais nada no mundo e, é claro, pelas orações incansáveis. Suas orações são como uma ligação direta com Deus. Tenho certeza que até a falta de energia durante a defesa foi obra das suas orações para que eu pudesse retomar a tranquilidade e concluir a apresentação. Obrigado vizinha querida por existir em minha vida. Que Deus a conserve por muitos e muitos anos ao nosso lado. Te amo!

Às minhas “irmãs” Letícia, Luciene e Lucimar. Digo “irmãs” porque não seria justo as chamar de irmãs, já que elas sempre foram muito mais do que isso para mim. Foram, e ainda são diretamente responsáveis pela minha criação, pois sempre cuidaram de mim com amor que só as mães são capazes de possuir. Vocês são exemplos de vida a serem seguidos. Cada uma com sua especialidade, mesmo que com algumas fraquezas, afinal são de carne e osso (apesar de às vezes eu duvidar disso). Enfim, me orgulho de vocês, me orgulho de ter “irmãs” como vocês. Amo vocês!

Ao meu irmãozinho Rodrigo. Não entrou no parágrafo anterior porque dizer que é minha “irmã” ia pegar mal né. Além disso, é o caçulinha, e como tal merecia um parágrafo exclusivo. Quando você chegou, achei que conseguiria retribuir tudo que as

minhas irmãs mais velhas fizeram por mim, pelo menos no que diz respeito a ser um exemplo, mas nem foi preciso. Afinal, mesmo que bem mais novo você sempre se mostrou ser maduro, responsável, carinhoso, amigo, enfim, um homem de verdade. Aprendo muito com você e me orgulho disso. Obrigado por existir em minha vida e continue sendo esse homem que é, mas mesmo que fique velho, vai continuar sendo meu irmãozinho. Te amo!

À Marcella Caldas Avila por ser mais do que uma namorada. É amiga, companheira, entusiasta e incentivadora. Nunca me deixou desanimar, sempre me apoiou e acreditou em mim, mas acima de tudo, tem sido muito compreensiva nos meus dias de mau humor e sempre entendeu minha ausência. Obrigado por ter me ajudado noites e mais noites para que este trabalho pudesse ser concluído. Ora ajudando nas correções, ora não me deixando dormir, vencendo o próprio cansaço. Essa vitória também é sua. Obrigado por estar sempre do meu lado. Te amo!

Às minhas sobrinhas Beatriz e Isabela por serem as luzes desta família. Amo muito vocês! Aos meus outros sobrinhos Heitor, Theo, Laís, Raphael, Lorena e Luca, os quais eu não vejo há muito tempo ou ainda não consegui conhecer, mas eu os amo e agradeço seus pais pela compreensão.

Aos meus cunhados Marcelo Fonseca e Flávio de Mendonça, pela confiança, torcida, carinho e amizade. Ao Marcelo agradeço inclusive pela compreensão da minha ausência. Por me dedicar à este trabalho, tenho participado pouco do crescimento da minha sobrinha Beatriz, mas isso não diminui o amor que sinto por vocês. Ao Flávio agradeço por ter me aturado esses dois anos em sua casa, me dando suporte, conforto e incentivo para concluir este trabalho. Obrigado!

Aos amigos do IESA, da UFRRJ, de Paracambi, Mendes e Vassouras, que foram tão importantes na minha vida e que por causa da correria não os vejo há tempos. Saibam que moram em meu coração e sinto muita falta de vocês. Não seria possível citar todos os nomes, ou eu precisaria de outra dissertação só para falar de vocês, mas vocês sabem o quanto são importantes para mim.

À minha orientadora Aura Conci, por ter feito muito mais do que o papel de uma orientadora sugere. Foi sempre muito amiga, nunca mediu esforços para me ajudar e me deu uma das maiores lições que um orientador poderia ensinar: como ser um profissional respeitado sem perder a simplicidade e o respeito ao próximo. Admiro minha orientadora não só pela profissional que é, mas principalmente pela pessoa que é. Obrigado por tudo!

Aos membros da banca examinadora, professores Aristófanês Corrêa Silva, Regina Célia Paula Leal Toledo e Rita de Cássia Fernandes de Lima pelas sugestões que muito enriqueceram este trabalho.

Aos doutores Alberto Viana, Alessandro Severo, Cristina Pantaleão, Silvia Barbosa e Victor Bom pela disponibilidade e ajuda que foram imprescindíveis para o sucesso deste trabalho. Obrigado também pelos conhecimentos e sugestões que irão nos ajudar a melhorar os trabalhos futuros.

Aos amigos e parceiros da UFPE, por terem me recebido muito bem durante o período o em que estive em Missão em sua universidade. Agradeço à vocês também pela amizade, carinho, suporte e ajuda que nunca negaram a mim. Obrigado!

Aos amigos do Visual Lab, Simone, Tiago e Roger, pela companhia durante os almoços, pelas discussões sobre assuntos multivariados que deixavam o dia sempre mais leve, e, é claro, pelas dicas, correções e contribuições que enriqueceram este trabalho.

Pelos amigos da UFMA. Ao Alex que mesmo chegando quando o trabalho já estava quase concluído, contribuiu bastante para as avaliações quantitativas através de dicas e sugestões que foram realmente úteis. Ao Edgar por ter me “alfabetizado” na linguagem de programação, pelas horas de discussões ou fins de semana perdidos para me ajudar, pelas revisões deste texto ou de artigos, além da amizade e dos momentos de descontração.

Aos amigos do IC: Cláudia, Mônica, Pedro Nucci, João Gabriel, Lucas Lattari, Anand, Jacques, Juliana e Diego, pelos estudos em grupo, pela força nas horas de dificuldades e até mesmo pelos momentos de descontração. À todos os outros que não foram diretamente citados, mas que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho ou para um ambiente de trabalho mais agradável.

Aos amigos do suporte Carlos e Rafael por terem me socorrido muitas vezes. Às secretárias Angela, Maria, Teresa e Viviane, pela ajuda, simpatia e amizade. Aos demais funcionários que sempre zelaram por um ambiente agradável e organizado para que pudéssemos ter paz e tranquilidade para estudar.

À CAPES pela bolsa concedida para a realização deste trabalho e pelo suporte à este projeto o qual tive o prazer em participar.

À todos os outros que colaboraram direta, ou indiretamente para a realização deste trabalho.

Resumo

Esta dissertação apresenta um método automático para a obtenção das regiões de interesse (ROI) em termogramas frontais da mama. As regiões que melhor representam as mamas esquerda e direita são extraídas separadamente com objetivo de auxiliar, entre outras coisas, uma análise contralateral da distribuição superficial da temperatura e também a modelagem tridimensional destas. Morfologia matemática, detecção de contornos de Canny, detecção de formas através da transformada de Hough, técnica de limiarização adaptativa em imagens em tons de cinza proposta por este trabalho, são algumas das técnicas de processamento de imagens que fazem parte desta metodologia de segmentação automática.

A revisão bibliográfica apresenta outras propostas de obtenção das ROI assim como métodos de diagnóstico auxiliado por computador (CAD) que utilizam regiões semelhantes às extraídas pela metodologia deste trabalho. Também são apresentados protocolos para a obtenção de imagens térmicas encontrados na literatura, assim como o protocolo utilizado nas capturas das imagens utilizadas nos experimentos deste trabalho. Um novo protocolo também é proposto a fim de minimizar falhas detectadas durante os experimentos.

São utilizadas para testes cento e cinquenta e uma imagens de pacientes do Hospital das Clínicas da Universidade Federal de Pernambuco. Cinco especialistas analisaram as segmentações de forma qualitativa o que resultou em uma taxa média de aprovação de aproximadamente 80%. Também são feitas avaliações quantitativas através de métodos estatísticos baseados na tabela de contingência (ou matriz de confusão) utilizando *ground true* de segmentação obtidas manualmente por um dos radiologistas.

Palavras-chave: Segmentação automática, assimetria, imagens térmicas, diagnóstico precoce, câncer de mama, protocolo.

Abstract

This work presents an automatic method to obtain the regions of interest (ROI) on breast thermograms. The regions that best represent the left and right breasts are extracted separately in order to aid diagnosis and 3D modeling. Mathematical Morphology, the Canny edge detector, the pattern recognition of Hough transform and an adaptive *threshold* technique proposed by this work, are some of the computing vision and image processing techniques used on this methodology for automatic segmentation.

The literature review, presented related works and their methodologies to obtain the ROI, as well as methods of computer-aided diagnosis (CAD) using regions similar to those extracted by this work. The protocol problem is also discussed, and then a new reformulation of the current one is proposed.

A hundred fifty-one frontal images of patients from Hospital das Clínicas (HC) of Federal University of Pernambuco (UFPE) are used during the tests. Five radiologists, from three different hospitals, reviewed the segmentations results in a quantitative way which resulted in an average of about 80% approval. Quantitative evaluations are also done by statistical methods based on the contingency table (or confusion matrix) using a segmentation's ground true obtained manually by a radiologist.

Keywords: Automatic segmentation, asymmetry analysis, infrared images, early diagnosis, breast cancer, protocol.

Sumário

Agradecimentos.....	v
Resumo	viii
Abstract	ix
Lista de Figuras.....	xii
Lista de Tabelas	xiv
Lista de Abreviaturas e Siglas	xv
1 - Introdução.....	17
2 - As Câmeras de Infravermelho	20
3 - Revisão Bibliográfica	23
3.1 - O uso de imagens térmicas para auxílio ao diagnóstico	23
3.2 - A assimetria como forma de diagnóstico	25
3.3 - Segmentação e obtenção da região de interesse	29
3.4 - Captura de imagens térmicas	34
3.4.1 - Protocolos encontrados na literatura	37
3.4.2 - Protocolo adotado para a captura das imagens utilizadas neste trabalho	41
4 - Fundamentação teórica	44
4.1 - Morfologia Matemática	44
4.2 - Reconhecimento de padrões (transformada de Hough)	47
5 - Metodologia proposta para a obtenção automática das regiões de interesse	49
5.1 - Conversão de Paletas	49
5.2 - Processo de Segmentação	49
6 - Discussão dos Resultados.....	72
6.1 - Tempo de execução	72
6.2 - Resultados qualitativos	73

6.3 - Resultados quantitativos	78
7 - Sugestões para correção e melhoria das imagens	81
7.1 - Métodos computacionais para correção de imagens.....	81
7.2 - Avaliação do protocolo utilizado na captura das imagens utilizadas neste trabalho	84
7.3 - Protocolo proposto	87
8 - Conclusões.....	90

Lista de Figuras

Figura 1: Espectro Eletromagnético	20
Figura 2: Mecanismo de Captura das Câmeras Térmicas [22].....	21
Figura 3: Exemplo da representação de uma imagem térmica em diferentes paletas.	22
Figura 4: Exemplo de combinação entre os resultados de diferentes exames [5].	24
Figura 5: Paciente com carcinoma ductal <i>in situ</i> multifocal e carcinoma ductal infiltrante.....	27
Figura 6: Paciente apresentou tumor cancerígeno dois anos após os exames.	28
Figura 7: Paciente diagnosticado com carcinoma ductal infiltrante.....	28
Figura 8: Alguns resultados da segmentação automática [41- 43].....	32
Figura 9: Diagrama da metodologia descrita em Kapoor e Prasad [34].....	33
Figura 10: Resultados apresentados em Scales, Herry e Frize [44].	34
Figura 11: Série básica de imagens térmicas.....	43
Figura 12: Representação de uma imagem como o conjunto de <i>pixels</i> acesos.....	44
Figura 13: Dilatação morfológica obtida pelo Exemplo 1	45
Figura 14: Erosão morfológica obtida pelo Exemplo 2.....	46
Figura 15: Exemplo de uma aplicação de abertura morfológica	46
Figura 16: Exemplo de uma aplicação de fechamento morfológico	47
Figura 17: A parábola e seus parâmetros [48].....	48
Figura 18: Conversão de paletas	49
Figura 19: <i>Pipeline</i> de Segmentação	50
Figura 20: Discretização das paletas <i>Rain</i> (esquerda) e <i>Grey</i> (direita).	51
Figura 21: Filtro de refinamento	52
Figura 22: Resultado da segmentação inferior	53
Figura 23: Erro ao obter <i>threshold</i> pelo método de OTSU	53
Figura 24: De cima para baixo, janela de menor variância e novo <i>threshold</i>	54
Figura 25: Segmentação superior.....	55
Figura 26: Resultados da detecção de maior objeto.	56
Figura 27: Etapas da remoção de regiões externas à mama.	57
Figura 28: Obtenção das primeiras regiões de interesse (ROI-1).....	57
Figura 29: Diagrama ilustrativo das etapas I, II, III, IV e V.	58
Figura 30: Imagens após limiarização e refinamento (“P”).	59
Figura 31: Imagens após o descritor de bordas Canny (“C”).	60
Figura 32: Distância <i>Chessboard</i> ≤ 2 [49].....	60
Figura 33: Reduções das bordas da imagem obtida por Canny (“C3” e “C6”).	61
Figura 34: Resultados da operação lógica <i>Or</i> entre “P” e “C6” (“O1”).	62
Figura 35: Ilustração da Vizinhança-8.	62
Figura 36: Remoção dos <i>pixels</i> isolados (em verde) nas imagens “C3” e “O1” (“CleanC3” e “CleanO1”)..	63
Figura 37: Diagrama ilustrativo das etapas VI e VII.....	63
Figura 38: Parábolas encontradas sobre a imagem “P” (“TH” em verde).....	66

Figura 39: Obtenção das curvas conexas em “C3” e “O1” (“CC3” e “CO1”).	66
Figura 40: Diagrama ilustrativo das etapas VIII, IX e X.	67
Figura 41: Operação lógica <i>And</i> entre “CC3” e “P” (“CC3P”) e <i>Or</i> entre “CO1” e “CC3” (“CO1P”).	68
Figura 42: Aproximação dos <i>pixels</i> da imagem “CO1P” utilizando o Método de Mínimos Quadrados (“MQ”).	69
Figura 43: Prega inframamária obtida pelo Passo 6.	69
Figura 44: Acesso às regiões fora da imagem pode ocorrer caso um simples deslocamento seja feito	70
Figura 45: Deslocamento vertical	71
Figura 46: Resultados da segmentação. ROI-1 (verde) e ROI-2 (vermelho)	71
Figura 47: Falhas que devem ser evitadas durante a captura das imagens térmicas	72
Figura 48: <i>Screenshot</i> da janela do aplicativo de segmentação manual	78
Figura 49: Regiões da matriz de confusão	79
Figura 50: Transformações geométricas	82
Figura 51: Registro flexível de imagens	83
Figura 52: Falta de padrão nas distâncias.	86
Figura 53: Falta no padrão dos ângulos.	86
Figura 54: Falha na posição dos pacientes.	87
Figura 55: Cenário proposto para a captura das imagens.	89

Lista de Tabelas

Tabela 1: Avaliação qualitativa feita por cinco radiologistas.....	74
Tabela 2: Avaliação Quantitativa	80
Tabela 3: Divergências entre os dados configurados na câmera e os medidos.....	85
Tabela 4: Divergências entre os dados configurados na câmera e os medidos.....	97
Tabela 5: Avaliação qualitativa mais detalhada.	99
Tabela 6: Avaliação quantitativa em relação ao GT.....	109

Lista de Abreviaturas e Siglas

ACC	Acurácia
BCDDP	<i>Breast Cancer Detection and Demonstration Project</i>
CAD	<i>Computer-aided Diagnosis</i>
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
EFF	Eficiência
FDA	<i>Foods and Drug Administration</i>
FCD	<i>Fibrocystic Disease</i>
FN	Falso Negativo
FP	Falso Positivo
GT	<i>Ground True</i>
HC	Hospital das Clínicas
HCN	Hospital das Clínicas de Niterói
HUAP	Hospital Universitário Antônio Pedro
I	Inferior
INCA	Instituto Nacional do Câncer
LD	Lateral Direita
LE	Lateral Esquerda
LEMD	Lateral Externa da Mama Direita
LEME	Lateral Externa da Mama Esquerda
LIMD	Lateral Interna da Mama Direita
LIME	Lateral Interna da Mama Esquerda
MD	Mama Direita
ME	Mama Esquerda

NCI	<i>National Cancer Institute</i>
NPV	Preditividade Negativa
PPV	Preditividade Positiva
ROI	Regiões de Interesse
S	Superior
SENS	Sensibilidade
SPEC	Especificidade
UFF	Universidade Federal Fluminense
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
VN	Verdadeiro Negativo
VP	Verdadeiro Positivo

1 - Introdução

O câncer de mama é o mais comum entre as mulheres e o segundo tipo mais frequente no mundo. Hoje em dia, as taxas de mortalidade no Brasil causadas por esta doença continuam elevadas. Em 2008, o número de mortes foi de 11.860, onde 11.735 eram mulheres e 125 homens. A estimativa do INCA de novos casos para 2010 é de 49.240. O número elevado de mortes se deve ao diagnóstico geralmente tardio, o que consequentemente leva à identificação da doença em estágios avançados [1].

O câncer de mama tem tratamento e, se diagnosticado precocemente, o paciente tem 97% de chance de sobrevivência [2]. As formas mais usadas para a detecção precoce do câncer de mama são o exame clínico e a mamografia. Entretanto, mesmo com os melhores equipamentos de mamografias, como a mamografia digital, a variação na interpretação e a densidade do tecido mamário podem afetar a eficácia deste método. Por isso novas formas de diagnósticos devem ser desenvolvidas. Uma destas possibilidades é a utilização das câmeras de infravermelho.

O uso destas câmeras na mastologia é uma técnica promissora de diagnóstico precoce [2, 3, 4]. Os primeiros estudos datam de 1959, porém, nesta época, a tecnologia das primeiras câmeras térmicas não era muito eficiente, causando descrença na comunidade científica. Esta técnica foi criticada durante décadas por gerar uma alta taxa de falsos positivos e por isso não foi recomendada como uma modalidade padrão para o rastreamento da doença. Com a nova geração de câmeras termográficas, novas técnicas de diagnósticos e de processamento de imagens médicas, volta-se a tentar usar a termografia como uma ferramenta poderosa para o auxílio ao diagnóstico baseado em imagens de infravermelho [5, 6, 7, 8].

Em 1982, o uso de imagens térmicas como ferramenta auxiliar para o rastreamento precoce do câncer de mama foi aprovado pelo “*U.S. Food and Drug Administration*” (FDA) [9, 10]. Hoje a termografia da mama atinge uma média de sensibilidade e especificidade de 90% e, portanto, um sinal biológico importante para verificar a existência ou o início do desenvolvimento de tumores mamários [2, 8]. Estudos mostram que termografias anormais persistentes são dez vezes mais significativas do que o histórico familiar da doença sendo o indicativo único e necessário de um desenvolvimento futuro de

um tumor cancerígeno [8]. Além disso, diagnósticos feitos com auxílio da termografia podem ser de oito a dez anos mais precoces do que pela mamografia [2, 8, 11].

Em 2005, a Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) adquiriu uma câmera termográfica através do projeto “Análise da viabilidade do uso de câmera termográfica como ferramenta auxiliar no diagnóstico de câncer de mama em hospital público localizado em clima tropical”. Esse projeto foi aprovado pelo Comitê de Ética da UFPE e no mesmo ano foi registrado no Ministério da Saúde sob o número CEP/CCS/UFPE N°279/05. Desde então, pacientes recomendados pelo Hospital das Clínicas da UFPE, acima de 35 anos, são submetidos ao exame e assinam um termo de consentimento livre e esclarecido liberando as imagens para estudo [12].

Sob o patrocínio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), através do Programa de Apoio ao Ensino e à Pesquisa Científica e Tecnológica em Engenharias, foi aprovado em 2008 o projeto “Processamento e análise de imagens aplicadas à mastologia”. Este projeto foi elaborado em parceria com o Instituto de Computação da Universidade Federal Fluminense (UFF) e o Departamento de Engenharia Mecânica da UFPE. Entre os objetivos deste projeto, está o desenvolvimento de métodos de simulação e análise dos perfis de temperatura das mamas baseados nas imagens térmicas e/ou em modelos 3D gerados através destas imagens [7, 12, 13, 14, 15] e, principalmente, na elaboração de métodos automáticos para o auxílio ao diagnóstico [16, 17, 18].

Como em qualquer técnica de diagnóstico por imagens, as análises dos especialistas são suscetíveis a falhas, sejam essas causadas por limitações da técnica de diagnóstico usada, pelas limitações do sistema visual humano, por falta de cuidado ou fadiga, além de serem normalmente subjetivas e qualitativas. Análises objetivas e quantitativas feitas por métodos computacionais podem auxiliar o diagnóstico médico, tornando este mais acurado. Porém este processo é, na maioria das vezes, muito moroso, dependendo da complexidade das imagens. Uma das formas mais utilizadas para acelerar este processo é a segmentação ou identificação das regiões de interesse (ROI). Nestas ROI, elementos desnecessários para análise são removidos, minimizando inclusive possíveis erros.

A proposta deste trabalho é apresentar uma metodologia totalmente automática para a extração das regiões de interesse em imagens termográficas frontais de mamas, com o objetivo de auxiliar o diagnóstico e também a modelagem e a reconstrução 3D da mama. É importante ressaltar que a temperatura superficial da pele é tão dependente da perfusão

sanguínea quanto das condições ambientais. Sendo assim, é imprescindível um protocolo que minimize a interferência das condições externas, produzindo resultados mais confiáveis. Portanto, o objetivo secundário desta dissertação é propor algumas alterações no protocolo adotado atualmente para a aquisição das imagens termográficas utilizadas nos experimentos, a fim de minimizar estas interferências. As alterações foram propostas baseadas na análise dos protocolos encontrados na literatura assim como nos experimentos realizados.

Os próximos capítulos serão dispostos da forma descrita a seguir. O Capítulo 2 apresentará uma descrição sobre as câmeras de infravermelhos e as imagens térmicas e, em seguida, no Capítulo 3 será realizada a revisão bibliográfica. No Capítulo 4 será descrita a fundamentação teórica dos métodos computacionais utilizados na segmentação automática proposta por esta dissertação que será apresentada detalhadamente no Capítulo 5. O Capítulo 6 será utilizado para exibir e discutir os resultados adquiridos. No Capítulo 7 serão sugeridos métodos para correção e melhoria das imagens, seja por técnicas de computação gráfica e processamento de imagens após a aquisição destas, ou durante a captura, através da reformulação do protocolo que será proposto ainda neste capítulo. Finalmente, o Capítulo 8 será utilizado para apresentar a conclusão e propostas de trabalhos futuros.

2 - As Câmeras de Infravermelho

A principal diferença entre uma imagem fotográfica e uma imagem de infravermelho é a frequência (ou o comprimento de onda) do espectro eletromagnético à qual suas respectivas câmeras são sensíveis. Enquanto a câmera fotográfica é fotossensível, capturando a luz visível emitida pelos objetos de uma cena, a câmera termográfica é sensível à radiação infravermelha. Esta ocupa a região no espectro eletromagnético abaixo da radiação de luz visível e acima das microondas [4], conforme pode ser observado na Figura 1.

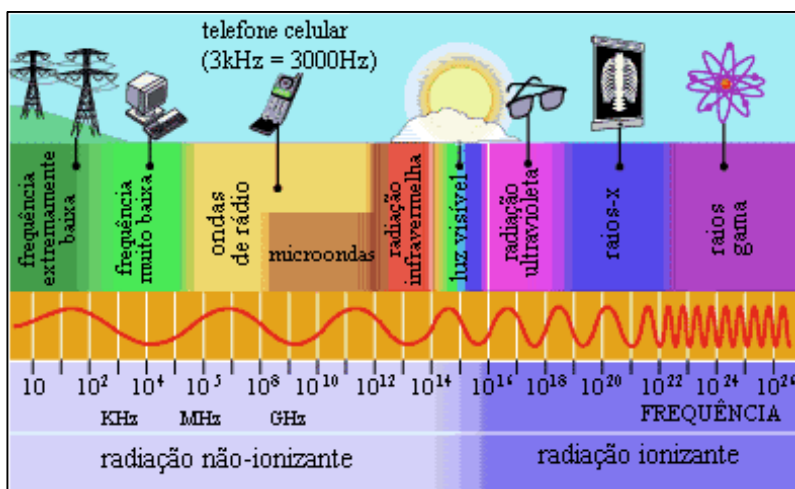


Figura 1: Espectro Eletromagnético

Fonte: http://www.ocaduceu.com.br/web/?p=220&doing_wp_cron

Qualquer objeto que tenha temperatura acima do zero absoluto (-273°C) emite radiação infravermelha na sua superfície [2, 4]. A lei de Stefan-Boltzman define a relação entre a energia irradiada e a temperatura pela constatação de que a radiação total emitida por um objeto é diretamente proporcional à área do objeto, à emissividade e à quarta potência de sua temperatura absoluta. Como a emissividade da pele humana é extremamente alta, a medida da radiação infravermelha emitida pela pele pode ser convertida diretamente em um valor acurado de temperatura [8]. Isto permite que a captura de imagens infravermelhas seja um processo ideal na avaliação da temperatura do corpo humano.

O sensor térmico pode variar de acordo com a fabricante e/ou o modelo do equipamento [19, 20, 21]. As imagens consideradas neste trabalho são capturadas

utilizando a FLIR Thermacam, modelo S45. Esta câmera possui um sensor de microbolômetro não-resfriado e tem sensibilidade de $0,08^{\circ}\text{C}$ no intervalo de -40°C a 2.000°C [22]. Esta câmera leva em consideração três componentes térmicas para estimar com maior precisão as temperaturas medidas. Uma delas é a radiação emitida diretamente pelo objeto. Outra é a radiação refletida de objetos adjacentes e a terceira é a radiação emitida pelo meio, que por sua vez pode absorver parte da radiação das duas primeiras. A Figura 2 ilustra o funcionamento deste mecanismo onde (1) representa os objetos adjacentes, (2) o objeto de interesse, (3) a atmosfera e (4) a câmera termográfica.

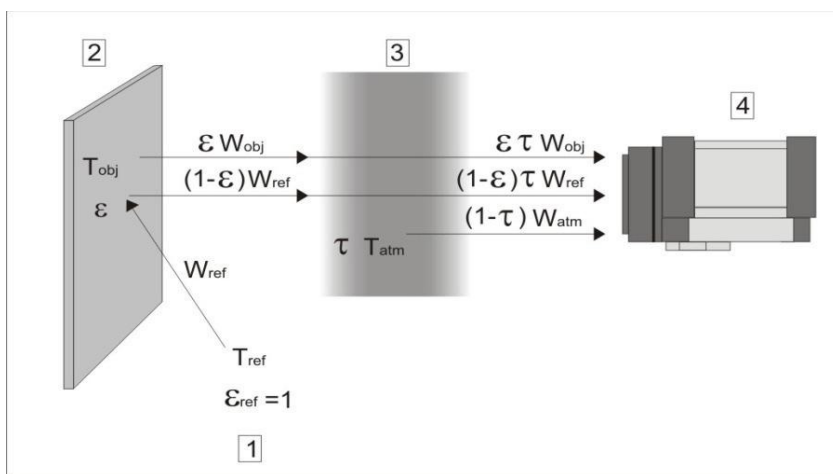


Figura 2: Mecanismo de Captura das Câmeras Térmicas [22].

Para que esta câmera possa estimar a influência destas componentes nos dados capturados, alguns parâmetros devem ser previamente configurados, assim como a emissividade, a temperatura do ambiente, a umidade relativa do ar e a distância entre a câmera e o objeto. Para a captura das imagens utilizadas neste trabalho, o valor de emissividade é configurado como 0,98 [23], que é o valor que mais se aproxima à pele humana [2, 24]. Os outros parâmetros citados devem ser medidos e configurados a cada captura.

A partir de correlações internas, a câmera converte a energia térmica medida em sinais elétricos gerando uma imagem digital que exibe o perfil de temperatura do objeto através de cores visíveis. Diversas possibilidades de correspondência entre as temperaturas adquiridas e conjuntos de cores são disponíveis (paleta de cores). A câmera utilizada neste trabalho possui um sistema com dez paletas onde o usuário pode escolher qual melhor evidencia determinada característica ou que lhe seja mais conveniente. A Figura 3 apresenta uma imagem de infravermelho representada em diferentes paletas.

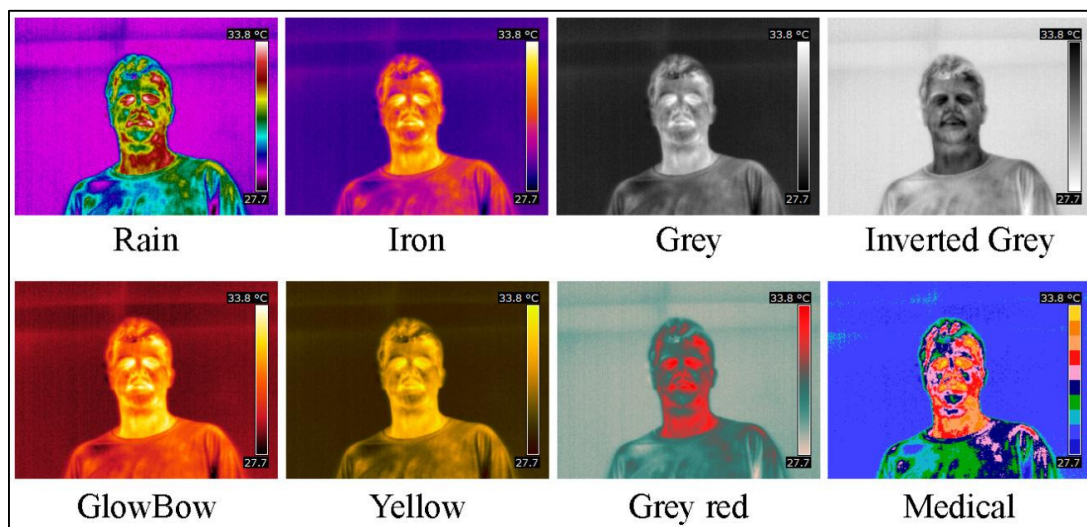


Figura 3: Exemplo da representação de uma imagem térmica em diferentes paletas.

Estas cores não representam cores reais do objeto capturado e tampouco uma temperatura específica, mas sim intervalos de temperatura. Todas as paletas são discretas e possuem cento e vinte tons de cores cada, exceto a paleta *Medical* que possui somente dez. Sendo assim, qualquer mudança de paleta não leva a perda de dados. Ao serem capturadas, as imagens são armazenadas em arquivo *JPG* termográfico, um formato proprietário. Este formato guarda em seu cabeçalho dados de uma imagem *JPG* convencional, além de todas as informações de paleta, parâmetros configurados na câmera, dia, hora e uma matriz de temperaturas. Esta matriz possui 320 linhas e 240 colunas (tamanho da imagem), ou seja, ela armazena um valor de temperatura para cada *pixel* da imagem. No entanto, estes dados só podem ser acessados através de *software* que acompanha esta câmera.

3 - Revisão Bibliográfica

Neste capítulo será realizada uma revisão bibliográfica que abordará algumas justificativas mais detalhadas do uso da termografia na detecção precoce de doenças mamárias (Seção 3.1), hipóteses utilizadas nas análises de especialistas para obter o diagnóstico e, consequentemente, a definição dos limites das ROI (Seção 3.2), trabalhos relacionados à segmentação destas regiões de interesse (Seção 3.3) e os protocolos encontrados na literatura para a captura das imagens térmicas (Seção 3.4).

3.1 - O uso de imagens térmicas para auxílio ao diagnóstico

Algumas das formas de diagnóstico por imagem mais adotadas pelos especialistas são os exames de Ultrassom, Ressonância Magnética e Mamografia [3]. Estes fornecem valiosas informações anatômicas internas do corpo, ajudando assim o diagnóstico médico. Entretanto, problemas relacionados à complexidade das imagens, acessibilidade dos pacientes aos exames, alto custo dos equipamentos e o uso de radiação ionizante ou procedimentos invasivos, podem fazer com que estas não sejam as melhores estratégias iniciais para o rastreamento de doenças mamárias. Com os avanços tecnológicos, nova geração de câmeras termográficas e a possibilidade de um bom desempenho no processamento de imagens destas, a exploração do potencial da termografia na oncologia tem aumentado.

Hipócrates escreveu por volta de 400 D.C. que “se uma parte do corpo humano estiver mais quente ou mais fria que o resto do corpo a doença estará presente nesta parte” [25], ou seja, variações anormais de temperatura são fortes indicadores fisiológicos de possíveis patologias. Imagens de infravermelho fornecem informações fisiológicas normais e anormais do funcionamento dos sistemas sensoriais e nervoso simpático, sistema vascular local e processos inflamatórios [8]. Koay, Herry e Frize [3], Herry e Frize [26], Parinski et al. [27] e Guidi [28] destacam que seu uso na oncologia é justificado pelo fato de que células cancerígenas possuem metabolismo acelerado e por isso se auto-provém de maior vascularização e circulação sanguínea para se nutrirem (angiogênese), fazendo com que a temperatura nesta região aumente se comparada com a região de um tecido normal. A angiogênese tem sido vastamente investigada e foi descoberta como um prognóstico significativo para o câncer de mama. Detectando a região onde este aquecimento acontece é possível identificar e até mesmo diagnosticar a patologia em alguns casos [2, 9].

As câmeras térmicas não usam radiação ionizante, acesso venoso, ou outros procedimentos invasivos, além de ser indolor e não promover contato com a superfície da pele, podendo ser comparada, analogamente, com uma fotografia [2, 8, 9, 26]. Portanto, o exame não proporciona qualquer incômodo para o paciente e é relativamente barato comparado aos métodos tradicionais citados anteriormente. Por estas razões e pelo tratamento de doenças mamárias ser mais eficiente nos estágios iniciais, o uso da termografia tem sido estudado como exame complementar inicial para o rastreamento do câncer [8].

Keyserlingk et al. [5] relatam em suas experiências que entre quinze pacientes com diagnóstico inespecífico resultante da mamografia, dez apresentavam anormalidade nas imagens térmicas. E ainda que destas dez, seis tinham o diagnóstico clínico equivocado. Além disso, somente 61% dos exames clínicos apresentavam alguma suspeita, e após adicionar informações de 66% de exames de mamografias que apresentavam suspeitas, a taxa de detecção aumentou para 83%. Porém combinando somente casos de suspeitas em mamogramas e em imagens de infravermelho a sensibilidade foi de 93%. Adicionando em seguida as suspeitas dos exames clínicos, o percentual de acerto subiu para 98%. A Figura 4 mostra um gráfico representativo desta experiência em pacientes do *Ville Marie Breast Center*. Neste gráfico, o eixo vertical representa a porcentagem de sensibilidade dos testes e o eixo horizontal as combinações destes tipos de exame. Estas combinações correspondem a: suspeitas através do exame clínico (1), suspeitas obtidas através das mamografias (2), suspeitas consideradas através de exames clínico ou de mamografia (3), imagens térmicas anormais (4), suspeitas ou equívocos nos diagnósticos obtidos pelas mamografias (5), imagens térmicas anormais ou suspeitas obtidas através de mamografias (6), imagens térmicas anormais ou equivocadas, ou suspeitas avaliadas pelas mamografias (7) e, finalmente, imagens térmicas anormais, ou suspeitas obtidas pelo uso de mamografias, ou suspeitas nos exames clínicos (8).

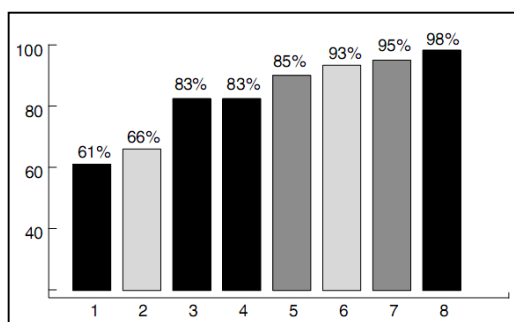


Figura 4: Exemplo de combinação entre os resultados de diferentes exames [5].

3.2 -A assimetria como forma de diagnóstico

A assimetria bilateral, que é a comparação dos padrões estruturais entre a mama esquerda e direita, é a rotina mais usada por mastologistas [29]. A mamografia é considerada um dos melhores exames para detectar patologias mamárias em estágios iniciais por produzir evidências anormais como massas e calcificações [30]. Sendo as estruturas internas das mamas relativamente simétricas, pequenas assimetrias podem indicar regiões suspeitas. Nesta seção iremos apresentar diferentes métodos de diagnóstico por imagens de mamografia e de termografia existentes na literatura. Em seguida, baseado nas áreas analisadas por estes trabalhos, será definida qual seria a melhor região de interesse das imagens térmicas.

Shen et al. [31] apresentam um método que utiliza medidas de assimetria global em mamogramas, baseado no que intitulam de “forma espectral”. Os valores encontrados fornecem uma distribuição da complexidade de formas em uma imagem baseada em três características: média, descritores de Fourier e compacidade. Em seguida utilizam duas outras medidas para a classificação: raio médio e correlação entre as três características.

Zheng, Chang e Gur [32] e Yin et al. [33] utilizam o alinhamento manual das imagens de mamografia (esquerda e direita), a fim de fazer uma análise contralateral e detectar a presença de massas ou calcificações. Esta análise é feita através da subtração bilateral não-linear dos *pixels* das imagens com o uso de aplicativos que removem *pixels* similares em áreas simétricas, permanecendo somente regiões que possam apresentar possíveis suspeitas. Assim foram obtidos resultados satisfatórios.

Ikedo et al. [29] descrevem um método de redução de falsos positivos similar ao apresentado por Zheng, Chang e Gur [32] e Yin et al. [33], porém em imagens de ultrassom. O alinhamento destas imagens também é feito manualmente, baseado na posição dos mamilos e no contorno da pele.

O uso de imagens térmicas como ferramenta de rastreamento e diagnóstico de patologias também utiliza a assimetria bilateral como fator decisivo. Entretanto, é importante lembrar que, ao contrário das técnicas citadas, as imagens térmicas não fornecem informações anatômicas do tumor, nem de estruturas internas do corpo. O que se obtém através das imagens de infravermelho são dados sobre a distribuição de temperatura na superfície da pele, e consequentemente, informações fisiológicas. A seguir apresentaremos alguns trabalhos que utilizam estas informações em métodos para o

diagnóstico, no entanto, sem apresentar muitos detalhes sobre a metodologia utilizada. O objetivo é somente identificar quais seriam as regiões de interesse analisadas para que estas sejam obtidas de forma satisfatória pela metodologia de segmentação proposta por este trabalho.

Herry e Frize [26] fazem uma análise estatística e uma comparação baseada na intensidade da distribuição térmica em regiões de interesse, que definem como regiões simétricas ou comparáveis das mamas. Esta análise inclui também o cálculo da moda, assim como o teste de Kolmogorov-Smirnov. Já Qi et al. [30], utilizando as mesmas definições de região de interesse, apresentam o histograma de Bézier e a análise da curvatura deste como estratégia para o diagnóstico.

As características de padrões térmicos analisadas por Kapoor e Prasad [34] incluem medidas estatísticas como assimetria (*skewness*), variação térmica e curtose. O uso de histogramas descreve a frequência da existência de *pixels* em intensidades diferentes em uma análise contralateral das mamas. Wiecek et al. [35] fazem uma análise estatística ainda mais extensa, através da média, desvio padrão, entropia, energia, matriz de covariância, entre outros, além da assimetria e curtose também utilizados por Kapoor e Prasad [34]. Wiecek et al. [35] utilizam ainda outro grupo de métodos de transformação de imagens como o filtro linear, transformada de Fourier e *wavelet*. Em seguida utilizam uma rede neural para a classificação das imagens.

As técnicas de aprendizado de máquina e de inteligência artificial são muito utilizadas nas etapas de classificação. Serrano [6] apresenta algumas destas técnicas com o objetivo de diagnosticar patologias mamárias através da comparação contralateral das texturas das imagens de infravermelho. As características extraídas destas texturas são baseadas em medidas fractais de Lacunaridade e Sicularidade. Como a geometria fractal consegue descrever de forma satisfatória imagens complexas, outras técnicas fractais podem ser promissoras.

A Figura 5 apresenta exames de infravermelho (A) e mamografia (B) de um paciente de trinta e sete anos, feitos na mesma época. Esta apresentava queixa principal de volume palpável na região supra areolar¹ da mama direita. O exame de infravermelho detectou extensa assimetria vascular e variação térmica de 1,3°C nesta mesma região.

1 – **supra areolar**: região acima da aréola.

O laudo da mamografia atestava microcalcificações¹ dispersas e agrupadas na região central. Após ser submetida a uma cirurgia, foi diagnosticado um carcinoma ductal *in situ*² multifocal e um carcinoma ductal infiltrante³ localizado a 3 cm da região supra areolar [5].

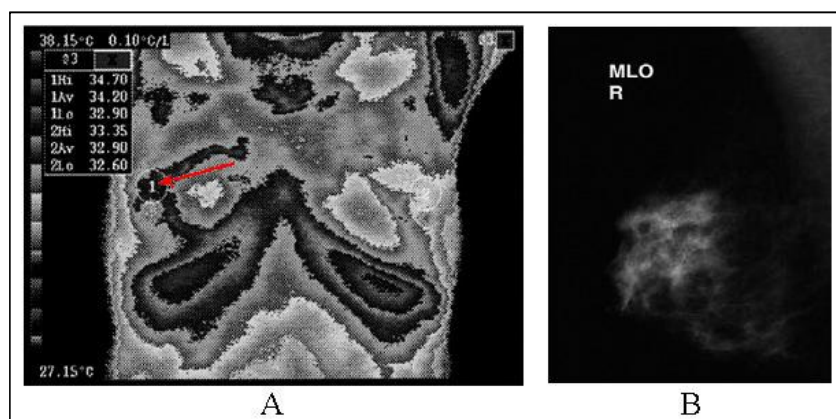


Figura 5: Paciente com carcinoma ductal *in situ* multifocal e carcinoma ductal infiltrante.

A Figura 6 apresenta exames de infravermelho (A) e de mamografia (B) de um paciente de sessenta e seis anos, feitos na mesma época. A paciente obteve um diagnóstico inicial de provável doença fibrocística (FCD) e cistos dispersos. A maioria no lado esquerdo. Nesta época, a imagem térmica apresentava extensa assimetria vascular na mama esquerda e uma variação térmica de aproximadamente 1,4°C. O laudo da mamografia indicava somente opacidades dispersas. O paciente também havia feito um exame de ultrassom, o qual atestava um consistente FCD. Dois anos mais tarde, um tumor cancerígeno de 1,7 cm foi encontrado na região central da mama esquerda [5].

A Figura 7 apresenta exames de infravermelho e mamografia de um paciente de quarenta e nove anos. A imagem térmica capturada em 1997 (Figura 7.A) detectou assimetria vascular significativa na região central superior da mama esquerda. No mesmo ano, o laudo do exame de mamografia (Figura 7.B) diagnosticava mama densa, o que dificultava a visualização de qualquer patologia. Dois anos depois, o paciente apresentou uma protuberância na porção central superior da mama esquerda. A imagem de

1 – **microcalcificações:** são estruturas cálcicas com tamanho igual ou menor que 0,5 mm e podem representar o sinal mais precoce de malignidade e foram o achado mamográfico encontrado em 42% dos casos, numa série de casos de câncer em lesões não-palpáveis.

2 – **carcinoma multifocal *in situ*:** é o precursor do carcinoma invasivo, o qual não demonstra ao exame microscópico a invasão da membrana basal. Deriva do epitélio do ducto. As células epiteliais proliferadas enchem o lúmen ductal, sofrem alterações necróticas e calcificam. É considerada multifocal quando aparece em mais de um local na mama.

3 – **carcinoma ductal infiltrante:** é a neoplasia maligna do ducto maior e apresenta massa sólida cuja infiltração ultrapassa a membrana basal e se estende ao tecido fibroglandular adjacente. Em geral ocasiona metástase para as cadeias linfonodais regionais, principalmente os linfonodos axilares e para órgãos distantes.

infravermelho (Figura 7.C), neste ano, continua a revelar uma assimetria vascular significativa com variação térmica de $0,7^{\circ}\text{C}$. No laudo da mamografia (Figura 7.D), desta vez, foi detectada uma massa opaca na mama esquerda. Após uma cirurgia, foi diagnosticado um carcinoma ductal infiltrante nesta região [5].

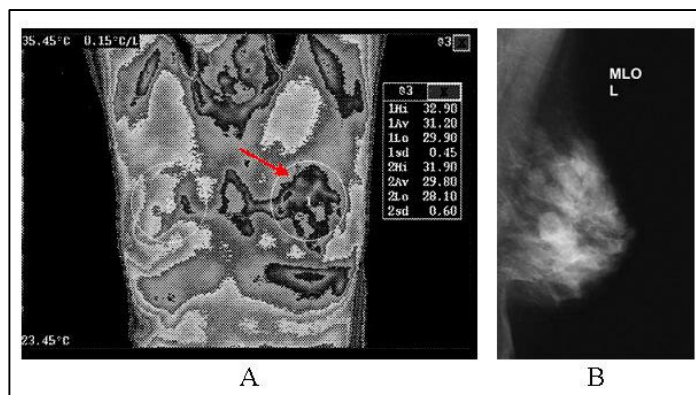


Figura 6: Paciente apresentou tumor cancerígeno dois anos após os exames.

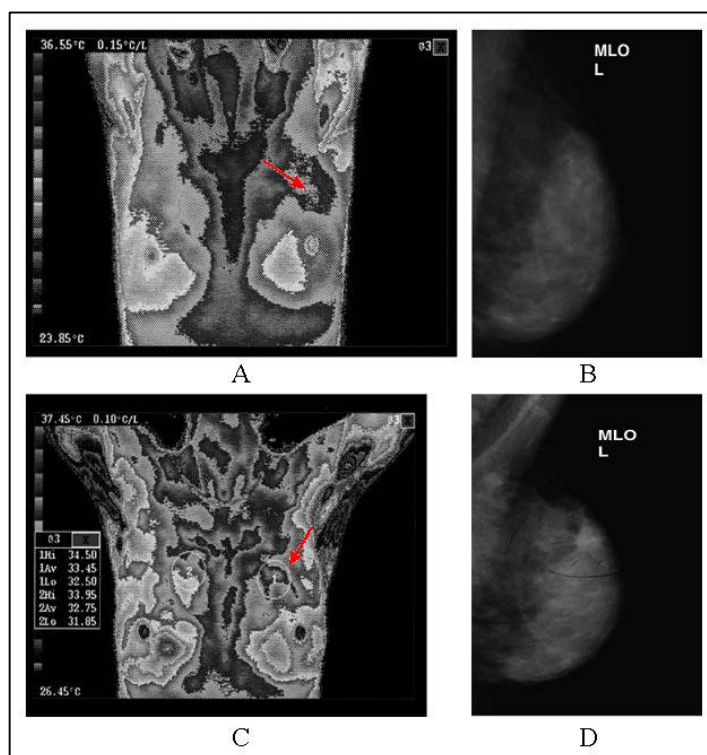


Figura 7: Paciente diagnosticado com carcinoma ductal infiltrante.

É perceptível que apesar de cada trabalho utilizar diferentes técnicas para obter o diagnóstico por imagens, todos buscam analisar a assimetria entre ambas as mamas,

capturadas em vistas frontais. Esta escolha também é feita para que se possam minimizar as falhas causadas por distorções de escala e perspectiva [36]. Portanto, ficam definidas como regiões de interesse as compreendidas acima da prega inframamária¹, abaixo da região axilar (região de grande interesse dos especialistas dado à considerável incidência de nódulos nos linfonodos localizados nesta [1]) e as bordas laterais do corpo, sendo separadas por um eixo central. Alguns trabalhos, como Lipari e Head [36] e Koay, Herry e Frize [3] consideram, ainda, uma subdivisão desta região em quatro quadrantes. Estes quadrantes são determinados baseados na posição do mamilo e do queixo. Como estes nem sempre são encontrados nas imagens capturadas, no presente trabalho não será considerada esta subdivisão. Também é importante ressaltar que, para uma análise computacional comparativa, é importante que ambas as regiões (mama esquerda e mama direita) obtidas pela segmentação tenham a mesma área, e isso será levado em consideração na metodologia proposta e na discussão dos resultados obtidos pelos métodos encontrados na literatura, apresentados na Seção 2.4.

3.3 - Segmentação e obtenção da região de interesse

A segmentação de imagem é definida por Jin-Yu, Yan e Xian-Xiang [37] como “o processo de particionar imagens digitais em múltiplas regiões (conjunto de *pixels*) e tem como objetivo simplificar e/ou modificar a representação da imagem em algo que seja mais fácil de ser analisada”. A segmentação é o ponto chave dos primeiros passos para o reconhecimento de padrões e afeta diretamente o desempenho de métodos automáticos de decisão. Contudo, a segmentação em imagens térmicas é uma tarefa difícil, devido à natureza amorfa das imagens e da falta de limites nítidos [38].

Mesmo reconhecendo as vantagens de uma segmentação automática (repetição de resultados, rapidez, não depender de intervenções manuais, evitando falhas humanas, etc.), Lipari e Head [36] e Schaefer, Zaviscek e Nakashima [39], preferem obter a região de interesse manualmente por acreditarem não existir nenhuma metodologia robusta o bastante para funcionar com a variedade de casos em seu conjunto de dados. Herry e Frize [26] dizem selecionar as regiões de forma manual ou automática, mas não explicam em que condições estas escolhas seriam feitas.

Koay, Herry e Frize [3], no entanto, afirmam que com o avanço da tecnologia e dos métodos computacionais disponíveis hoje em dia, é possível propor uma metodologia semi-automática para o problema. O primeiro passo adotado pelos autores seria identificar

as bordas laterais de cada mama de forma automática através de reconhecimento de padrões, assumindo que estas bordas possuem formas elípticas. Em seguida, o contraste da imagem é realçado para enfatizar os contornos e bordas. Na imagem resultante o método de detecção de bordas proposto por Canny [40] é usado. Este método utiliza um intervalo de *threshold* e o desvio padrão de um filtro Gaussiano. Aplicado à imagem, Canny realça com precisão as bordas desta. Porém a sensibilidade depende exclusivamente destes parâmetros, que se configurados de forma equivocada podem fornecer resultados indesejáveis. Não é descrito quais foram os dados utilizados, o que não permite a reprodução dos resultados obtidos. De qualquer forma, relatam que a partir desta imagem gerada por Canny, todas as bordas externas são desconsideradas, além de todas as linhas verticais e horizontais, pois estas intuitivamente não fazem parte das curvas das mamas. É sugerido então que o centro de massa de todos os contornos restantes deve estar localizado no interior da região de cada mama e por consequência somente as bordas próximas a este centro de massa pertencem à mama. Um fator de inclusão é então definido para determinar a distância de corte do centro de massa. Finalmente, a menor região convexa compreendida entre a elipse que melhor se “encaixa” nestes contornos e onde se encerram estas bordas é escolhida como região da mama. Koay, Herry e Frize relatam que mesmo a detecção automática das bordas externas sendo satisfatória na maioria das vezes, não foi possível segmentar corretamente algumas imagens e por isso escolhem estas bordas de forma manual para assegurar a consistência entre as duas imagens.

Qi et al. [30], descrevem rapidamente uma metodologia totalmente automática para se obter a região de interesse. Utilizando o mesmo método de detecção de bordas (Canny) encontram o que seriam as bordas mais importantes para a detecção, porém não informam como e qual seriam os valores de *threshold* escolhidos. O único valor informado é o de desvio padrão do filtro Gaussiano utilizado (2,5), para que somente as bordas mais fortes se destaquem. Em seguida, as bordas laterais externas, oriundas de Canny, são selecionadas. Além destas, outras duas são escolhidas para serem as bordas das pregas inframamárias. Para isto, é suposto que estas pregas possuem formato parabólico e, portanto, é utilizada a transformada de Hough para detectar estas parábolas. O resultado final tem como limite superior a linha horizontal localizada na altura axilar (encontrada como o ponto de maior curvatura das bordas laterais). Os limites laterais são configurados utilizando as bordas externas destacadas pelo detector de Canny, enquanto as parábolas encontradas pela transformada de Hough são selecionadas como limites inferiores. A

coordenada central é configurada como a interseção destas parábolas, separando assim, as mamas por uma reta vertical que passa por este ponto e é perpendicular à reta de limite superior. Em 2001, um ano depois, Qi e Head [41] apresentaram a mesma estratégia de segmentação, sem incluir mais detalhes a respeito, modificando somente no que tange as etapas de classificação. Em 2006, Qi, Kuruganti e Snyder foram autores do Capítulo 27 do livro “*The Biomedical Engineering Handbook (Third Edition) - Medical Devices and Systems*”, pela editora CRC Press, intitulado de “*Detecting breast cancer from thermal infrared images by asymmetry analysis*” [42]. O mesmo capítulo foi publicado novamente em 2008, pela mesma editora, no livro “*Medical Infrared Imaging*” [43]. Nele, Qi, Kuruganti e Snyder descrevem com mais detalhes a metodologia de segmentação de Qi et al. [30] e Qi e Head [41]. Estes detalhes referem-se principalmente à primeira etapa da metodologia (etapa de detecção de bordas obtidas pelo detector de Canny). Relatam utilizar estes métodos nas imagens térmicas, visando encontrar as pregas inframamárias destacadas geralmente por uma “grande região de sombra” (conceito que não existe em imagens térmicas, já que nenhuma luz visível é detectada pelos sensores de infravermelho). Primeiramente, para minimizar os ruídos que podem ser apresentados nesta etapa, um filtro de suavização Gaussiano de “*low-pass*” (passa-baixa) é aplicado. Em seguida, utilizam um filtro de gradiente (*gradient magnitude*) para destacar a região de interesse. Ressaltam ainda que uma segunda abordagem pode ser adotada utilizando a segunda derivada, para localizar os pontos de inflexão, o que corresponderiam às regiões de maior mudança dos tons de cinza da imagem. O detector de Canny é então aplicado com o objetivo de identificar as bordas da imagem. Em seguida, para obter as curvas que melhor representam as pregas inframamárias, utilizam a transformada de Hough para detectar parábolas, assim como foi dito em Qi et al. [30] e Qi e Head [41]. Porém, desta vez, adicionam que a metodologia aplicada utiliza uma matriz de acumulação tridimensional para avaliar alguns parâmetros destas parábolas, como as coordenadas x e y do foco e a distância focal. Desta forma não é levada em consideração a inclinação das parábolas, o que pode restringir a detecção de algumas bordas, dada a natureza amorfa das mamas.

A Figura 8 exibe os resultados apresentados em Qi e Head [41] e Qi, Kuruganti e Snyder [42, 43]. Analisando esta figura, podemos observar algumas falhas, segundo a definição de região de interesse proposta por este trabalho. Demarcadas pelos círculos vermelhos, é possível visualizar que regiões da mama foram desprezadas. As curvas destacadas pelas setas verdes não correspondem às bordas das pregas inframamárias

(dobras inferiores da mama). Além disso, as regiões obtidas nas imagens à esquerda não possuem o mesmo tamanho.

Em 2010, Kapoor e Prasad [34] descrevem uma metodologia parecida com a apresentada em Qi et al. [30] e Qi e Head [41]. Utilizam a detecção de bordas de Canny encontrada no pacote de ferramentas para processamento de imagens do Matlab e, em seguida, a transformada de Hough para detectar as parábolas que melhor representem as pregas inframamárias. Para isso utilizam uma matriz de acumulação bidimensional para as coordenadas do foco, mas fixam um plano $p\theta$ (p distância focal e θ inclinação da parábola), o que restringe o número de parábolas a serem encontradas. Em seguida são escolhidas, nesta matriz, as células de maior concentração e examinam a relação (principalmente de continuidade) entre os *pixels* da imagem e as células escolhidas. Os próximos passos não são descritos, sendo assim, não é possível determinar qual foi a região obtida. A Figura 9 exibe o diagrama apresentado em Kapoor e Prasad [34], onde os círculos vermelhos destacam os passos não descritos.

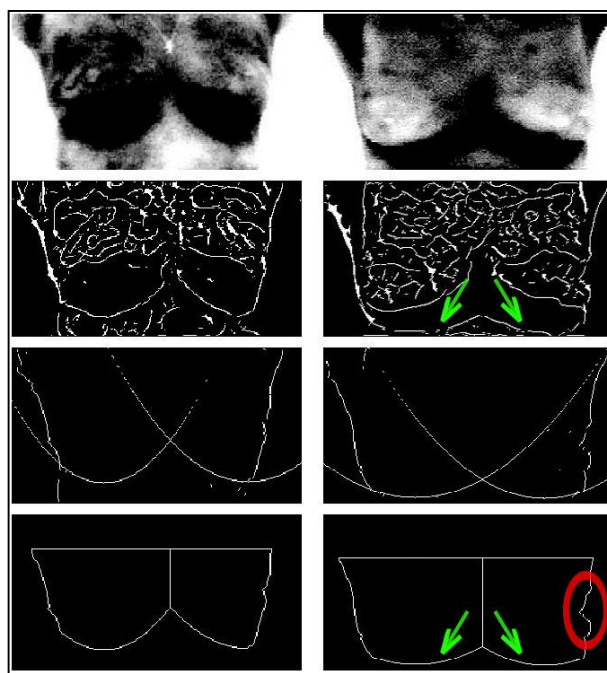


Figura 8: Alguns resultados da segmentação automática [41- 43]

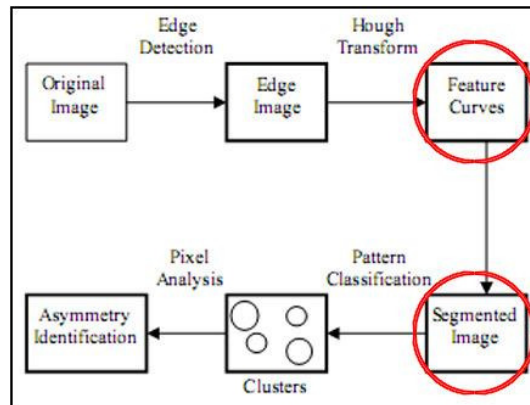


Figura 9: Diagrama da metodologia descrita em Kapoor e Prasad [34]

A dificuldade em conseguir uma segmentação mais robusta acabou servindo como motivação para outros trabalhos. Scales, Herry e Frize [44], por exemplo, analisaram vinte e uma imagens de infravermelho de tamanho 128×128 pixels e propõem uma metodologia de segmentação semi-automática. Esta metodologia também foi baseada nos trabalhos de Qi et al. [30] e Qi e Head [41] e possui oito etapas:

- i. Remoção manual das bordas superiores do corpo (por exemplo, os ombros) e da cintura;
- ii. Detecção de bordas através de uma série de detectores de bordas Canny;
- iii. Isolamento da mama esquerda, da mama direita, e o restante do nível superior e das extremidades do corpo;
- iv. Detecção dos limites inferiores da mama (baseados na transformada de Hough);
- v. Interpolação de segunda ordem das curvas encontradas na etapa iv;
- vi. Detecção da região com maior curvatura nas margens esquerda e direita do corpo (axilas);
- vii. Estimativa do limite superior da mama utilizando um número de regras empíricas e regiões do corpo;
- viii. Isolamento da região de interesse através das fronteiras encontrados nas etapas iii, vi e vii.

Assim como Kapoor e Prasad [34], Scales, Herry e Frize [44] utilizaram o método de Canny já implementado no Matlab. Relatam que depois de inúmeras tentativas para estimar os valores de *thresholds* apropriados para esta aplicação, chegaram à conclusão que seria impossível determinar um resultado único e por isso esta escolha foi feita de forma manual e empírica. A transformada de Hough também foi descrita como primeira abordagem para identificar as pregas inframamárias. Todavia, desta vez, para identificar formas circulares, utilizando uma matriz de acumulação bidimensional para as

coordenadas do centro das circunferências, e também um vetor de acumulação para determinar os raios destas. As imagens são divididas em duas regiões de maneira manual (esquerda e direita), além de removerem ambas as bordas externas, para que a utilização da transformada de Hough apresente menor custo computacional e se minimizem os erros. As bordas encontradas pelo método de Canny que interceptam alguma das circunferências, são selecionadas para a próxima etapa. Entretanto a transformada de Hough se mostrou muito sensível às pequenas mudanças de curvatura e concavidade e, por isso, um grande número de bordas foi detectado equivocadamente. O passo seguinte é o de interpolar ambas as curvas (referentes às mamas esquerda e direita) por um polinômio de segundo grau. A coordenada superior de segmentação foi obtida através de uma série de regras empíricas, que seguem as orientações de Qi e Head [41], buscando as axilas como o ponto de maior curvatura das bordas externas. A coordenada central é obtida através da média da distância horizontal entre os pontos mais extremos de ambas as bordas externas, obtendo assim a região de interesse. A Figura 10 exibe partes do *pipeline* apresentado em Scales, Herry e Frize [44].

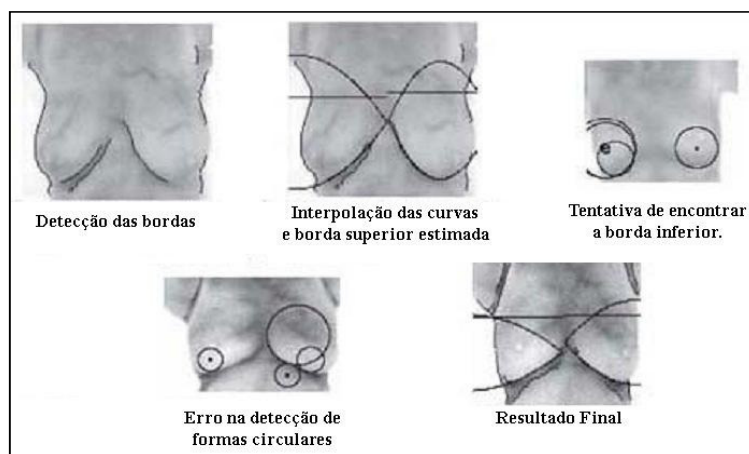


Figura 10: Resultados apresentados em Scales, Herry e Frize [44].

Analisando a Figura 10, podemos observar que a região de interesse é respeitada. Contudo, é uma metodologia semi-automática, precisando de várias intervenções manuais, o que dificulta a repetição de resultados.

3.4 - Captura de imagens térmicas

A pele humana é o maior órgão do corpo humano e ajuda a manter o equilíbrio térmico através do processo de transferência de calor entre o corpo e o meio e vice-versa.

Esta transferência de calor resulta de um processo fisiológico complexo, desempenhado pela circulação sanguínea, suor, metabolismo e pela dissipação do calor na atmosfera [2]. O desempenho das câmeras térmicas está fortemente ligado ao conhecimento técnico e ao manuseio da câmera, antes ou durante a captura das imagens. Qualquer equívoco pode resultar em coleta de dados errôneos.

Amalu et al. [8] fazem uma revisão bibliográfica extensa sobre imagens térmicas aplicadas à mastologia. Relatam que as experiências realizadas pelo grupo do projeto de pesquisa, patrocinado pelo “*National Cancer Institute*” (NCI) dos Estados Unidos, chamado “*Breast Cancer Detection and Demonstration Project*” (BCDDP), que se estabeleceu entre 1973 à 1979, levaram ao descrédito da termografia. O BCDDP coletou dados de diferentes centros de pesquisa ao redor dos Estados Unidos e realizou estudos tanto sobre o exame de imagens de infravermelho, quanto sobre o exame clínico e a mamografia. Enquanto o grupo descrevia em detalhes a importância do controle de qualidade da mamografia, todo o protocolo de aquisição de imagem infravermelha foi resumido em um parágrafo que simplesmente indica que a captura das imagens de infravermelho devia ser realizada por um técnico treinado pelo BCDDP, que na verdade eram técnicos em radiologia. Ao constatarem que a mamografia era eficaz para um número satisfatório de casos (não informado pelos autores), o uso das imagens de infravermelho foi abandonado sem qualquer avaliação mais aprofundada. O relatório apresentado afirmava que era impossível determinar se imagens infravermelhas anormais podiam diagnosticar o câncer nos casos estudados. Porém não souberam informar se os resultados negativos obtidos haviam sido causados pela tecnologia disponível na época ou ainda pela interpretação das imagens, possivelmente equivocadas, não rejeitando por completo o estudo futuro desta técnica. Algum tempo depois, mesmo o BCDDP afirmando que o uso das imagens de infravermelho não parece apropriado para ser um substituto da mamografia como rastreamento de rotina, em alguns programas individuais do projeto, os resultados pareciam promissores. Isso motivou o investimento do BCDDP no desenvolvimento de novos centros de pesquisa e testes com termogramas, porém, desta vez, em condições que se acreditava ser cuidadosamente controladas. Na época, para se estabelecer um centro de triagem de câncer de mama, era exigida a presença de um radiologista. Em contrapartida, quando se tratava dos centros de pesquisas em imagens de infravermelho nenhuma experiência nesta tecnologia era necessária a todos. Desta maneira, dos vinte e sete centros que foram abertos, somente em cinco existiam técnicos ou médicos com alguma

experiência mínima nesta área. Somente dezoito meses após o projeto ter sido iniciado, e estes centros terem sido estabelecidos, os técnicos e radiologistas tiveram a oportunidade de obter alguma formação mais técnica nesse tipo de imagem, com treinamentos que lhes eram oferecidos. No entanto, dos diretores de todos os centros, somente onze consideraram este treinamento importante para que seus pesquisadores participassem. Assim, muitos dos locais onde eram feitas as capturas das imagens continuavam sem nenhum controle do ambiente experimental. Muitos destes eram improvisados em espécies de Vans ou *Trailers* móveis com sistema de refrigeração precários e muitas vezes permaneciam com as portas abertas para facilitar o fluxo de pacientes, o que levou a obterem imagens ilegíveis ou equivocadas. Sendo assim, o BCDDP sucumbiu aos erros graves de protocolo que Amalu et al. [8] separam em cinco áreas críticas como:

- O estudo foi iniciado com uma premissa errada de que a imagem infravermelha poderia substituir a mamografia. Um procedimento de imagem funcional que detecta alterações metabólicas e termovasculares não pode substituir um teste que procura por áreas específicas de mudanças estruturais das mamas;
- Técnicos completamente destreinados foram responsáveis por realizar os exames;
- O estudo usou os radiologistas que não tiveram nenhuma experiência ou conhecimento em leitura de imagens infravermelhas;
- Controles laboratoriais adequados foram completamente ignorados, ainda mais nos muitos *trailers* móveis utilizados, que possuíam grandes variações de temperaturas internas durante o dia;
- Nenhum protocolo padronizado tinha sido estabelecido para imagens de infravermelho.

Considerando esses fatos, o BCDDP não avaliou corretamente ou aproveitou os recursos que dispunham. Desde o encerramento do BCDDP, as tentativas de pesquisadores e médicos em todo o mundo demonstraram resultados muito variados [3]. Estas variações foram causadas em função da tecnologia das antigas câmeras, do baixo poder de processamento da antiga geração de computadores, mas principalmente pelos inúmeros procedimentos e diferentes protocolos adotados pelos pesquisadores. Como a termografia em aplicações oncológicas, mais precisamente em aplicações mastológicas, ainda está em fase de estudo e pesquisa, não existe nenhum protocolo padrão. A seguir, serão

apresentados os protocolos encontrados na literatura (Seção 2.51) e o protocolo adotado na captura das imagens utilizadas neste trabalho.

3.4.1 - Protocolos encontrados na literatura

Ng [2], Koay, Herry e Frize [3], Amalu et al. [8], Parisky et al. [27], Kapoor e Prasad [34] e Ammer e Ring [24] são unânimes sobre a necessidade de um protocolo rígido e completo como única maneira de assegurar a utilidade e usabilidade das imagens térmicas em aplicações médicas, pois somente assim fatores externos não influenciariam tanto na qualidade dos experimentos. Parisky et al. [27] acrescentam que em experimentos utilizando 1.293 exames de infravermelho, 238 foram excluídas por falhas no protocolo, ou baixa qualidade da imagem em decorrência do excesso de movimento do paciente, ou posicionamento errado durante a captura. Entretanto, ressaltam que após o treinamento dos técnicos responsáveis pelas capturas, a taxa de rejeição caiu para menos de 5%.

As instruções apresentadas a seguir representam algumas regras para o protocolo de obtenção de imagens térmicas da mama encontradas na literatura. Estas serão divididas em sete grupos: I- Instruções prévias para o paciente; II- Formulário; III- Aclimatização do paciente; IV- Condições do consultório; V- Configuração da câmera termográfica; VI- Série básica de imagens e VII- Procedimento de captura.

I. Instruções prévias para o paciente

- O paciente é recomendado a evitar o banho de sol três dias antes do exame [2, 8];
- O paciente deve evitar o uso de loções, cremes, maquiagem, desodorante ou antitranspirante na região a ser examinada [2, 3, 8, 24, 34];
- Nenhuma terapia física deve ser feita a menos de 24h antes do exame, incluindo estimulação ou tratamento da mama [2, 8, 24];
- O paciente não deve se exercitar a menos de 4h antes do exame [2, 24];
- Caso o paciente precise se banhar, que seja pelo menos 1h antes do exame [2, 8];
- O paciente deve evitar o uso de medicamentos para dor um dia antes do exame, salvo sob indicação médica [2, 3, 24, 34];
- O paciente não deve ingerir bebidas alcoólicas e deve evitar o tabagismo antes do exame [2, 3, 24, 34];

- O paciente é recomendado a não fazer grandes refeições. O consumo de chá ou café também deve ser evitado [2, 3, 8, 24, 34];
- O paciente deve evitar roupas apertadas no dia do exame [2, 24].

II. Formulário

- O paciente deve relatar todo seu histórico patológico assim como o de sua família, para que possíveis mudanças térmicas possam ser analisadas e justificadas [2].

III. Aclimatização do paciente

- Assim que se apresentar no consultório, o paciente deverá descobrir completamente a região a ser examinada e nenhum contato com a região deve ocorrer. Poderá se cobrir somente com alguma bata leve cedida pelo médico ou técnico responsável pela captura das imagens [2, 8, 24];
- O paciente deverá aguardar entre dez a quinze minutos para que seu corpo entre em equilíbrio térmico com o ambiente [2, 8, 24]. Ammer e Ring [24] acrescentam que depois de 30 minutos de aclimatização, oscilações na superfície da pele podem ser detectadas com diferentes amplitudes e consequentemente, dependendo da região a ser examinada, o resultado poderá apresentar uma assimetria natural entre os lados esquerdo e direito do corpo.

IV. Condições do Consultório

- A sala deve ter tamanho suficiente para acomodar o paciente, a equipe médica e os equipamentos necessários. Um tamanho aproximado de 3x4 metros deve ser suficiente [2, 24];
- Para que a temperatura da sala não seja afetada pelo calor gerado por equipamentos eletrônicos e pela presença de pessoas, um sistema de refrigeração adequado deve ser escolhido, a fim de manter a temperatura controlada e homogênea [2, 24];
- A temperatura deve ser mantida entre 18°C e 22°C e a umidade relativa do ar entre 40% e 75% [2, 3, 8, 24, 34];

- Deve-se evitar que o sistema de ar condicionado esteja voltado para o corpo do paciente, assim como os equipamentos eletrônicos devem estar afastados do examinado para que o calor gerado por eles não interfira na aferição da temperatura [2, 24];
- Todas as portas e janelas devem permanecer fechadas para evitar que correntes de ar entrem em contato com o corpo do paciente. Além disso, janelas devem ser cobertas por cortinas ou persianas para que não corra o risco de contato direto da radiação solar durante o exame [2, 8, 24];
- Lâmpadas fluorescentes devem ser usadas no consultório, pois outros tipos de lâmpadas emitem maior radiação infravermelha e podem influenciar na aquisição das imagens [2, 8]. Herry e Frize [3] e Kapoor e Prasad [34] vão além e afirmam que a melhor maneira de evitar a influência da radiação das lâmpadas é obter as imagens com as lâmpadas apagadas, utilizando somente a iluminação ambiente.

V. Configuração da câmera termográfica

- A câmera deve estar sempre fixa em algum tipo de tripé ou mesa ajustável, para que uma melhor posição vertical seja configurada [2, 24];
- O nível horizontal da câmera também precisa ser observado e ajustado, quando necessário [2]. Porém, Ammer e Ring [24] consideram o uso de tripés inapropriado por este precisar de frequentes ajustes causando falhas em algumas capturas. Afirmam ainda, que seu uso dificulta a reprodução das experiências e assim, estúdios fotográficos, com equipamentos que controlem a altura e o nível da câmera, forneceriam a melhor solução;
- Os parâmetros devem ser configurados corretamente na câmera. Qualquer dado mal configurado pode influenciar completamente na interpretação do sistema e gerar falsos dados na imagem [2, 8, 24].

VI. Série básica de imagens

Assim como na mamografia, uma série mínima de imagens de infravermelho é necessária para facilitar a completa cobertura da mama. Esta série inclui:

- Duas vistas bilaterais frontais (T1 e T2). As imagens T1 e T2 são capturadas com o ângulo de visão perpendicular ao plano coronal, para ter uma visualização completa de ambas as mamas e tornar possível uma comparação contralateral. Estas duas diferem exclusivamente pela posição dos braços. A T1 é capturada com o paciente com as mãos na cintura, para que a mama se apresente na forma mais natural. A T2 deve ser capturada com o paciente colocando os braços para cima, a fim de que uma possível ptose¹ possa ser corrigida [2, 8];
- Vista frontal individual de ambas as mamas. As vistas individuais maximizam a resolução térmica e espacial da mama esquerda (ME) e da mama direita (MD), e devem ser capturadas com o ângulo de visão perpendicular ao plano coronal [2, 8];
- Lateral interna da mama esquerda (LIME) e lateral interna da mama direita (LIMD). As LIME e LIMD são capturadas a 45° do plano coronal, aproximadamente, para que os quadrantes lateral e medial das mamas esquerda e direita fiquem expostos [2, 8];
- Após a captura das imagens padrão, imagens extras podem ser adquiridas de acordo com as necessidades do médico [2, 8].

VII. Procedimento de captura

O momento da captura da imagem é considerado a maior fonte de variação, que são causadas principalmente pelo posicionamento errado dos sensores de infravermelho. Por isso, os médicos (ou técnicos) que fazem as capturas das imagens, devem estar atentos aos seguintes aspectos:

- A distância entre a câmera e o paciente deve ser fixa, fazendo com que as imagens de todos os adultos normais estejam com aproximadamente tamanhos iguais. Isso serve para que uma futura comparação entre os padrões térmicos possa ser realizada. Além disso, manter uma distância padrão promove melhor resolução e acurácia na interpretação térmica da câmera [2, 8, 24]. Entretanto, Ammer e Ring [24] acrescentam que manter uma distância fixa não pode compensar a diferença entre o tamanho dos corpos de diferentes pacientes, porém não chega a promover uma discussão mais detalhada dos problemas que isto poderia causar.

1. Ptose: termo utilizado para a queda da mama, que pode acontecer devido ao excesso de peso, à flacidez da pele, ou ambos os casos.

- O ângulo formado pela câmera e a área a ser capturada (ângulo de visão) deve ser sempre medido para se manter o padrão das imagens capturadas [2, 8, 24]. Ammer e Ring [24] acrescentam que ângulos indefinidos durante a captura afetam diretamente a precisão da medida de temperatura. No caso de superfícies curvas, como o corpo humano, o ângulo entre a radiação do objeto e o aparelho de captura pode gerar erros críticos nos valores medidos. Segundo eles, com o ângulo em torno de 30°, pequenas perdas na captura completa da radiação emitida podem começar acontecer. Caso o ângulo de visão esteja em torno de 60°, a perda de informações se torna crítica e resulta em falsas temperaturas;
- O paciente, por sua vez, deve permanecer sentado, ereto e alinhado. Apesar de diferentes posições e diferentes ângulos de visão serem necessárias para cobrir toda área de interesse, no momento da captura o paciente deve permanecer imóvel [2, 8, 24]. Segundo Ammer e Ring [24], qualquer movimento pode alterar o ambiente da radiação infravermelha refletida pela pele e do ar, que será detectado pelo sensor da câmera, gerando uma imagem “borrada”. Por isso, propõem o uso de uma plataforma giratória, ou até mesmo uma cadeira giratória, para que o paciente se movimente o mínimo possível e para que os ângulos de visão sejam medidos de forma mais eficiente.

3.4.2 -Protocolo adotado para a captura das imagens utilizadas neste trabalho

Desde 2005 a captura das imagens utilizadas nesta dissertação está sendo realizada no Hospital das Clínicas da UFPE. Os pacientes submetidos ao exame são oriundos do Ambulatório de Mastologia da Clínica Ginecológica do Departamento Materno-Infantil do Hospital das Clínicas (HC) da UFPE. Cabe aos especialistas, responsáveis por estes pacientes, a seleção dos que serão submetidos ao exame de termografia. Inicialmente, a amostra de pacientes consistia daqueles que houvesse uma suspeita da presença de nódulo mamário, detectado através do exame clínico prévio. Hoje, dada a necessidade de se criar uma amostra com diagnósticos ou suspeitas diferenciadas, para que se possam obter informações dos diferentes padrões de temperatura, pacientes saudáveis também estão sendo incluídos. Estas imagens estão sendo alimentadas em um banco de imagens disponíveis em PROENG [45]. Além deste, também está sendo desenvolvido um sistema de prontuário eletrônico que conterà todas as informações de cada paciente fornecidas

pelos médicos responsáveis, juntamente com suas respectivas imagens de infravermelho [23]. Araújo [23] e Bezerra [12] descrevem o protocolo adotado para a obtenção destas imagens, que será apresentado a seguir.

I. Formulário

- Ao comparecer na sala onde é feita a captura das imagens, o paciente apresenta o prontuário médico cedido pelo especialista responsável para que todos os dados relevantes sejam preenchidos no formulário do exame termográfico.

Um segundo formulário é utilizado para armazenar os dados do paciente (prontuário, temperatura corporal e data da última menstruação), do ambiente experimental (temperatura e umidade relativa) e a identificação das imagens capturadas. Estas identificações são feitas utilizando os números gerados automaticamente pela câmera. O nome dos arquivos recebe o prefixo “IR ” seguido destes números. Esta nomenclatura será utilizada para identificar as imagens neste trabalho, porém como a numeração da câmera é reiniciada sempre que o cartão de memória é descarregado, nomes iguais para imagens diferentes podem ser armazenados. Sendo assim, uma tabela informando os nomes dos arquivos utilizados neste trabalho e a data de captura dos mesmos será apresentada no Apêndice A para diferenciá-las.

II. Aclimatização do paciente

- É solicitado ao paciente que descubra completamente a área da mama, vestindo em seguida uma bata descartável até o momento do exame;
- O paciente aguarda por aproximadamente 10 minutos, enquanto é feita uma demonstração dos procedimentos a serem realizados com o auxílio de um projetor ligado à câmera termográfica. Também são explicados os detalhes sobre o documento de consentimento livre e esclarecido que o paciente deve assinar, autorizando o uso de suas imagens para fins de educação e pesquisa. Faz parte dos termos deste documento o sigilo absoluto sobre a identidade do paciente.

III. Condições do Consultório

- O consultório deve ser grande o suficiente para acomodar o paciente e o número de pessoas necessárias para a realização do exame. Também deve ter espaço suficiente

para movimentar a câmera, a fim de se obter o melhor ângulo de visão para diferentes capturas.

- A temperatura e a umidade na sala devem ser medidas durante todo o exame. A temperatura deve ser agradável para o paciente, para que este não venha transpirar ou sentir frio durante o exame, o que pode resultar em falhas na obtenção dos resultados. Como as imagens estão sendo capturadas em região de clima tropical, foi observado que a temperatura entre 25°C a 28°C é a mais viável de se manter dados os recursos do hospital, além de proporcionar maior conforto ao paciente.
- As portas e janelas do consultório devem ser mantidas sempre fechadas para que não haja corrente de ar que possa entrar em contato com o corpo do paciente, assim como o fluxo de ar proveniente do sistema de refrigeração não deve incidir diretamente sobre o paciente.

IV. Série básica de imagens

Além das vistas citadas nos protocolos encontrados na literatura (T1, T2, LIME, LIMD, ME e MD) duas vistas adicionais fazem parte da série básica deste protocolo: Lateral externa da mama esquerda (LEME) e lateral externa da mama direita (LEMD). As LEME e LEMD devem ser obtidas individualmente em um ângulo de visão perpendicular ao plano distal.

A Figura 11 apresenta a série completa de um paciente.

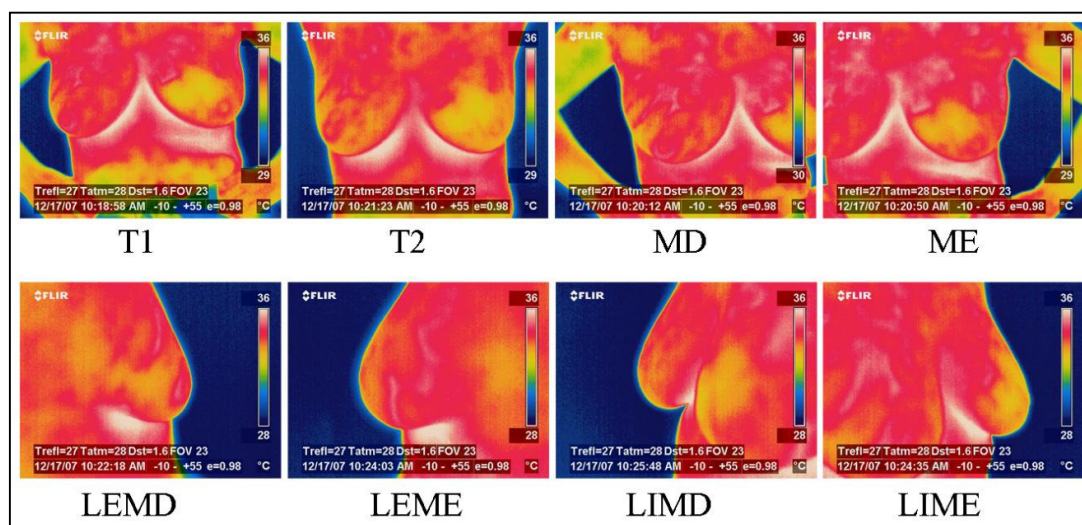


Figura 11: Série básica de imagens térmicas

4 - Fundamentação teórica

Neste capítulo, serão apresentadas algumas técnicas de processamento e análise de imagens digitais. Estas servirão como base para a compreensão de alguns dos procedimentos adotados na metodologia de segmentação proposta pelo Capítulo 4. Outras técnicas ou definições serão suprimidas pela trivialidade, porém serão definidas brevemente sempre que for necessário.

4.1 -Morfologia Matemática

A Morfologia Matemática se caracteriza por um conjunto específico de operações sobre imagens formadas pelos conjuntos de *pixels*. A morfologia pode ser aplicada em diversas áreas de processamento de imagens, como realce, filtragem, segmentação, esqueletização, entre outras. A base da morfologia consiste em extrair as informações relativas à geometria e à topologia de um conjunto desconhecido (neste caso uma imagem) pela transformação através de outro conjunto bem-definido, chamado elemento estruturante [46]. As operações básicas da morfologia digital são a erosão, onde *pixels* que não atendem a um dado padrão são apagados da imagem, e dilatação, onde uma pequena área relacionada a um *pixel* é alterada para um dado padrão. Essas operações são definidas utilizando as operações de conjuntos e, para isto, as imagens binárias são interpretadas como um conjunto de pares ordenados (coordenadas dos *pixels* acesos). A Figura 12 ilustra essa interpretação, onde “O” representa a origem da imagem.

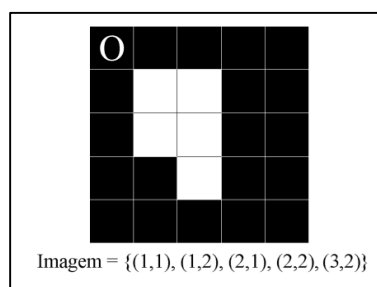


Figura 12: Representação de uma imagem como o conjunto de *pixels* acesos

- Dilatação ($\oplus$):

A dilatação de um conjunto A (imagem original) pelo conjunto B (elemento estruturante) é definida por:

$$A \oplus B = \{A + (x_1 \in B)\} \cup \{A + (x_2 \in B)\} \cup \dots \cup \{A + (x_i \in B)\} \quad [46]$$

Exemplo 1: Seja $A = \{(1,1), (1,2), (2,1), (2,2)\}$ e $B = \{(-1,0), (0,-1), (0,1), (1,0)\}$.

Então,

$$A \oplus B = \{A + (-1,0)\} \cup \{A + (0,-1)\} \cup \{A + (0,1)\} \cup \{A + (1,0)\}, \text{ onde}$$

$$A + \{(-1,0)\} = \{(0,1), (0,2), (1,1), (1,2)\}$$

$$A + \{(0,-1)\} = \{(1,0), (1,1), (2,0), (2,1)\}$$

$$A + \{(0,1)\} = \{(1,2), (1,3), (2,2), (2,3)\}$$

$$A + \{(1,0)\} = \{(2,1), (2,2), (3,1), (3,2)\}$$

Logo,

$$A \oplus B = \{(0,1), (0,2), (1,0), (1,1), (1,2), (1,3), (2,0), (2,1), (2,2), (2,3), (3,1), (3,2)\}$$

A Figura 13 ilustra a dilatação da imagem A através do elemento estruturante B.

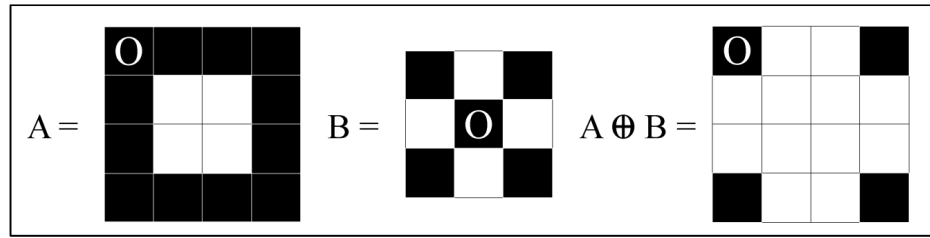


Figura 13: Dilatação morfológica obtida pelo Exemplo 1

- Erosão ($\ominus$):

A erosão de um conjunto A (imagem original) pelo conjunto B (elemento estruturante) é definida por:

$$A \ominus B = \{B_{(x_1)} \cap A \mid B_{(x_1)} \subseteq A\} \cup \dots \cup \{B_{(x_i)} \cap A \mid B_{(x_i)} \subseteq A\}, \text{ onde } B_{(x_i)} \text{ é a translação de B em relação a } x_i \in A \quad [46].$$

Exemplo 2: Seja $A = \{(1,1), (3,3), (3,4), (4,3), (4,4)\}$ e $B = \{(0,0), (0,1), (1,0), (1,1)\}$.

Então,

$$B_{(1,1)} = \{(1,1), (1,2), (2,1), (2,2)\}$$

$$B_{(3,3)} = \{(3,3), (3,4), (4,3), (4,4)\}$$

$$B_{(3,4)} = \{(3,4), (3,5), (4,4), (4,5)\}$$

$$B_{(4,3)} = \{(4,3), (4,4), (5,3), (5,4)\}$$

$$B_{(4,4)} = \{(4,4), (4,5), (5,4), (5,5)\}$$

Logo,

$$A \ominus B = \{B_{(3,3)} \cap A \mid B_{(3,3)} \subseteq A\} = \{(3,3)\}$$

A Figura 14 ilustra a erosão da imagem A através do elemento estruturante B.

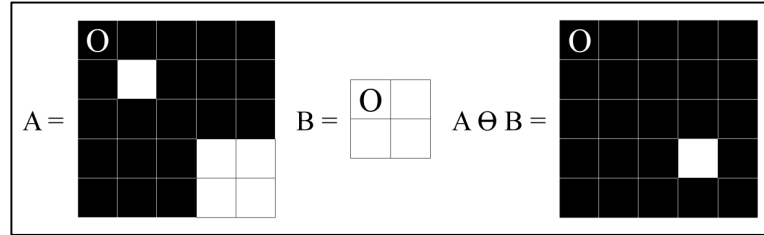


Figura 14: Erosão morfológica obtida pelo Exemplo 2

Duas outras técnicas morfológicas muito utilizadas são a abertura (*openning*) e o fechamento (*closing*) e utilizam as operações de dilatação e erosão em seu procedimento.

- Abertura (o):

Utilizada geralmente para remover ruídos de uma imagem que tenha uma morfologia específica, a abertura de um conjunto A (imagem original) pelo conjunto B (elemento estruturante) é definida por: $A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$. A Figura 15 apresenta um exemplo desta aplicação.

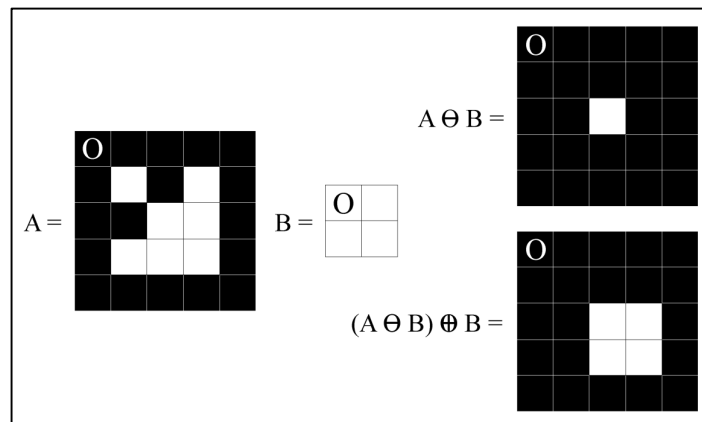


Figura 15: Exemplo de uma aplicação de abertura morfológica

- Fechamento (•):

Utilizado geralmente para preencher buracos (*gaps*) de uma imagem, o fechamento de um conjunto A (imagem original) pelo conjunto B (elemento estruturante) é definida por: $A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$. A Figura 16 apresenta um exemplo desta aplicação.

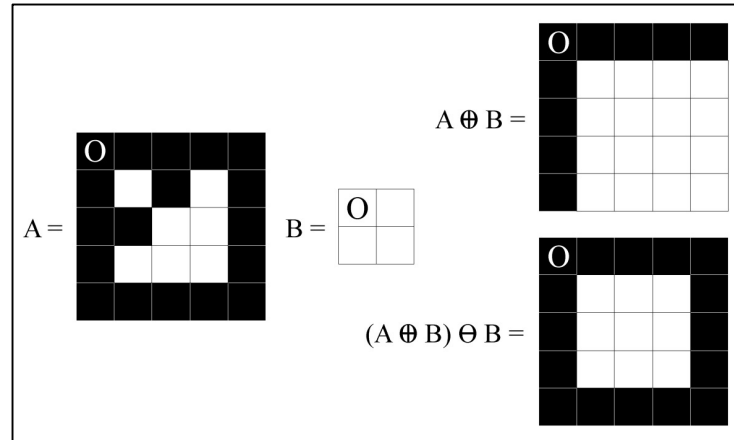


Figura 16: Exemplo de uma aplicação de fechamento morfológico

4.2 - Reconhecimento de padrões (transformada de Hough)

O princípio básico da transformada de Hough é transformar uma imagem digital em um espaço de parâmetros através de equações paramétricas de uma forma que se deseja detectar. Este espaço pode ser representado por uma matriz de inteiros n-dimensional (n = número de parâmetros) onde o tamanho desta dependerá exclusivamente do intervalo de cada parâmetro. Cada *pixel* aceso na imagem, que satisfizer a equação paramétrica desejada, incrementa a célula desta matriz, indexada pelos parâmetros correspondentes. Ao final, a célula de maior valor terá seus respectivos índices selecionados como parâmetros que representarão a curva desejada [47].

Para o reconhecimento de parábolas, por exemplo, é utilizada a representação desta na forma polar (Equação 1), onde d é a distância focal, β é o ângulo formado pelo eixo de simetria (s) e a reta que liga um ponto da parábola (P) ao foco (F) e ρ é a distância entre P e F ou, equivalentemente, a distância entre P e a reta diretriz (k). A Figura 17 apresenta uma ilustração de uma parábola e estes parâmetros.

$$\rho = \frac{2d}{(1 - \cos\beta)} \quad (1)$$

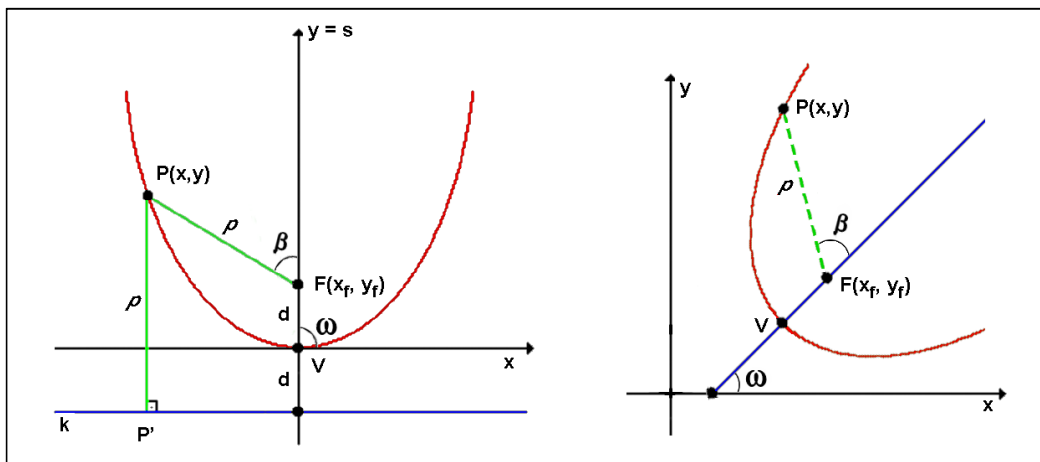


Figura 17: A parábola e seus parâmetros [48].

Desta forma as coordenadas x e y de cada ponto da parábola podem ser representadas pela Equação 2.1 e Equação 2.2, respectivamente. Considerando as translações e rotações desta parábola, obtêm-se as Equações 2.3 e 2.4 para cada ponto da parábola, onde ω é o ângulo de inclinação desta e (x_f, y_f) é a coordenada do foco.

$$x = \rho \cos \beta \quad (2.1)$$

$$y = \rho \sin \beta \quad (2.2)$$

$$x = x_f + \rho \sin \beta \cos \omega - \rho \cos \beta \sin \omega \quad (2.3)$$

$$y = y_f + \rho \sin \beta \sin \omega + \rho \cos \beta \cos \omega \quad (2.4)$$

Desta forma, o algoritmo da transformada utiliza uma matriz tetra-dimensional para armazenar a quantidade de interseções entre os *pixels* acesos da imagem e as parábolas, obtidas pela variação de seus quatro parâmetros (x_f, y_f, d e ω), ou então outra estrutura de dados que supra esta necessidade.

5 - Metodologia proposta para a obtenção automática das regiões de interesse

5.1 - Conversão de Paletas

Como o objetivo da segmentação proposta é, além de auxiliar o diagnóstico, auxiliar a modelagem tridimensional, as imagens escolhidas para o desenvolvimento da metodologia e testes serão as T1, pois nestas a mama se encontra em seu estado mais natural, além de facilitar a detecção das axilas. Considerando que as imagens disponíveis podem ser encontradas em diferentes paletas, sendo a paleta *Rain* a encontrada com maior frequência, é inicialmente feito um pré-processamento para transformar todas em imagens em tons de cinza (paleta *Grey*). Esta transformação é feita utilizando o Quick View 2.0, e é exportada uma cópia da imagem em bitmap. A Figura 18 ilustra essa modificação.

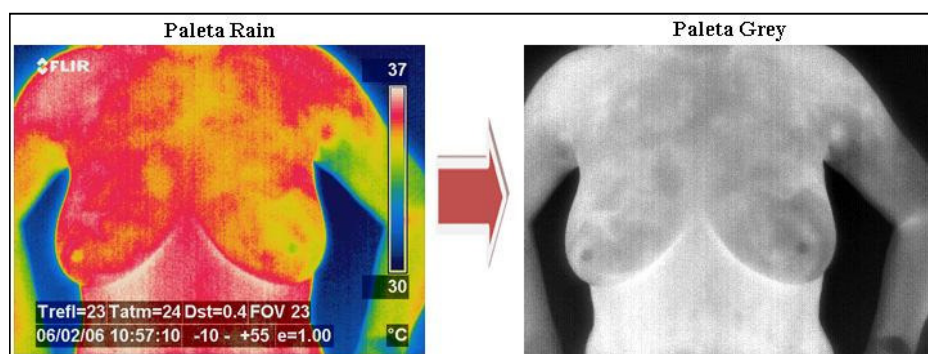


Figura 18: Conversão de paletas

Esta paleta é a preferida pela maioria dos radiologistas, por possuir tons de cores próximos das imagens de mamografia, as quais eles estão acostumados. Para a metodologia proposta, esta é utilizada por ter os três canais de cores iguais, facilitando a implementação. Além disso, sempre que uma cópia em bitmap é exportada (havendo mudança de paleta ou não), todos os caracteres que possam existir na imagem, incluindo a logomarca, a ilustração da paleta no intervalo de temperatura detectado, entre outros, são removidos.

5.2 - Processo de Segmentação

O algoritmo de segmentação segue sete passos básicos, que são descritos no diagrama ilustrado na Figura 19.

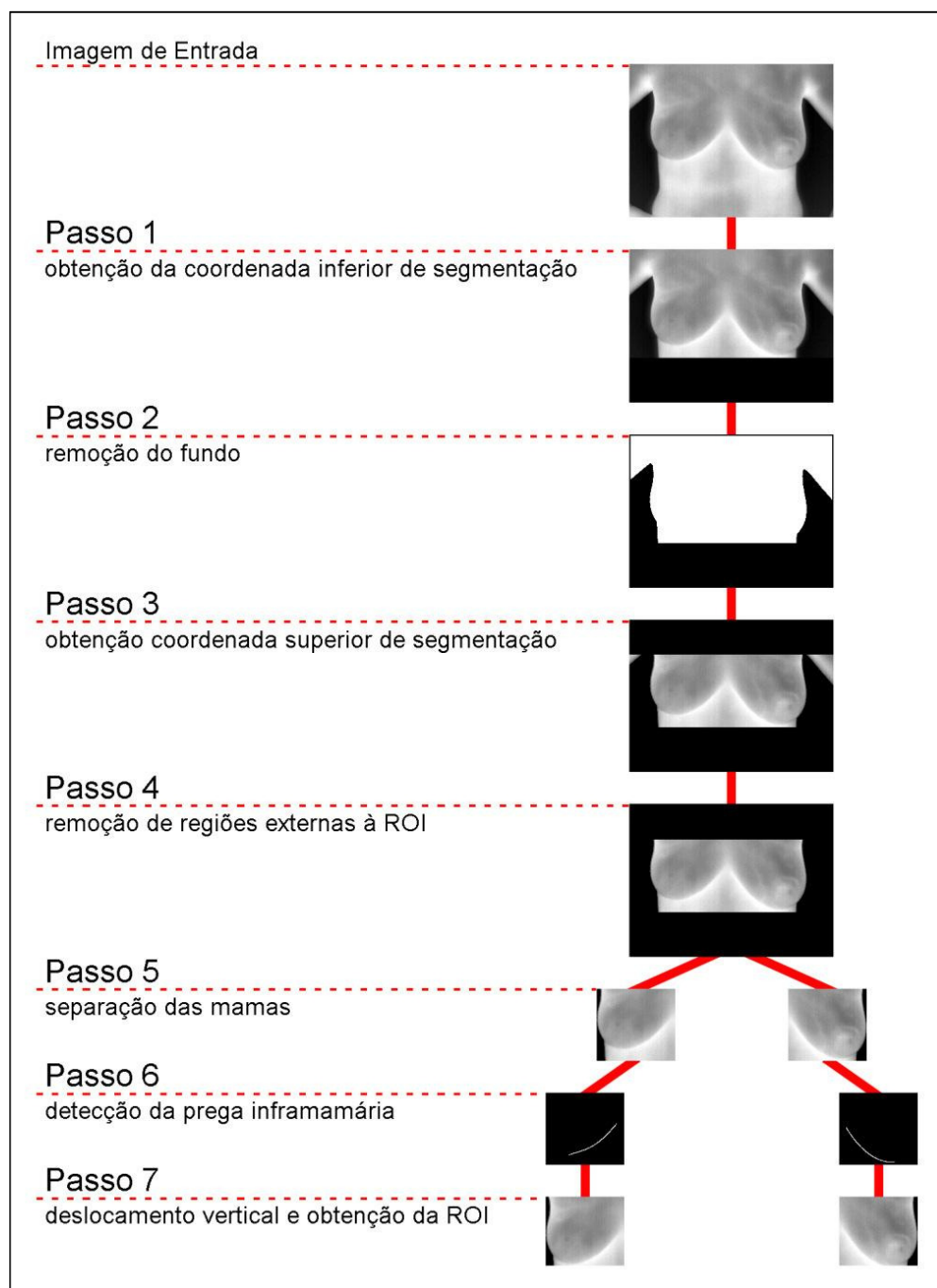


Figura 19: Pipeline de Segmentação

Passo 1. Obtenção da coordenada inferior de segmentação

As pregas inframamárias destacam-se com maior visibilidade nas imagens térmicas por apresentarem temperaturas mais elevadas. Elas retêm o calor devido à alta taxa metabólica que ocorre na região abdominal, pela sobreposição de tecidos (quando ocorre

uma ptose), mas principalmente por ser uma região onde a quantidade de tecidos é bem menor do que na região da mama, fazendo com que a temperatura interna do corpo chegue à superfície de forma mais intensa. Estas temperaturas, nas imagens obtidas pela paleta *Grey*, são indicadas por tons próximos a 255 (branco). Os valores de tons de cinza presentes nesta paleta (Figura 20) foram analisados a fim de estimar o intervalo que melhor representa estas temperaturas.

0,0,0	31,0,189	0,155,95	219,105,0	0	65	129	196
15,0,15	15,0,184	0,146,63	222,105,0	2	67	131	194
31,0,31	0,0,180	0,137,47	225,120,0	4	69	133	198
47,0,47	0,15,184	0,128,31	229,135,0	6	71	136	200
63,0,63	0,31,189	0,119,15	216,90,0	9	73	138	202
79,0,79	0,47,194	0,110,0	212,60,0	11	75	140	204
95,0,95	0,63,198	0,118,0	209,45,0	13	77	142	207
111,0,111	0,79,203	30,127,0	203,15,0	15	88	144	209
127,0,137	0,95,208	45,135,0	200,0,0	17	82	146	211
143,0,143	0,111,212	60,144,0	202,11,11	19	84	148	213
159,0,159	0,127,217	75,152,0	205,23,23	22	86	151	215
175,0,175	0,143,222	90,161,0	207,34,34	24	88	153	217
191,0,191	0,159,226	105,169,0	210,46,46	26	90	155	219
207,0,207	0,175,231	120,178,0	212,57,57	28	95	157	222
223,0,223	0,191,236	135,186,0	215,69,69	30	93	159	224
239,0,239	0,191,236	150,195,0	217,81,81	32	97	161	226
255,0,255	0,207,240	165,203,0	220,92,92	34	99	163	228
239,0,250	0,223,245	180,212,0	222,104,104	37	101	166	230
223,0,245	0,239,250	195,220,0	225,115,115	39	103	168	232
207,0,240	0,255,255	210,229,0	227,127,127	41	105	170	234
181,0,236	0,245,239	225,237,0	230,139,139	43	108	172	237
175,0,231	0,236,223	240,246,0	232,150,150	45	110	174	239
159,0,226	0,227,207	255,255,0	235,162,162	47	112	176	241
143,0,222	0,218,191	251,240,0	237,173,173	49	114	179	243
127,0,217	0,209,175	248,225,0	240,185,185	52	116	181	245
111,0,212	0,200,159	245,210,0	242,197,197	54	118	183	247
95,0,208	0,191,143	242,195,0	245,208,208	56	120	185	250
79,0,203	0,182,127	238,180,0	247,220,220	58	123	187	252
63,0,198	0,173,111	235,165,0	250,231,231	60	125	189	254
47,0,194	0,164,95	232,150,0	252,243,243	62	127	191	255

Figura 20: Discretização das paletas *Rain* (esquerda) e *Grey* (direita).

Após diversos experimentos empíricos, chegou-se a conclusão que o melhor intervalo é o entre 243 e 255. Este compreende os seis últimos intervalos da paleta *Grey* (intervalo de temperatura mais elevadas), e se mostrou suficiente nos experimentos realizados, mesmo que em alguns casos a limiarização resulte inclusive em *pixels* indesejados. Para remover estes *pixels* um filtro foi elaborado e aplicado. O objetivo deste filtro é identificar e manter somente *pixels* que possam formar curvas com espessura de pelo menos 3 *pixels*. Este percorre as colunas da imagem binarizada com o valor de 243 em busca dos *pixels* acesos (com valor 255). Sempre que um *pixel* $p(i, j)$ é encontrado (i

representa as linhas e j as colunas), verificam-se os próximos dois *pixels* $q(i+1, j)$ e $t(i+2, j)$. Caso estes estejam conectados a p , todos os *pixels* $r(i+k, j)$, tal que $2 < k < 240 - i$, são apagados (recebe valor 0), até que $r(i+k, j)$ já se encontre apagado ou $i+k =$ altura da imagem. A busca pelo próximo *pixel* aceso continua até que todos os *pixels* sejam analisados. Porém, se $q(i+1, j)$ ou $t(i+2, j)$ não estejam conectados a p , este deve ser apagado da imagem. Finalmente, a fim de eliminar o conjunto de *pixels*, remanescentes do filtro e que não possui comprimento horizontal de pelo menos três *pixels*, a operação morfológica de abertura (*opening*), com elemento estruturante $E = \{(-1,-1),(-1,0),(-1,1), (0,-1),(0,0),(0,1), (1,-1),(1,0),(1,1)\}$ é aplicado. Em seguida a coordenada i do *pixel* mais baixo da imagem resultante será configurada inicialmente como coordenada inferior de segmentação. A Figura 21 ilustra o funcionamento deste filtro.

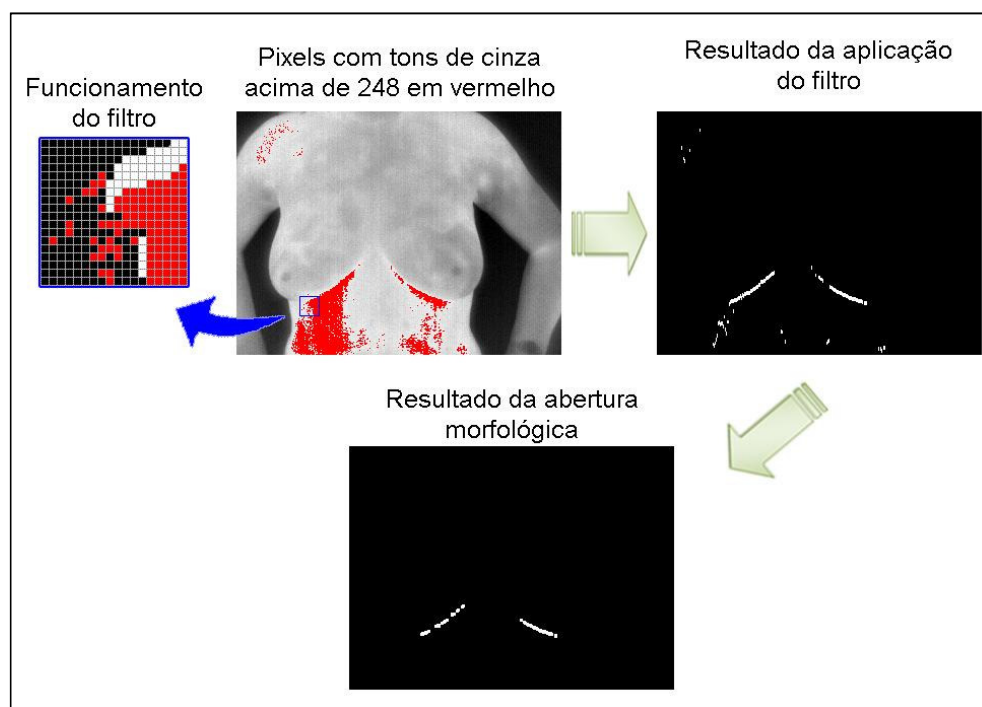


Figura 21: Filtro de refinamento

É possível que esta primeira abordagem não seja suficiente para aproximar a coordenada de segmentação ao limite inferior das pregas inframamárias, porém esta poderá ser corrigida no passo que trata do deslocamento vertical. Estas falhas iniciais, podem ser causadas pelo calor excessivo na região abdominal, existência de pregas abdominais devido ao acúmulo de gordura, mal posicionamento do paciente, ou pela presença de peças da vestimenta na região inferior da imagem.

As imagens que obtiverem coordenadas de segmentação acima do limite inferior das pregas serão consideradas segmentações equivocadas. Estas falhas podem ocorrer pela ausência ou baixa temperatura das pregas inframamárias.

A Figura 22 apresenta alguns resultados desta segmentação inferior.

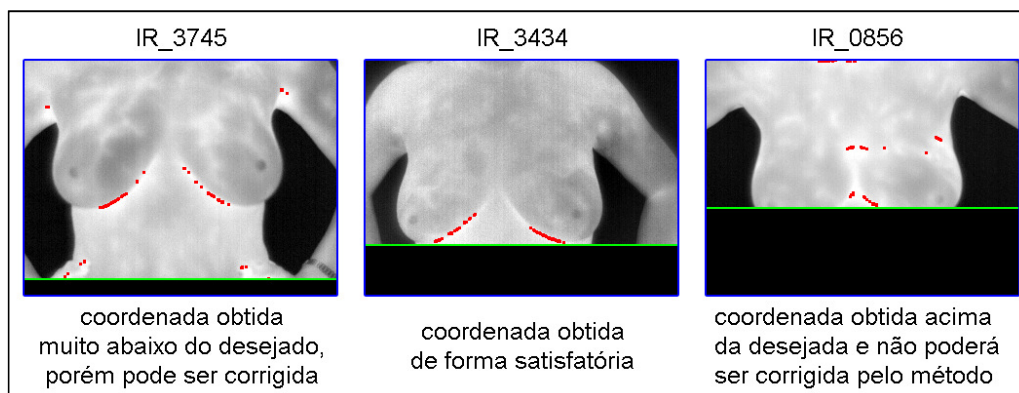


Figura 22: Resultado da segmentação inferior

Passo 2. Remoção do fundo

Para fazer a remoção dos ruídos existentes no fundo das imagens (tornar o fundo completamente preto), o método de limiarização global de Otsu [49] foi utilizado inicialmente. Porém, dado ao baixo contraste de algumas imagens, este método não funcionou muito bem, desconectando ou criando *gaps* em regiões diferentes do corpo. A Figura 23 apresenta alguns exemplos desta falha.

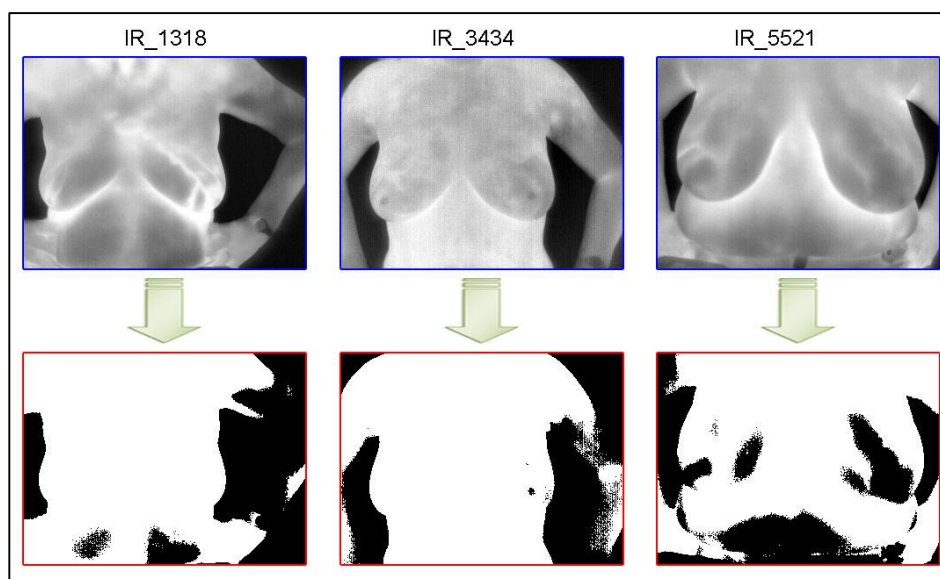


Figura 23: Erro ao obter *threshold* pelo método de OTSU

Para resolver este problema, este trabalho propõe um método de limiarização adaptativa, que funciona da seguinte forma:

- Obtém-se o maior contorno externo da imagem binária gerada pelo método de *threshold* de Otsu;
- Este contorno é usado como um caminho para uma janela deslizante de tamanho 11×11 *pixels*, que calcula, na imagem original, a variância dos tons dos *pixels* e guarda a posição da janela de menor variância. Este local é onde ocorre uma provável falha do método de Otsu.
- A média dos tons da imagem original localizados nesta janela é usada como novo valor para o *threshold*.
- Após o novo *threshold*, pequenos *gaps* podem permanecer. Mas desta vez a operação morfológica de fechamento (*closing*), utilizando o mesmo elemento estruturante que apresentado no passo anterior, é aplicado para que estes *gaps* possam ser corrigidos.

A Figura 24 apresenta os resultados obtidos neste passo.

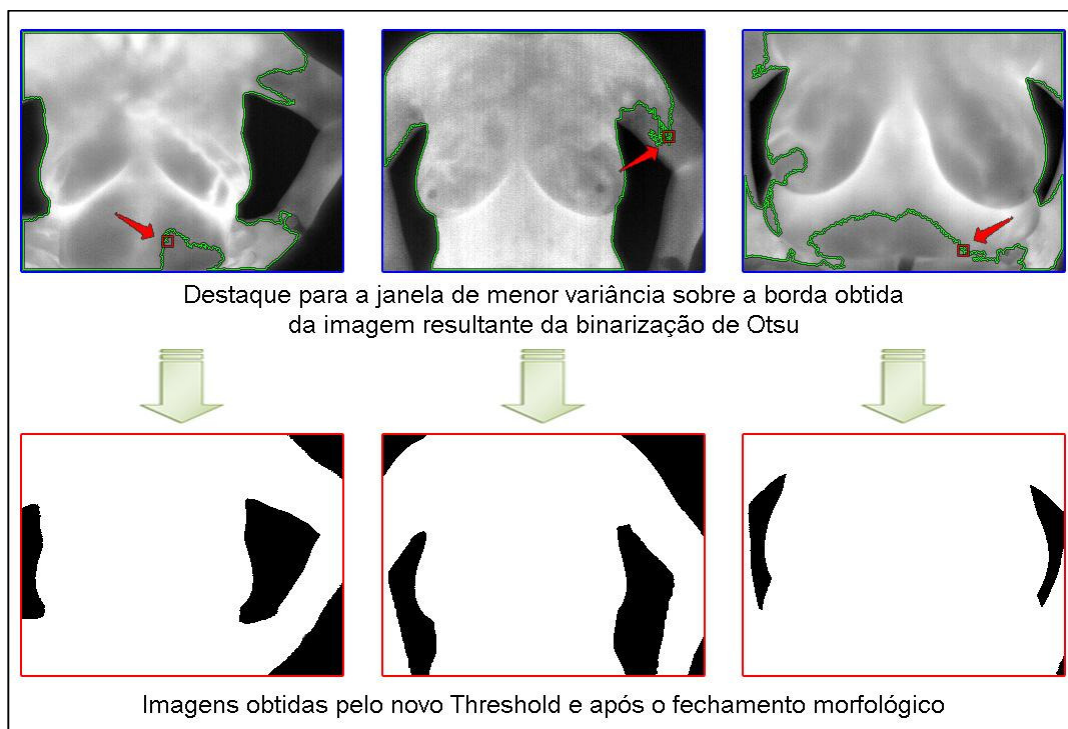


Figura 24: De cima para baixo, janela de menor variância e novo *threshold*

Passo 3. Obtenção da coordenada superior de segmentação

Com o uso das imagens T1, a coordenada superior de segmentação é facilmente detectada como a axila mais baixa, através da interseção de uma reta horizontal e as bordas laterais (limite entre o corpo e o fundo) da imagem. O objetivo de se escolher esta, e não a mais alta, é desconectar completamente os braços do tronco do paciente, facilitando o Passo 4. Se o paciente estiver alinhado corretamente, a diferença entre as alturas das axilas será mínima. Caso contrário, esta diferença poderá ser minimizada no Passo 7, que trata do deslocamento vertical.

A Figura 25 apresenta a segmentação superior.

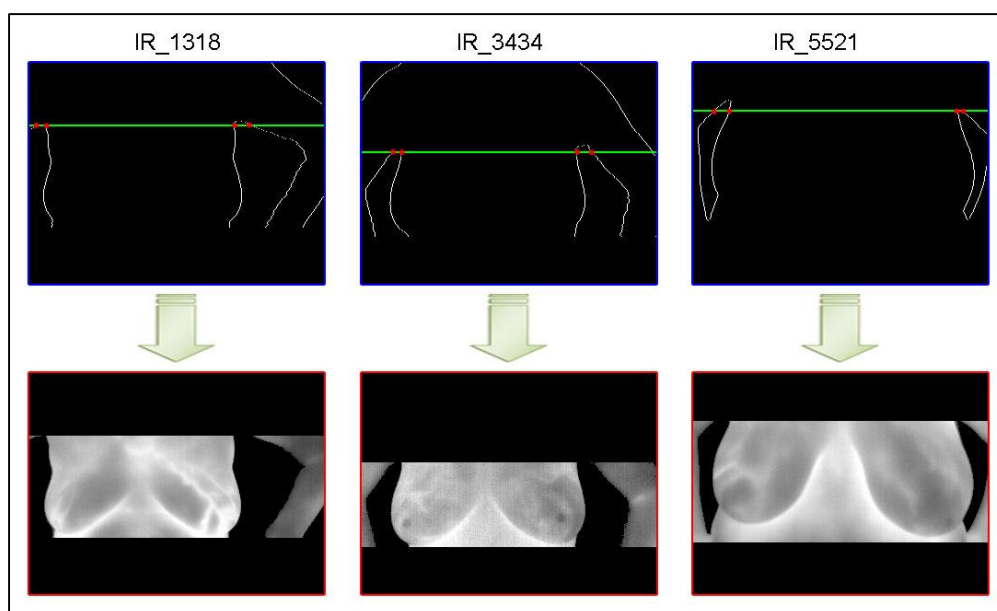


Figura 25: Segmentação superior

Passo 4. Remoção de regiões externas às mamas

Este passo é um dos mais simples, já que os braços foram desconectados nos passos anteriores e objetos externos ao corpo devem estar afastados do mesmo. Duas abordagens foram testadas nesta etapa. A primeira detecta o maior objeto contido na cena baseado nos *pixels* conectados. Um *pixel* p está conectado a q se, e somente se, p é vizinho e possui os mesmos atributos (cores) de q [48, 50]. Existem diferentes técnicas de processamento de imagens que analisam a distinção de objetos através da conectividade de seus *pixels*. Uma destas técnicas é a de preenchimento (*Flood Fill*), onde os *pixels* de uma imagem são um a

um rotulados de acordo com sua vizinhança a fim de que diferentes rótulos identifiquem diferentes objetos. O *Flood Fill* é geralmente recursivo e a partir de um nó inicial (semente) preenche os *pixels* de uma imagem com cores diferentes (rótulos) baseados na conectividade destes *pixels* à semente [50]. Após verificar todos os objetos conectados na cena, seleciona-se o grupo que contenha maior número de *pixels* (Figura 26).

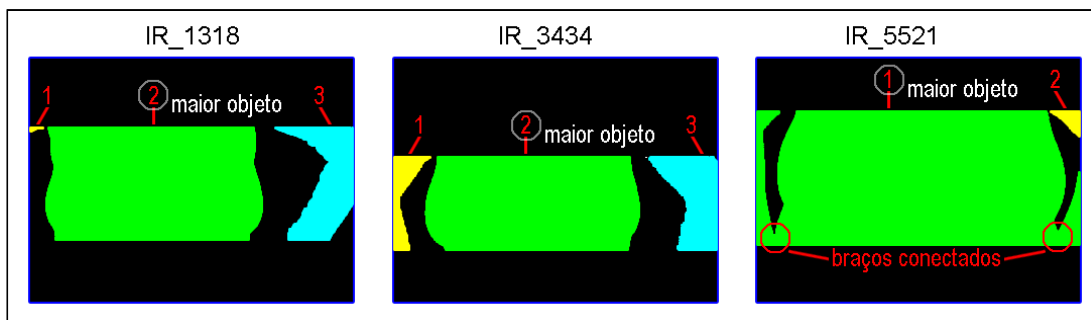


Figura 26: Resultados da detecção de maior objeto.

No entanto, caso a segmentação inferior não consiga desconectar os braços do paciente, esta estratégia não será bem sucedida como mostra a imagem IR 0856 na Figura 26. Assim, na segunda abordagem a imagem é percorrida horizontalmente, a partir do centro, em ambas as direções. Assim que o primeiro *pixel* preto (pertencente ao fundo) for encontrado (limite lateral das mamas), todos os que seguirão são eliminados. Em seguida as bordas laterais são percorridas *pixel a pixel* de cima para baixo e a distância horizontal de cada dois *pixels* consecutivos é calculada. Caso esta distância seja maior do que 4 *pixels* (valor escolhido empiricamente), o início da falha na desconexão dos braços será detectado. O valor da coordenada horizontal do *pixel* que precede (verticalmente) o início desta falha é utilizado como coordenada de corte para que seja feita a remoção dos *pixels* indesejados. A Figura 27 apresenta este resultado.

Passo 5. Separação das mamas

As regiões de interesse definidas no final da Seção 2.3 (mama esquerda e mama direita) possuem as mesmas dimensões. Por este motivo, a separação das mamas não será feita baseada na anatomia do corpo do paciente, mas sim no valor médio da maior distância horizontal entre as extremidades da região obtida no passo anterior (coordenada central). Em seguida, as regiões retangulares compreendidas entre as coordenadas superior e inferior de segmentação, as coordenadas dos *pixels* mais externos (à esquerda e à direita) e

a coordenada central configuram as primeiras regiões de interesse obtidas (ROI-1). A Figura 28 apresenta alguns resultados deste passo.

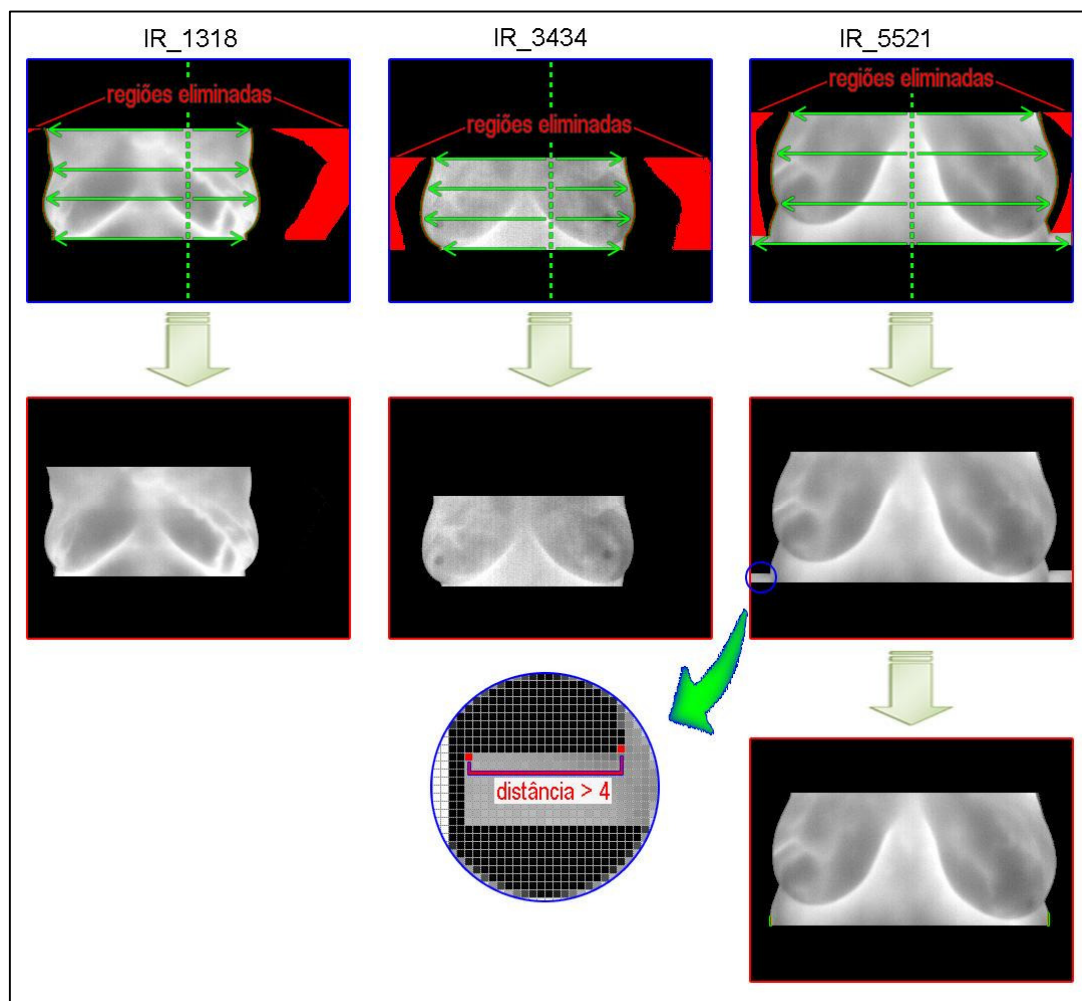


Figura 27: Etapas da remoção de regiões externas à mama.

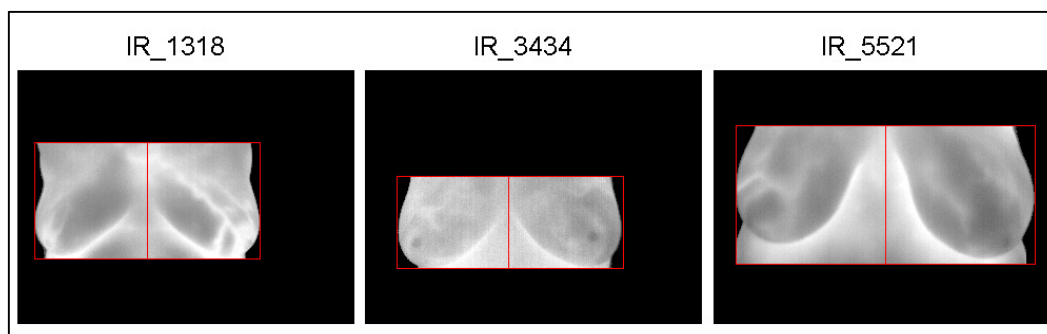


Figura 28: Obtenção das primeiras regiões de interesse (ROI-1).

Passo 6. Detecção da prega inframamária

Durante os experimentos foi constatado que somente o uso exclusivo de *threshold* e a aplicação do filtro não são o bastante para detectar as pregas inframamárias. No entanto, esta estratégia inicial é importante para reduzir o espaço de busca, eliminando regiões como roupas ou pregas abdominais, que poderiam atrapalhar técnicas mais robustas. No Passo 6 a imagem já se encontra bastante reduzida e o detector de bordas de Canny é então utilizado. Porém, apesar de ser sensível às pequenas mudanças dos tons de cinza, em alguns casos o algoritmo de Canny não é capaz de detectar o contorno das pregas por causa do baixo contraste entre os tons de cinza. Por isso, a metodologia proposta utiliza uma análise conjunta das bordas encontradas por Canny e a limiarização da imagem baseada nas temperaturas mais elevadas. Para encontrar as curvas que melhor representam as pregas inframamárias, é utilizada a transformada de Hough para detecção de parábolas, uma análise de conectividade e uma aproximação por mínimos quadrados de quarto grau. As dez etapas utilizadas para detectar estas curvas são descritas detalhadamente a seguir e, sempre que necessário, serão utilizados diagramas para auxiliar a compreensão do método. A Figura 29 apresenta o diagrama para as cinco primeiras etapas.

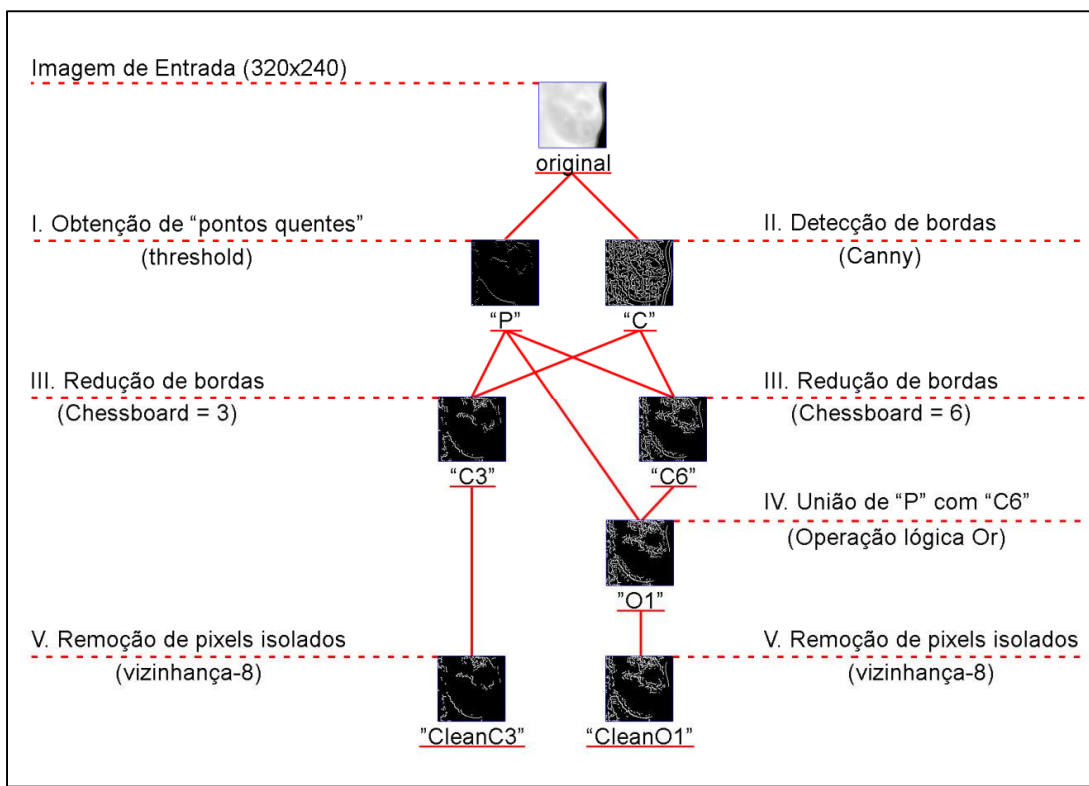


Figura 29: Diagrama ilustrativo das etapas I, II, III, IV e V.

I. Limiarização e refinamento baseado nas altas temperaturas:

Aplicando novamente uma limiarização dos tons de cinza pelo valor de 243, obtêm-se os *pixels* onde as maiores temperaturas estão presentes. Em seguida a imagem é percorrida em colunas, porém desta vez somente os *pixels* superiores de cada coluna conexa permanecerão acesos. A imagem resultante será chamada de “P” (Figura 30).

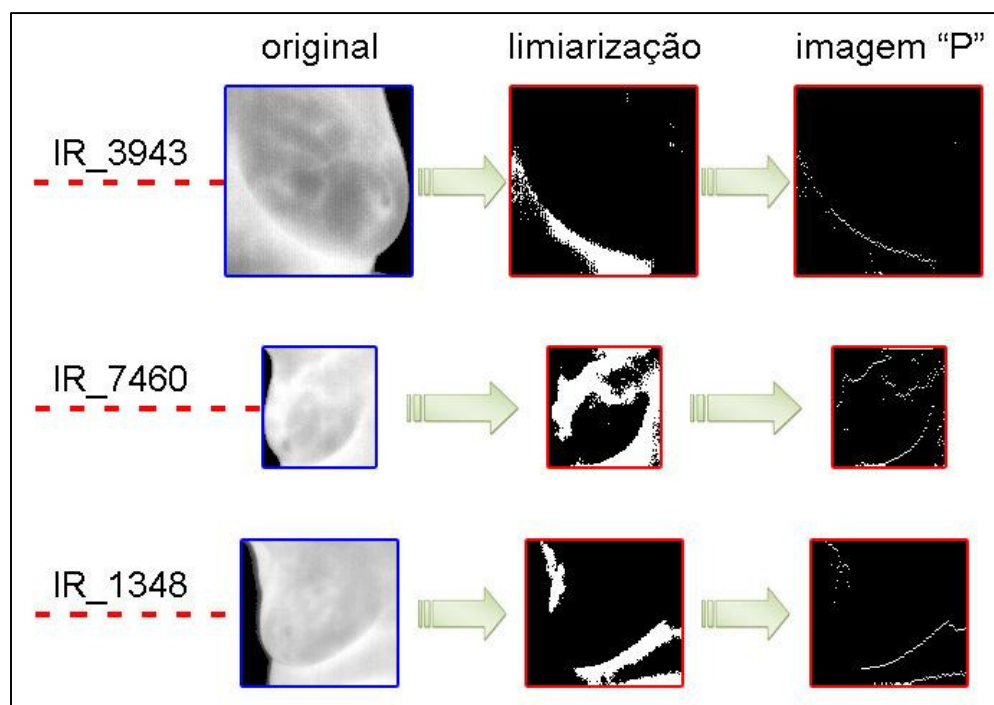


Figura 30: Imagens após limiarização e refinamento (“P”).

II. Detecção de bordas de Canny:

É utilizado o algoritmo de Canny implementado na biblioteca de processamento de imagens e computação visual OpenCV 2.0 [51]. Este algoritmo utiliza um intervalo de *threshold* e um operador de Sobel. Este operador combina um Filtro Gaussiano e as primeiras derivadas para que possa ser menos sensível a ruídos. Diversos experimentos foram realizados para estimar os valores de *threshold* que melhor destacassem as pregas inframamárias, porém os resultados apresentaram valores muito diferenciados. Por este motivo foi escolhido o maior intervalo (0 a 255) para que a maior quantidade de bordas fosse detectada para que se incluía, sempre que possível, as curvas desejadas. A imagem resultante desta etapa será chamada de “C” (Figura 31).

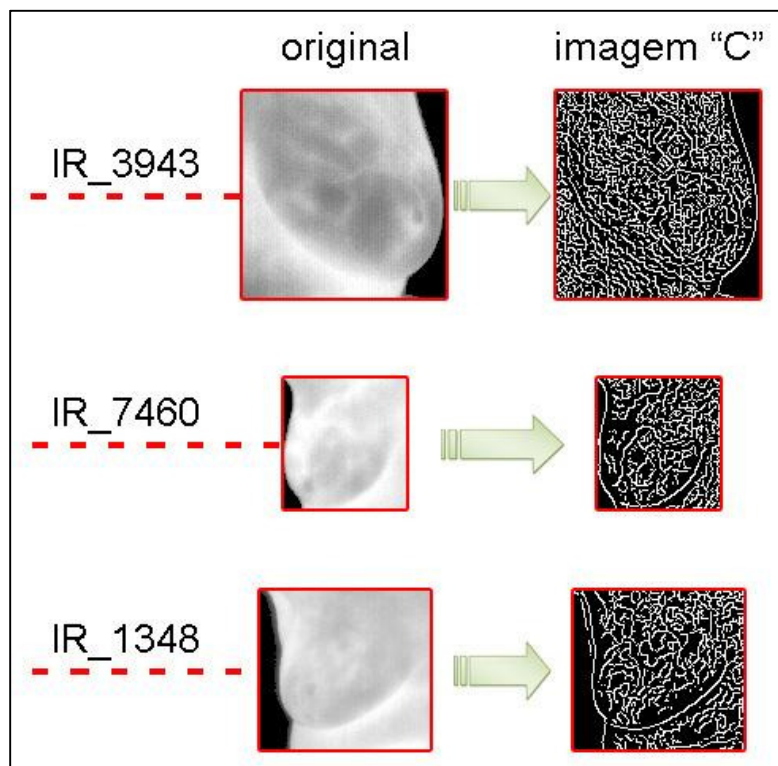


Figura 31: Imagens após o descritor de bordas Canny (“C”).

III. Redução das bordas encontradas na imagem “C”:

Para reduzir o número de bordas encontradas na imagem “C”, causado pelo intervalo de *threshold* utilizado para o detector de Canny, é verificada a distância *Chessboard* dos *pixels* desta em relação aos *pixels* da imagem “P”. Nesta métrica, os *pixels*, com distância menor ou igual a r , em relação à um *pixel* $p(x, y)$, formam um quadrado centrado em $p(x, y)$. A Equação 3 define a distância entre os *pixels* $p(x_p, y_p)$ e $q(x_q, y_q)$. A Figura 32 ilustra as distâncias destas métricas.

$$D_{CB}(p, q) = \text{Máx} (|x_p - x_q|, |y_p - y_q|) \quad (3)$$

2	2	2	2	2
2	1	1	1	2
2	1	0	1	2
2	1	1	1	2
2	2	2	2	2

Figura 32: Distância *Chessboard* ≤ 2 [49].

O resultado desta etapa serão duas imagens. Uma contendo os *pixels* da imagem “C” que distam pelo menos 3 de algum *pixels* da imagem “P” (imagem “C3”) e outra contendo os *pixels* que distam 6 (imagem “C6”). A imagem “C3” é importante por conter somente as bordas mais próximas dos *pixels* quentes, porém acabam desconectando a curva que representa a prega. Já a imagem “C6” possui uma conectividade maior das curvas, porém acabam mantendo ramificações que não fazem parte da curva desejada. A Figura 33 apresenta exemplos das imagens “C3” e “C6”.

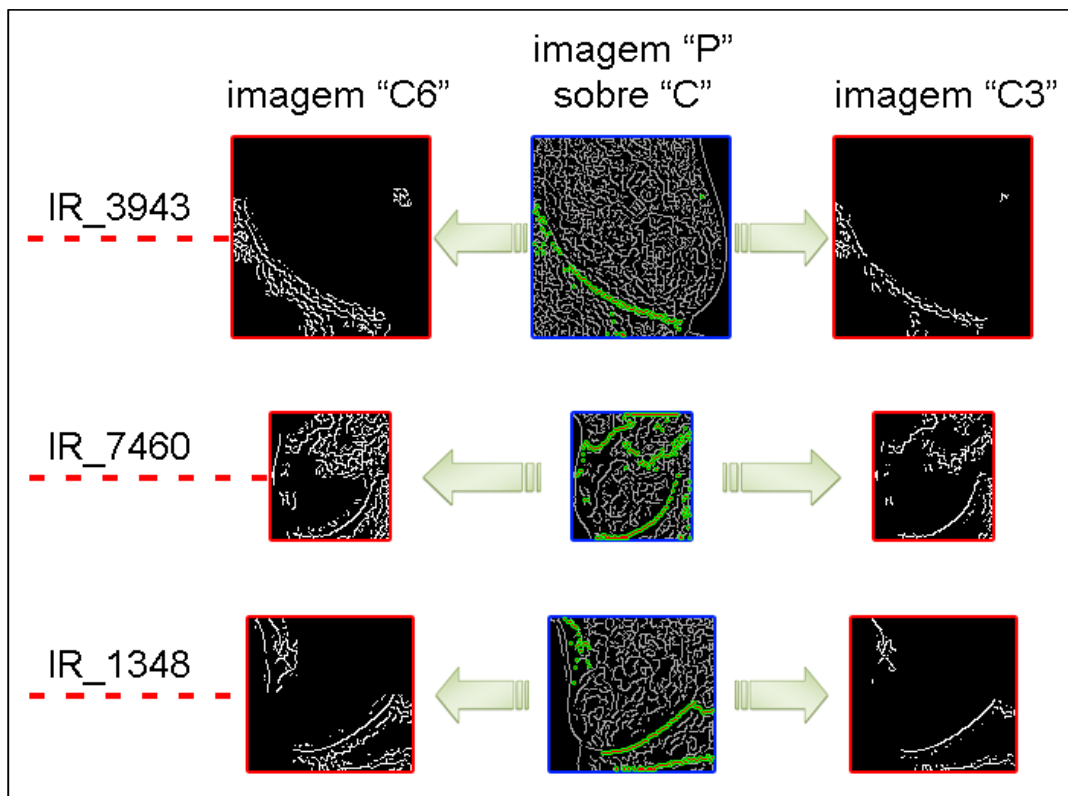


Figura 33: Reduções das bordas da imagem obtida por Canny (“C3” e “C6”).

IV. Operação lógica entre a imagem “P” e a imagem “C6” (união dos *pixels*):

Como nem o *threshold* e nem as bordas detectadas por Canny funcionam sempre, individualmente, para obter as pregas inframamárias, nesta etapa a união dos *pixels* das imagens “P” e “C6” é feita utilizando a operação lógica *Or* [52]. Desta forma, sempre que uma técnica falhar a outra poderá auxiliar na detecção das curvas desejadas. O resultado desta etapa será chamada de imagem “O1” (Figura 34).

V. Remoção de *pixels* isolados:

Diz-se que um *pixel* p é vizinho-8 de q se, e somente se, q está localizado à leste (E), à oeste (W), ao norte (N), ao sul (S), à nordeste (NE), à noroeste (NW), à sudeste (SE) ou à sudoeste (SE) de p , como ilustrado na Figura 35 [48].

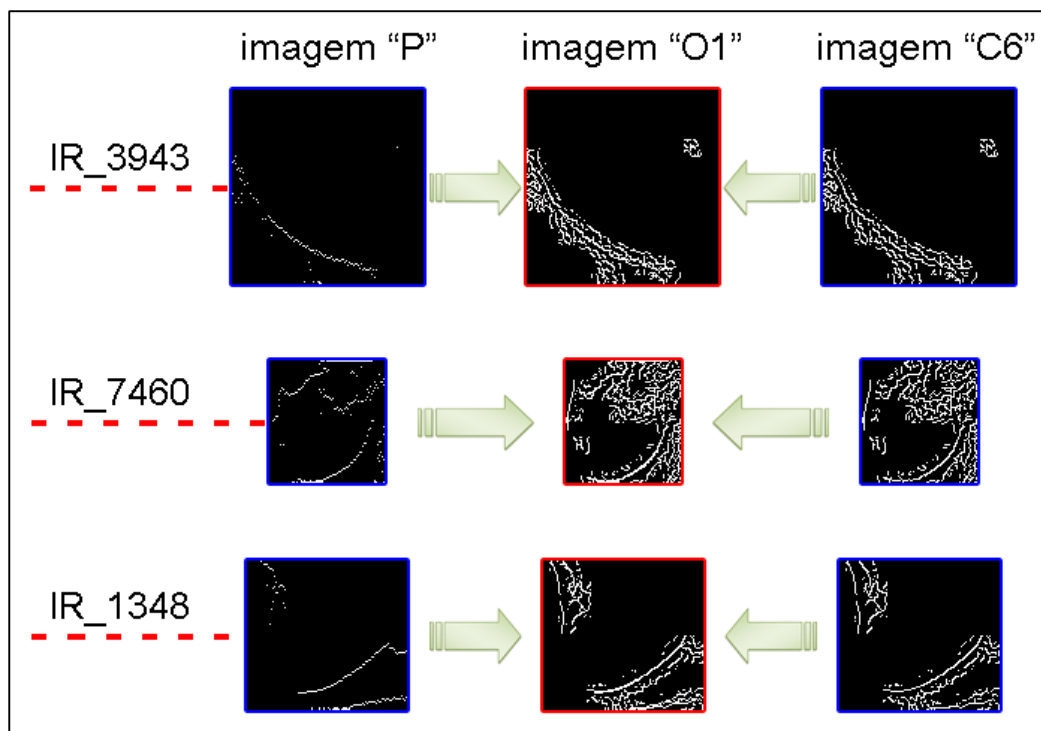


Figura 34: Resultados da operação lógica *Or* entre "P" e "C6" ("O1").

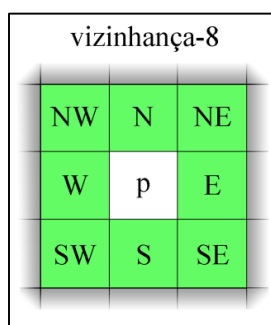


Figura 35: Ilustração da Vizinhança-8.

Assim, é feita a remoção de *pixels* que possuam no máximo um vizinho (vizinhança-8) nas imagens "C3" e "O1" dando origem às imagens "CleanC3" e

“CleanO1”, respectivamente (Figura 36). Esta etapa é importante para reduzir o número de *pixels*, os quais dificilmente representarão uma prega desejada;

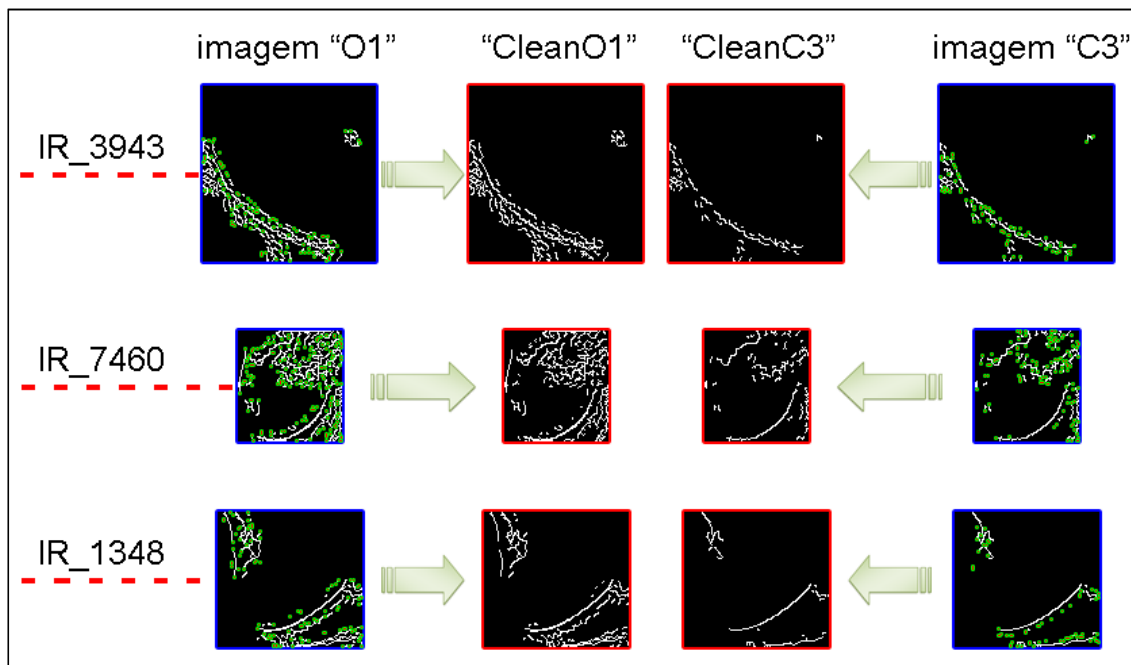


Figura 36: Remoção dos *pixels* isolados (em verde) nas imagens “C3” e “O1” (“CleanC3” e “CleanO1”).

A Figura 37 exibe um diagrama para ilustrar as etapas VI e VII.

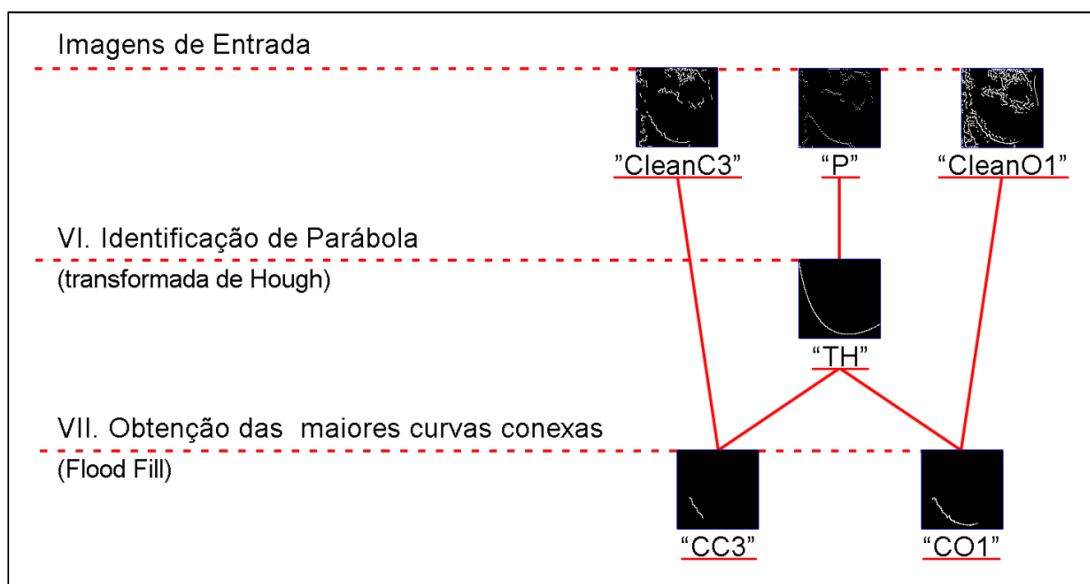


Figura 37: Diagrama ilustrativo das etapas VI e VII.

VI. Utilização da transformada de Hough para detecção de parábolas:

Este trabalho considera que as parábolas são as formas que mais se aproximam das pregas inframamárias e por este motivo é utilizada a transformada de Hough para detectá-las. É considerado que o foco das possíveis parábolas pode estar em qualquer *pixel* da imagem, o que geram 320 valores possíveis para x_f e 240 para y_f , onde x_f e y_f são as coordenadas horizontal e vertical do foco, respectivamente. O intervalo considerado satisfatório (empiricamente) para a distância focal (d) foi de 15 à 30. Para a inclinação da parábola (ω), foi estimado o intervalo de 130° a 230° . Sendo assim, seriam necessários, aproximadamente, 460.800.000 células e, portanto, considerado inviável. O Algoritmo 1 e o Algoritmo 2 descrevem a saída proposta por este trabalho.

O Algoritmo 1 apresenta a acumulação dos parâmetros x_f e y_f . Este recebe como entrada as coordenadas de um *pixel* aceso da imagem, a matriz de acumulação (vazia), uma distância d e um ângulo ω pré-definidos. Variando o ângulo β , a distância entre o foco da parábola e um *pixel* da parábola é calculado na linha 04 através da Equação 4. Nas linhas 5 e 6 são calculados os focos das parábolas utilizando a Equação 5.3 e a Equação 5.4, respectivamente. Caso o foco encontrado pertença à região da imagem, os índices correspondentes a este incrementam uma célula da matriz de acumulação (linha 08).

Algoritmo 1: *AcumulaFocoParabola* (x, y, mat, d, ω)

```

01-   $\rho \leftarrow 0, x_f \leftarrow 0, y_f \leftarrow 0;$ 
02-   $\beta \leftarrow 0,1;$ 
03-  Enquanto  $\beta < 360$  faça
04-     $\rho \leftarrow (2 * d) / (1 - \cos \beta);$ 
05-     $x_f \leftarrow x - (\rho * \sin \beta * \cos \omega) + (\rho * \cos \beta * \sin \omega);$ 
06-     $y_f \leftarrow y - (\rho * \sin \beta * \sin \omega) - (\rho * \cos \beta * \cos \omega);$ 
07-    se  $0 \leq x_f \leq 320$  e  $0 \leq y_f \leq 240$  faça
08-       $mat[x, y] \leftarrow mat[x, y] + 1;$ 
09-    fim se
10-     $\beta \leftarrow \beta + 0,5;$ 
11-  fim Enquanto
fim Algoritmo 1

```

O Algoritmo 2 apresenta o algoritmo principal proposto que utiliza a imagem “P” como entrada. Um vetor de quatro posições, inicialmente vazio (linha 02), é utilizado para armazenar os parâmetros da parábola desejada. Os intervalos de d e ω são utilizados nas estruturas de repetição da linha 03 e 05 para que sejam fixados e passados como parâmetros a cada chamada do algoritmo de acumulação (Algoritmo 1). Como o objetivo do Algoritmo 1 é verificar a interseção de parábolas com os *pixels* acesos da imagem, este

só é executado quando um *pixel* é detectado (linhas 12 e 13). Após a verificação de toda imagem, o maior valor acumulado na matriz é encontrado (linha 19) e sempre que este superar o maior valor obtido até então, os parâmetros fixados pelos laços externos (d e ω) e os índices da matriz o qual corresponde ao maior valor acumulado (foco da parábola) são copiados para o vetor “parábola” (linhas 21 a 24). O processo é repetido até que se esgotem as combinações de d e ω e ao final o vetor “parábola” conterá os parâmetros da parábola desejada que é desenhada na linha 30.

Algoritmo 2: *HoughTransform (imagem binária)*

```

01-    $max \leftarrow 0, aux \leftarrow 0, d = 15;$ 
02-    $parábola[4] \leftarrow 0;$ 
03-   Enquanto  $d < 31$  faça
04-        $\omega \leftarrow 130;$ 
05-       Enquanto  $\omega < 231$  faça
06-            $mat[i, j] \leftarrow 0;$  onde  $0 \leq i \leq 320$  e  $0 \leq j \leq 240$ 
07-            $x \leftarrow 0;$ 
08-           Enquanto  $x \leq largura$  faça
09-                $y \leftarrow 0;$ 
10-               Enquanto  $y \leq altura$  faça
12-                   se  $cor(x, y) = branco$ , então
13-                       AcumulaFocoParabola ( $x, y, mat, d, \omega$ );
14-                   fim se
15-                    $y \leftarrow y + 1;$ 
16-               fim enquanto
17-                $x \leftarrow x + 1;$ 
18-           fim enquanto
19-            $aux \leftarrow$  maior valor de  $mat[i, j];$ 
20-           se  $aux > max$ 
21-                $parábola[0] \leftarrow d;$ 
22-                $parábola[1] \leftarrow \omega;$ 
23-                $parábola[2] \leftarrow i;$ 
24-                $parábola[3] \leftarrow j;$ 
25-           fim se
26-            $\omega \leftarrow \omega + 1;$ 
27-       fim Enquanto
28-        $d \leftarrow d + 1;$ 
29-   fim Enquanto
30-   Desenha parábola [4];
fim Algoritmo 2

```

Ao final da execução deste algoritmo, o vetor conterá os mesmos parâmetros que seriam encontrados na matriz tetradimensional. A única desvantagem é o esforço computacional causado pelos *loops* aninhados, fazendo com que este algoritmo seja responsável por aproximadamente 97% do tempo de toda a metodologia. A imagem obtida por esta etapa será chamada de “TH” (Figura 38).

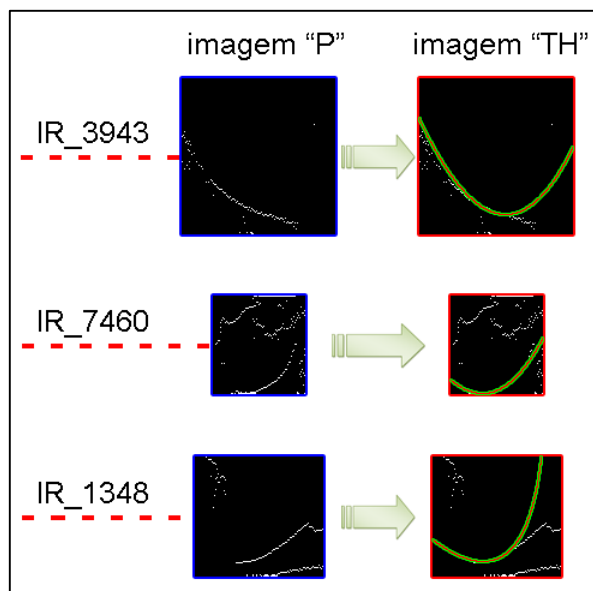


Figura 38: Parábolas encontradas sobre a imagem “P” (“TH” em verde).

VII. Análise de conectividade das bordas:

Para avaliar a conectividade das bordas encontradas em “C3” e “O1”, é utilizado o algoritmo FloodFill implementado na OpenCV 2.0 [51]. Os *pixels* da imagem “TH” que interceptam os *pixels* das imagens “C3” e “O1”, são usados como sementes para o algoritmo. A maior curva conexa é preservada e todas as demais removidas. As imagens resultantes são chamadas de “CC3” e “CO1”, respectivamente. A Figura 39 ilustra este procedimento.

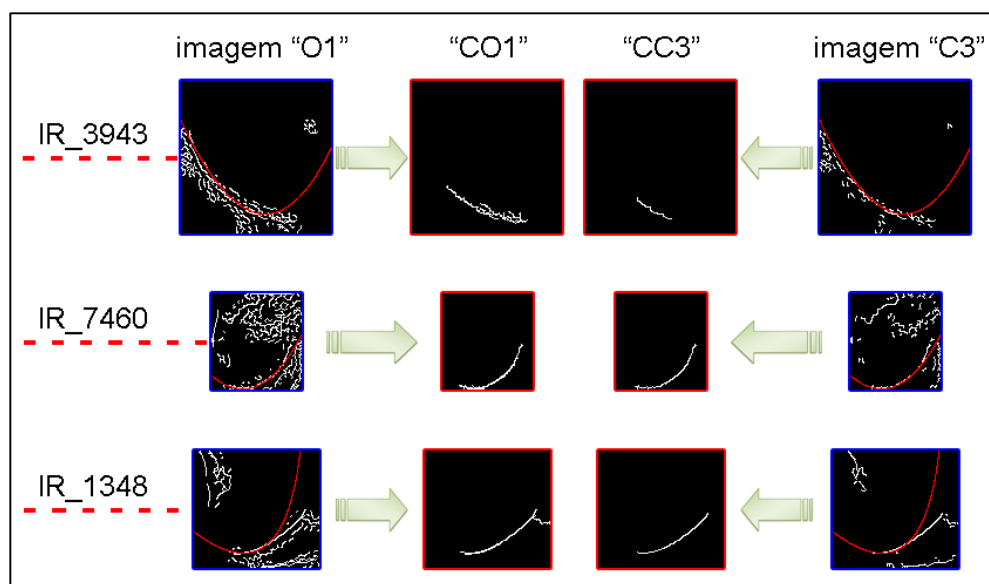


Figura 39: Obtenção das curvas conexas em “C3” e “O1” (“CC3” e “CO1”).

A Figura 40 exibe um diagrama para ilustrar as etapas VIII, IX e X.

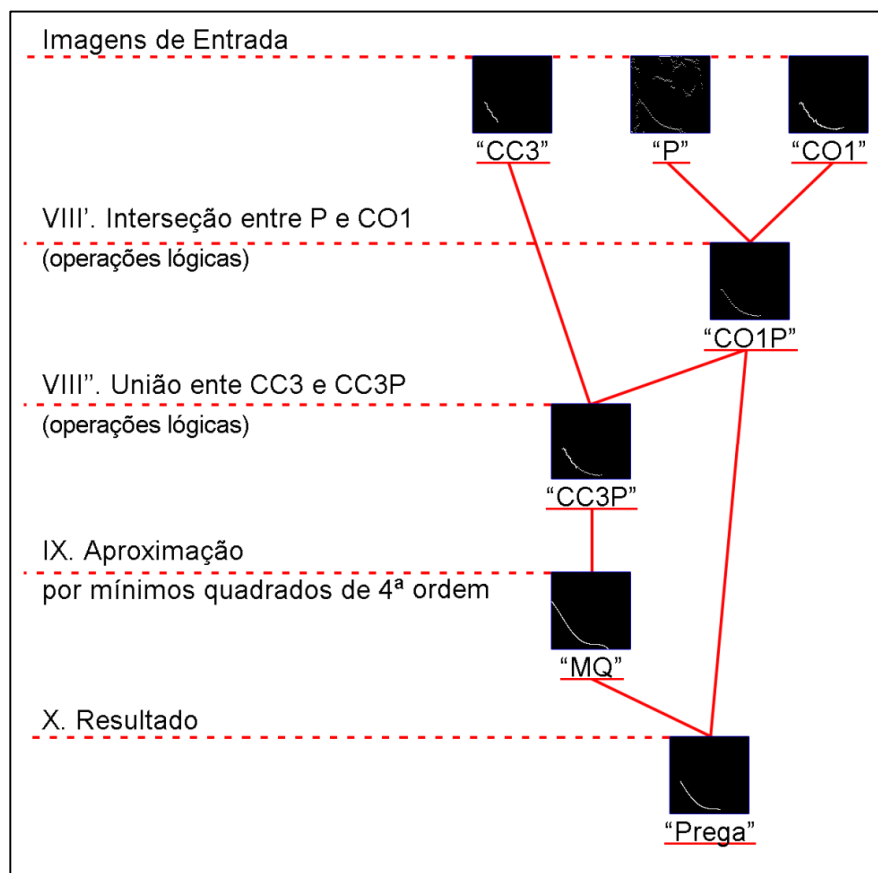


Figura 40: Diagrama ilustrativo das etapas VIII, IX e X.

VIII. Operações lógicas *And* e *Or*:

Para remover possíveis ramificações indesejadas na imagem “CC3” e *pixels* que não fazem parte da curva de interesse na imagem “P”, a operação lógica *And* é aplicada entre estas imagens, dando origem a imagem “CC3P” [52]. Para recuperar parte da curva que foi eliminada na imagem “CO1” pela falta de conectividade é aplicada a operação lógica *Or* entre esta e a imagem “CC3P”, dando origem à imagem “CO1P” (Figura 41).

IX. Aproximação por mínimos quadrados:

O Método dos Mínimos Quadrados é uma técnica de otimização matemática que visa encontrar o melhor ajuste para um conjunto de dados, tentando minimizar a soma dos quadrados das diferenças (distância euclidiana) entre um polinômio de grau n e a amostra de dados. Dados isolados que apresentem uma dispersão em relação à amostra, pouco

influenciam na escolha deste polinômio, sendo praticamente desprezados. Com o objetivo de se obter uma curva fechada que mais se aproxima das pregas inframamárias desejada é feita uma aproximação por mínimos quadrados de quarta ordem nos *pixels* da imagem “CO1P”. Como nesta imagem a maior concentração dos *pixels* dá-se próximo à curva desejada, os *pixels* que por ventura se encontrarem distantes da prega serão eliminados. A imagem resultante desta etapa é chamada de “MQ” (Figura 42).

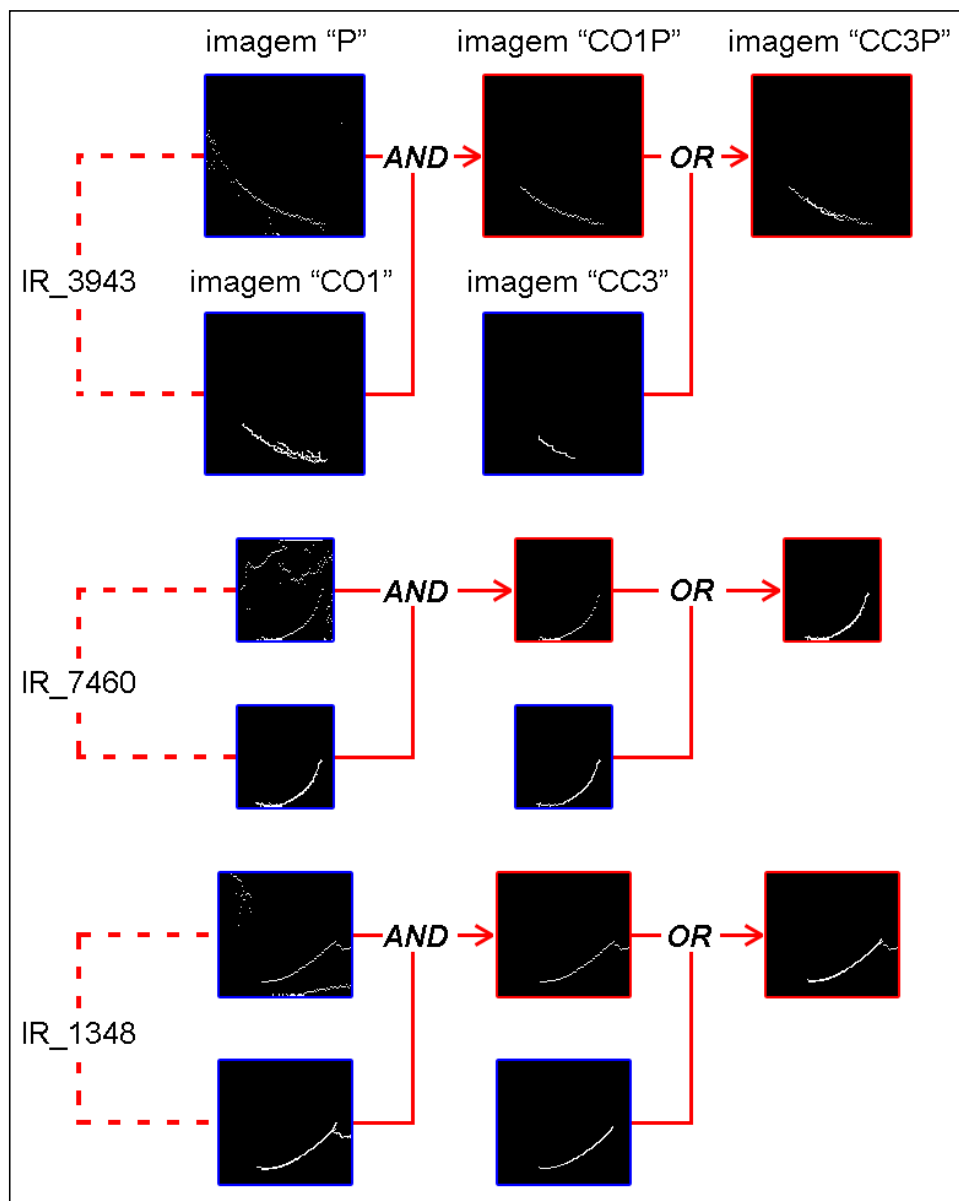


Figura 41: Operação lógica *And* entre “CC3” e “P” (“CC3P”) e *Or* entre “CO1” e “CC3” (“CO1P”).

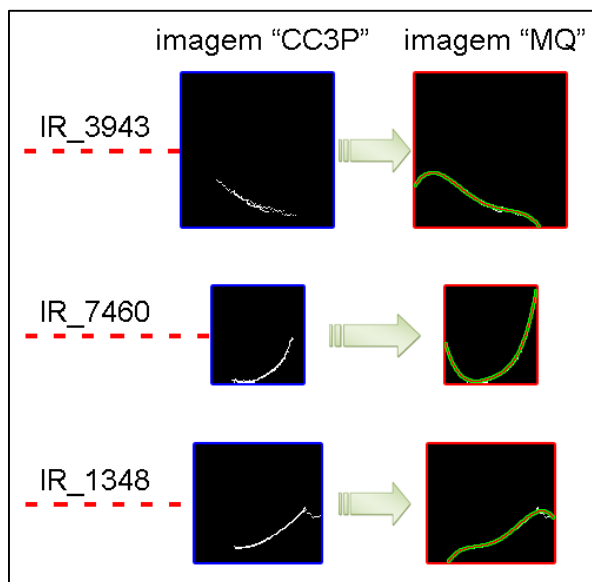


Figura 42: Aproximação dos *pixels* da imagem “COIP” utilizando o Método de Mínimos Quadrados (“MQ”).

X. Obtenção da prega inframamária:

Para escolher o intervalo da curva obtida na etapa IX que melhor represente a prega inframamária é utilizada a imagem “CC3P”. Nesta imagem é verificado o intervalo horizontal que contenha todos os *pixels* acesos e um corte neste intervalo é feito na imagem “MQ” obtendo assim a curva desejada (Figura 43).

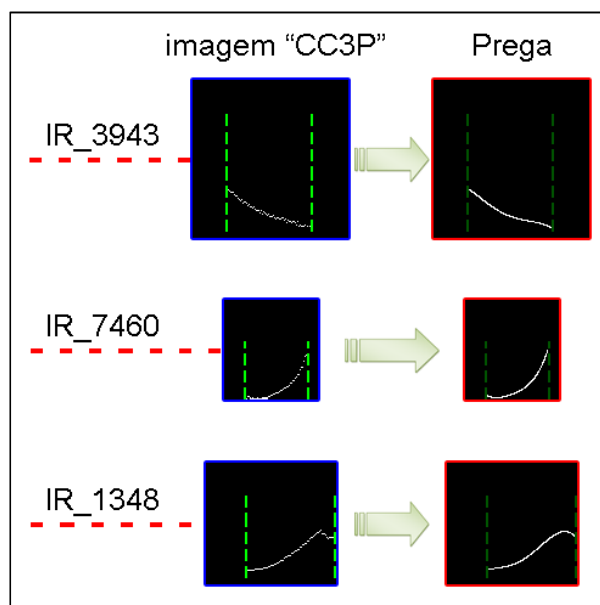


Figura 43: Prega inframamária obtida pelo Passo 6.

Passo 7. Deslocamento vertical:

A curva encontrada no Passo 6 será usada para que o valor da distância de deslocamento seja calculado. Caso esta distância seja maior que zero, a janela envolvente encontrada no Passo 5 será deslocada verticalmente para cima na imagem original e uma nova cópia será obtida a partir deste novo posicionamento. Para calcular o deslocamento, não basta verificar a menor distância entre a curva que representa a prega inframamária e o limite inferior da imagem segmentada, ou erros como na Figura 44 podem acontecer.

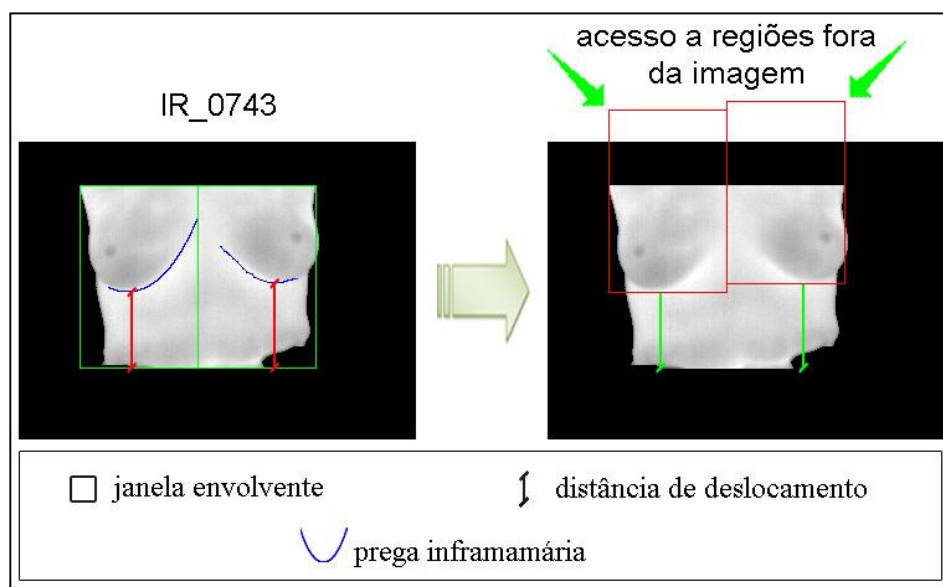


Figura 44: Acesso às regiões fora da imagem pode ocorrer caso um simples deslocamento seja feito

Para evitar tais erros, a distância de deslocamento será igual ao valor absoluto da diferença das distâncias (esquerda e direita) e será aplicada somente na janela que possuir maior valor de deslocamento e a altura de ambas as janelas será subtraída do menor valor de deslocamento. Ao final deste passo, a possível remoção da região axilar e o erro da coordenada de segmentação inferior devem ser corrigidos. Como após o deslocamento foi obtida uma cópia da região correspondente na imagem original, o limiar de tons de cinza encontrado no Passo 2 e a remoção dos braços através do Passo 4, deverão ser repetidos. Mas isso não faz com que o tempo de execução aumente de forma significativa, como será apresentado no Capítulo 5. Desta forma, novas regiões de interesse são encontradas (ROI-2). A Figura 45 ilustra os cálculos para o deslocamento e a Figura 46 apresenta resultados obtidos.

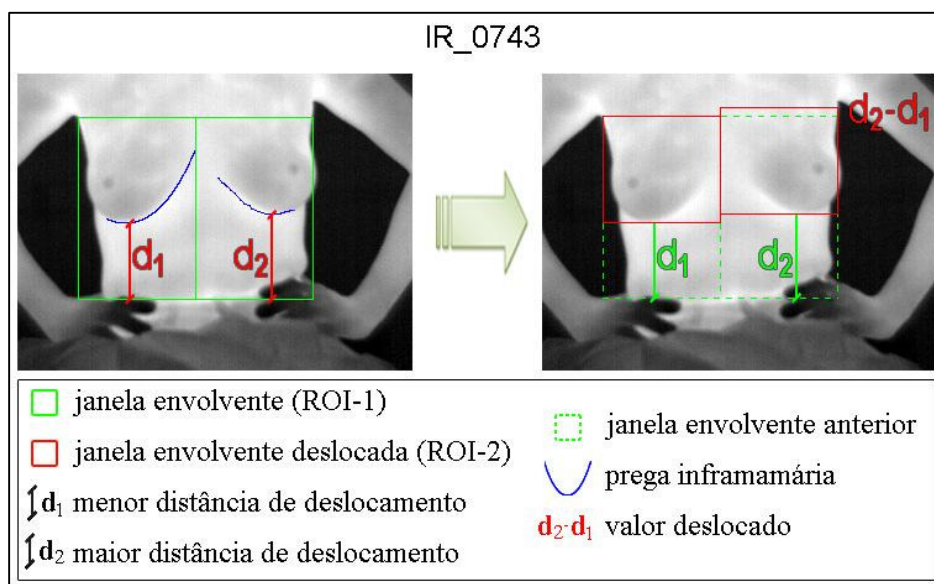


Figura 45: Deslocamento vertical

Cada imagem de entrada dará origem a 4 imagens (2 para cada mama), referentes às ROI-1 (segmentações sem deslocamento vertical) e às ROI-2 (segmentações após o deslocamento vertical).

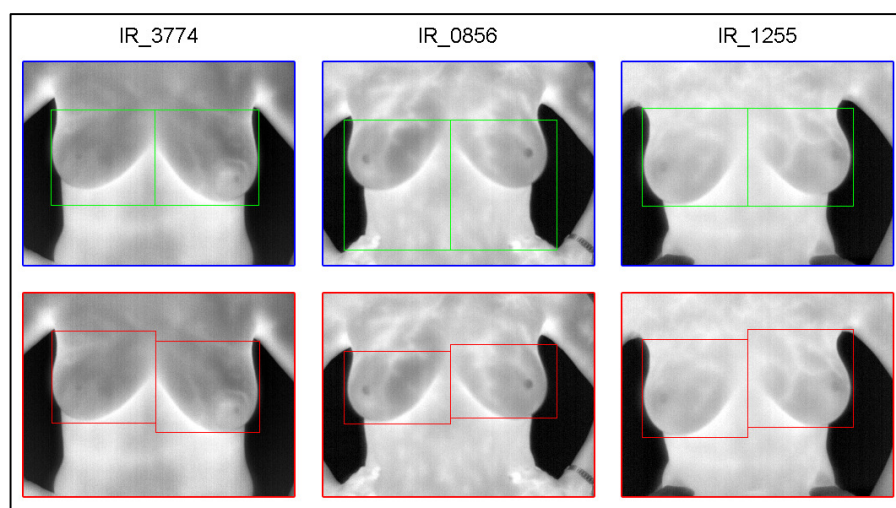


Figura 46: Resultados da segmentação. ROI-1 (verde) e ROI-2 (vermelho)

Todos os procedimentos descritos neste capítulo foram implementados utilizando a linguagem de programação C e foram executados em um computador com processador Intel Core 2 Duo T8100, com 2,1 GHz de frequência, 3MB de memória cache L2 e 4 GB de memória RAM. O sistema operacional utilizado foi o Microsoft Windows Vista Professional. Este capítulo é dividido em três seções que descrevem a seleção das imagens, a conversão das paletas e os passos do algoritmo de segmentação.

6 - Discussão dos Resultados

Neste capítulo serão exibidos os resultados obtidos pelos experimentos realizados, que serão divididos em três seções: a Seção 5.1 descreve detalhes sobre o tempo de execução da metodologia proposta. A Seção 5.2 e Seção 5.3 apresentam os resultados qualitativos e quantitativos, respectivamente. Todos estes resultados também estão disponíveis em PROENG [45], assim como as imagens utilizadas nos testes. Das 329 encontradas em nossa base de dados, somente 151 puderam ser utilizadas, já que as demais apresentaram falhas graves na captura. A Figura 47 apresenta algumas destas falhas.

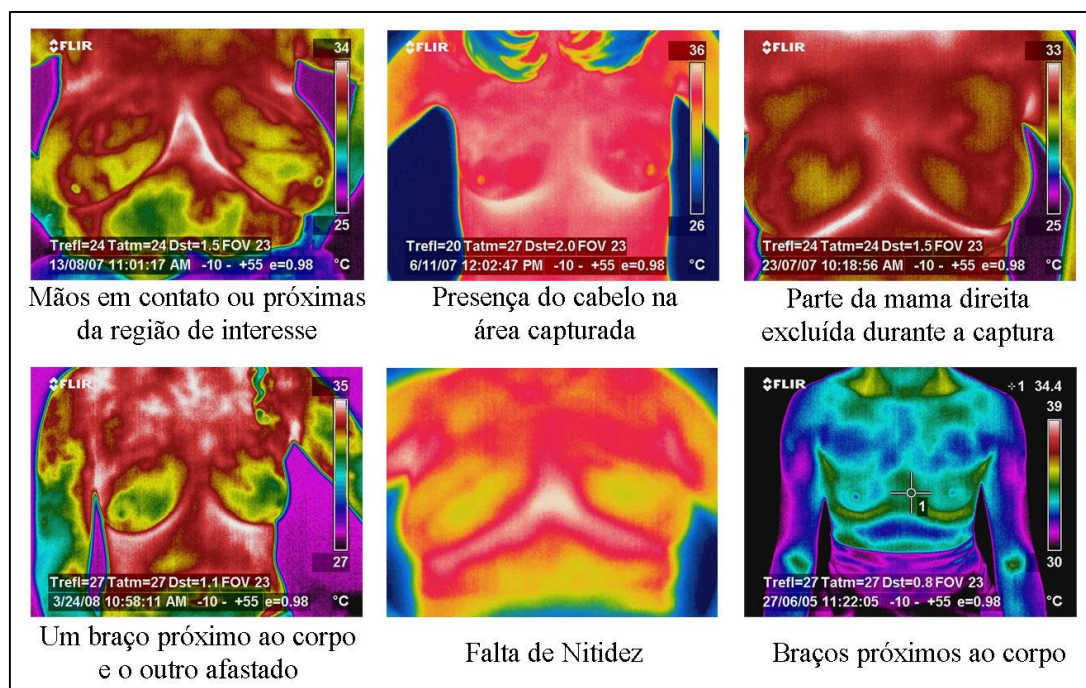


Figura 47: Falhas que devem ser evitadas durante a captura das imagens térmicas

6.1 -Tempo de execução

- O tempo total de processamento (*clock*) foi em média de 36,63 segundos, sendo que o tempo médio de execução somente para o algoritmo da transformada de Hough foi de 35,17 segundos;
- O tempo total máximo de *clock* obtido foi de 83 segundos, onde 82 segundos foram gastos somente na execução do algoritmo da transformada de Hough. Este tempo foi atingido ao segmentar a imagem IR 3116;

- O tempo total mínimo de processamento obtido foi de 8 segundos, onde 7 segundos foram gastos somente na execução do algoritmo da transformada de Hough. Este tempo foi atingido ao segmentar a imagem IR 1020.

De acordo com os tempos apresentados o algoritmo da transformada de Hough é o mais custoso da metodologia. A razão da disparidade entre o tempo máximo e mínimo deve-se à quantidade de *pixels* acesos nas imagens que são fornecidas como entrada para este algoritmo. A imagem IR 1020 fornece 50 *pixels* para o algoritmo, enquanto a IR 3116 fornece 544 *pixels*.

6.2 - Resultados qualitativos

As regiões de interesse obtidas das 151 imagens foram avaliadas qualitativamente por cinco radiologistas do Hospital das Clínicas de Niterói (HCN), Hospital Universitário Antônio Pedro (HUAP) e da clínica ProEcho de Niterói. Os doutores Alberto Viana, Alessandro Severo, Cristina Pantaleão, Silvia Barbosa e Victor Bon analisaram as segmentações, obtidas pela metodologia proposta, de forma livre, sem nenhum questionário ou formulário interrogativo. As imagens segmentadas foram apresentadas uma a uma, em uma sequência contendo a imagem original (em tons de cinza), janelas envolventes referentes às ROI-1 e finalmente as ROI-2 (resultado do deslocamento vertical). Assim, os radiologistas relatavam oralmente suas impressões, aceitando ou rejeitando as segmentações obtidas, além de fornecerem informações que achassem relevantes. Estes relatos foram gravados em meio digital para facilitar a execução das avaliações e em seguida foram resumidas neste trabalho.

As análises foram feitas baseadas nas regiões de maior incidência de patologias da mama e nas hipóteses utilizadas neste trabalho (entre a prega inframamária e a região axilar). Porém, todos os médicos que participaram da avaliação, ressaltaram que parte da região de interesse que observam em mamografias é desprezada pela metodologia proposta. Esta estaria compreendida entre a região axilar e pouco abaixo da clavícula. Relatam que em alguns casos, mesmo que com pouca incidência, é possível identificar pequenos nódulos nos linfonodos desta região. Segundo estes especialistas, para o exame de mamografia não é aconselhável a eliminação de nenhuma região, por menor que esta seja, para que não se remova alguma microcalcificação. Entretanto, acreditam que em imagens de infravermelho, por estas fornecerem indicativos fisiológicos ao invés de estruturais, pequenas perdas em regiões que somente representem um contorno do tecido

epitelial podem ser aceitáveis. A Tabela 1 apresenta as segmentações consideradas satisfatórias e as rejeitadas. Avaliações mais específicas de cada especialista podem ser encontradas no Apêndice B. Os nomes dos radiologistas serão omitidos daqui para frente, sendo chamados de Dr. #1, Dr. #2, Dr. #3 e assim por diante.

Tabela 1: Avaliação qualitativa feita por cinco radiologistas

Imagem	Dr. #1	Dr. #2	Dr. #3	Dr. #4	Dr. #5
IR 0096	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0102	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0125	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0133	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0146	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0151	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0204	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0216	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0222	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Reprovada
IR 0610	Reprovada	Reprovada	Aprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0701	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0713	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0725	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0734	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0743	Reprovada	Reprovada	Aprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0753	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0765	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0774	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0802	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0816	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0845	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0856	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0883	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0895	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0944	Aprovada	Reprovada	Aprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0956	Reprovada	Reprovada	Aprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0970	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 0980	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 0992	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1008	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1017	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1020	Aprovada	Reprovada	Aprovada	Aprovada	Reprovada
IR 1027	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 1038	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1163	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1241	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada

Imagem	Dr. #1	Dr. #2	Dr. #3	Dr. #4	Dr. #5
IR 1255	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1267	Aprovada	Reprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1280	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1318	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1326	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 1332	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1335	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 1348	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1349	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1363	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1616	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1629	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1630	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1721	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 1752	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 2866	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Reprovada	Reprovada
IR 2881	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 2915	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 2928	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 2972	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Reprovada	Reprovada
IR 2981	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3106	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3107	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3116	Reprovada	Reprovada	Aprovada	Reprovada	Reprovada
IR 3413	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3434	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3503	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3606	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3625	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3631	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3640	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 3675	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3685	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 3704	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3713	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 3727	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3730	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3736	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3737	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3740	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3745	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 3753	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3764	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3765	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada

Imagem	Dr. #1	Dr. #2	Dr. #3	Dr. #4	Dr. #5
IR 3770	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3774	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3778	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 3783	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3789	Reprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Reprovada
IR 3810	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3811	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3816	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3827	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3840	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3924	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3943	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3954	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3980	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 3993	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 4090	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 4122	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 4878	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 4884	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 4907	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 4913	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 4980	Reprovada	Reprovada	Aprovada	Aprovada	Reprovada
IR 5063	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5064	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5074	Reprovada	Reprovada	Aprovada	Aprovada	Reprovada
IR 5137	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5146	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5165	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5174	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5277	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5282	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5353	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5459	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5466	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 5473	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5508	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5521	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5523	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5528	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5538	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5667	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5684	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5705	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5760	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada

Imagem	Dr. #1	Dr. #2	Dr. #3	Dr. #4	Dr. #5
IR 5781	Reprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5874	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5880	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5898	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5908	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5917	Aprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Aprovada
IR 5920	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 5926	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 5938	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 5983	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 6102	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 7442	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 7452	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 7460	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 7469	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
IR 8140	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8160	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8196	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8215	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8223	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8233	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8264	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8282	Reprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8291	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8292	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8293	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada	Aprovada
IR 8314	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada	Reprovada
Aprovadas	79%	79%	85%	81%	78%

Verificando as análises individuais dos especialistas, a menor taxa de aprovação das imagens foi de 78% e a maior foi de 85%. Entretanto, serão consideradas reprovadas qualquer segmentação que tenha sido rejeitada por pelo menos um dos radiologistas. Assim, a taxa de aprovação obtida foi de 75%. Das 38 falhas identificadas pelos radiologistas, 18 foram atribuídas às falhas durante a captura das imagens (paciente mal posicionada, presença de parte da vestimenta ou acessórios, falta de nitidez da imagem, entre outras). Desconsiderando estas imagens, a taxa de acerto da metodologia sobe de 75% para 85%. As demais falhas foram atribuídas à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem (16), ao excesso de calor na região abdominal (2) e à dificuldade em detectar a posição das axilas (2).

6.3 - Resultados quantitativos

Para avaliar quantitativamente as segmentações obtidas, foram utilizadas segmentações manuais como o *ground true* (GT) da segmentação. Estas foram realizadas em todas as 151 imagens por um dos especialistas utilizando um aplicativo onde basta que o usuário clique em seis pontos limites da imagem a ser segmentada (limites laterais, inferiores e axilas). A largura da janela de segmentação é calculada automaticamente pela distância média entre os limites laterais. A altura é obtida fixando os limites inferiores das mamas esquerda e direita e calculando a média das distâncias entre estes limites e as axilas correspondentes. A Figura 48 exibe um *Screenshot* deste aplicativo.

Para avaliar as segmentações obtidas foi utilizada a tabela de contingência (ou matriz de confusão). Consideram-se falsos positivos (FP) os *pixels* que o método classificou como pertencendo à região da mama do paciente, mas que não pertencem à imagem segmentada manualmente (negativos). Os falsos negativos (FN) serão computados com o número de *pixels* das mamas que pertencem à segmentação manual (positivos) e que foram descartados pela segmentação automática. Verdadeiros positivos (VP) equivalem aos *pixels* que ambas as segmentações classificaram como positivos, assim como verdadeiro negativo (VN) são os *pixels* que ambas as segmentações classificaram como negativos. A Figura 49 ilustra essas regiões

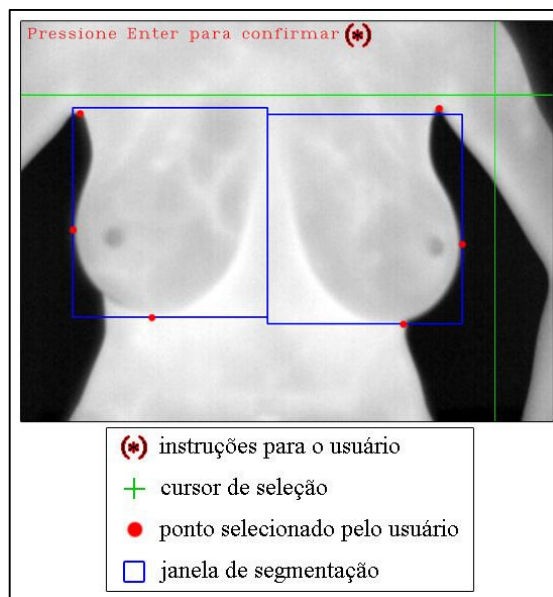


Figura 48: *Screenshot* da janela do aplicativo de segmentação manual

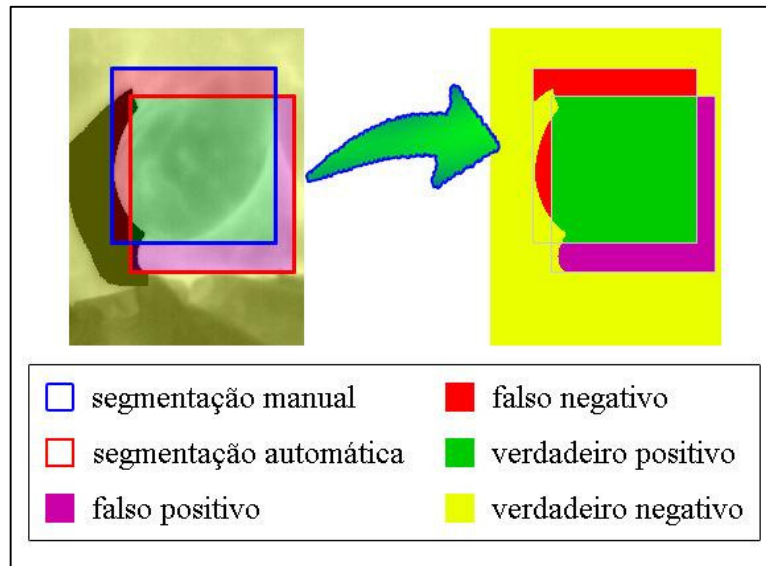


Figura 49: Regiões da matriz de confusão

Medidas estatísticas como: acurácia, sensibilidade, especificidade, eficiência, preditividade positiva e preditividade negativa serão definidas a seguir e utilizadas para estimar a influência das falhas encontradas [53].

- Acurácia (ACC) - É a proporção entre as classificações corretas, sem levar em consideração o que é positivo ou o que é negativo, ou seja:

$$ACC = \text{total de classificações corretas} / \text{total de dados} = (VP + VN) / (\text{nº total de pixels})$$

- Sensibilidade (SENS) - É a taxa de verdadeiros positivos obtidos que representa a capacidade da metodologia em classificar corretamente os dados testados, ou seja:

$$SENS = \text{acertos positivos} / \text{total de positivos} = VP / (VP + FN)$$

- Especificidade (SPEC) - É a taxa de verdadeiros negativos obtidos, que representa a capacidade da metodologia em classificar corretamente a ausência da condição positiva, ou seja:

$$SPEC = \text{acertos negativos} / \text{total de negativos} = VN / (VN + FP)$$

- Eficiência (EFF) - É a média aritmética entre a Sensibilidade e a Especificidade, que representa um balanço entre estas medidas, ou seja:

$$EFF = (SENS + ESPEC) / 2$$

- Preditividade Positiva (PPV) - É a taxa de verdadeiros positivos em relação a todas as classificações positivas, ou seja:

$$PPV = \text{acertos positivos} / \text{total de classificações positivas} = VP / (VP + FP)$$

- Preditividade Negativa (NPV) - É a taxa de verdadeiros negativos em relação a todas as classificações negativas, ou seja:

$$NPV = \text{acertos negativos} / \text{total de classificações negativas} = VN / (VN + FN)$$

A Tabela 2 resume os dados obtidos em todos os testes (151 imagens) utilizando a média (M), o desvio padrão (σ), a mediana (m), o desvio padrão médio (σ_m), o valor máximo (Máx) e o valor mínimo (Min) destas medidas. Os resultados completos para cada imagem pode ser encontrado no Apêndice C.

Tabela 2: Avaliação Quantitativa

	ACC		SEM		SPEC		EFF		PPV		NPV	
	GT#1	GT#2	GT#1	GT#2	GT#1	GT#2	GT#1	GT#2	GT#1	GT#2	GT#1	GT#2
M	0,95	0,97	0,86	0,90	0,99	0,99	0,92	0,94	0,96	0,97	0,95	0,97
σ	0,03	0,3	0,11	0,08	0,02	0,02	0,05	0,04	0,05	0,04	0,04	0,03
M	0,96	0,97	0,88	0,92	0,99	0,99	0,94	0,95	0,97	0,98	0,96	0,97
σ_m	0,03	0,02	0,08	0,06	0,01	0,01	0,04	0,03	0,03	0,03	0,03	0,02
Máx	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Min	0,82	0,83	0,45	0,52	0,77	0,77	0,72	0,75	0,61	0,61	0,78	0,81

7 - Sugestões para correção e melhoria das imagens

Um dos maiores problemas enfrentados pela segmentação automática de imagens é a falta de padronização na captura e/ou qualidade das imagens utilizadas. Para os experimentos desta dissertação, das 329 imagens disponíveis, aproximadamente 54% (178) não puderam ser utilizadas por causa de falhas graves durante a captura. Ao avaliar os resultados das imagens testadas, 18 imagens apresentavam problemas no que tange aos padrões e qualidade. Neste capítulo serão apresentadas técnicas de processamento de imagens e computação gráfica que podem ser utilizadas para corrigir algumas destas falhas (Seção 5.1), assim como uma avaliação do protocolo utilizado atualmente (Seção 5.2) e uma proposta para reformulação deste na Seção 5.3.

7.1 - Métodos computacionais para correção de imagens

Em diversas aplicações na área de computação gráfica, há a necessidade de alterar e manipular o conteúdo de uma cena. Mudanças em orientação, tamanho e formato estão ligadas às transformações geométricas. Estas são aplicadas à cena para modificar a geometria dos objetos que a compõem sem alterar a topologia destes. Uma transformação geométrica é uma aplicação bijetiva (ponto a ponto), que a partir da imagem original é obtida outra geometricamente igual ou semelhante [54]. As principais transformações geométricas, como rotação, translação e mudança de escala podem ser utilizadas para corrigir algumas falhas encontradas nas imagens testadas neste trabalho, ilustradas por uma simulação manual apresentada na Figura 50.

Em alguns casos mais complexos, técnicas mais robustas de transformação de imagens podem ser utilizadas, como o registro flexível de imagens. Este é muito utilizado em sensoriamento remoto, visão computacional, correções e/ou alinhamento de imagens médicas, entre outros. Zitová, B. e Flusser, J. [55] separam as aplicações desta técnica em três principais grupos de acordo com a natureza da aquisição da imagem:

- Aquisição em diferentes pontos de vista: Imagens capturadas de uma mesma cena, em diferentes pontos de vista, são utilizadas com o objetivo de adquirir uma visão panorâmica 2D ou para modelagem tridimensional.
- Aquisição em diferentes tempos (análise multi-temporal): Imagens de uma determinada cena são capturadas em diferentes tempos para encontrar e avaliar eventuais mudanças ocorridas em diferentes períodos. Na oncologia, por exemplo,

esta técnica é utilizada para monitorar o desempenho de tratamentos terapêuticos, acompanhando a evolução de tumores, entre outras.

- Aquisição de imagens através de diferentes sensores (análise multimodal): Imagens de uma mesma cena são capturadas por diferentes sensores com o objetivo de integrar as diferentes informações fornecidas por cada um destes para obter representações mais complexas e detalhadas. Em análise de imagens médicas, dados estruturais e fisiológicos podem ser combinados utilizando o registro de imagens de ressonância magnética, de raio-x e de infravermelho, por exemplo.

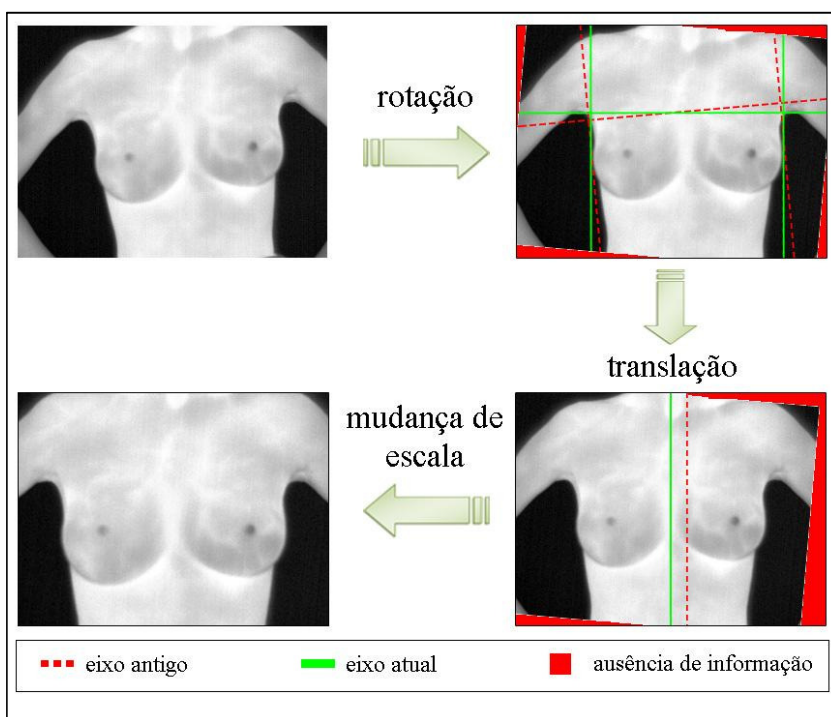


Figura 50: Transformações geométricas

Segundo Zitová, B. e Flusser, J. [55] o método de registro de imagens consiste basicamente dos seguintes passos:

1. Detecção de características: As características de um objeto (regiões de bordas, limites, interseções de linhas, centro de gravidade e pontos representativos) podem ser obtidas de forma manual ou automática. Estas características são chamadas de pontos de controle.
2. Correspondência entre as características: Nesta etapa, a correspondência entre as características detectadas nas imagens a serem registradas, é estabelecida.

Descritores de similaridade e correlações espaciais entre as características são utilizadas para este fim.

3. Estimativa de transformação do modelo: Os parâmetros das funções de mapeamento que alinham as imagens são estimados e calculados utilizando a correspondência estabelecida no passo anterior.
4. Reamostragem e transformação das imagens: As imagens são transformadas através das funções de mapeamento e os novos valores são reamostrados e interpolados, sempre que necessário, por técnicas apropriadas.

A Figura 51 apresenta uma simulação manual do efeito de uma possível utilização de registro de imagens para correção das imagens utilizadas neste trabalho. Foi suposto que os hemisférios esquerdo e direito de um paciente pudessem ser registrados um em relação ao outro. Pontos de controle como as axilas, contornos externos e mamilos são utilizados para que se verifiquem as correlações entre ambos os lados.

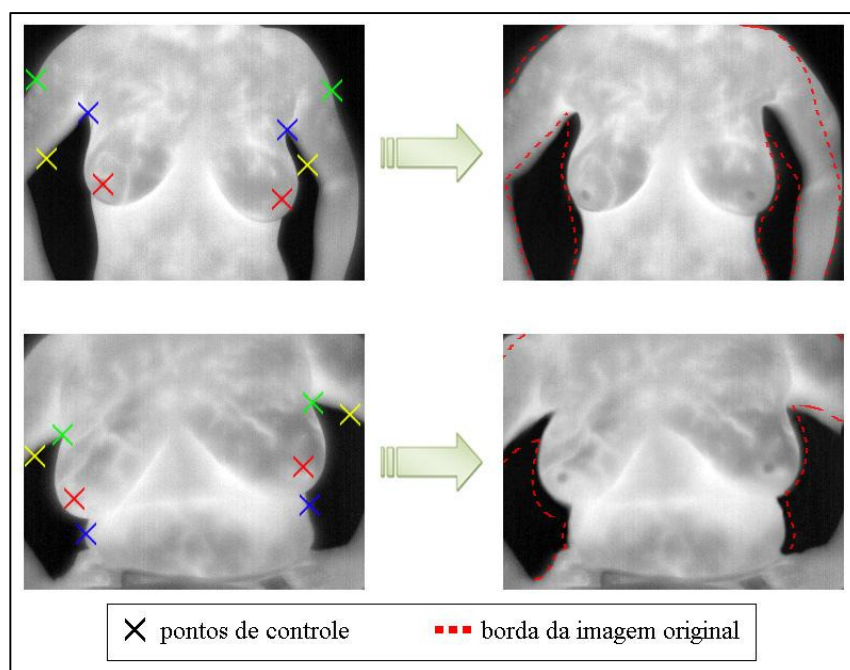


Figura 51: Registro flexível de imagens

Apesar da eficácia e robustez dos métodos exemplificados, é importante ressaltar as desvantagens que as correções de imagens digitais possuem, principalmente ao se tratar de imagens médicas. Sempre que é feita uma transformação de imagens, dados podem ser

perdidos, em caso de redução da escala, ou novos dados podem ser estimados e aproximados, em caso de aumento da escala.

No caso das imagens térmicas, pequenas variações dos tons das imagens, podem auxiliar na identificação de doenças ou distúrbios fisiológicos e, portanto, se estas transformações não ocorrerem de maneira cuidadosa e controlada, podem gerar resultados falsos ou esconder resultados positivos. Por isto, a melhor maneira de se evitar estes problemas é corrigindo-os no momento da captura das imagens.

7.2 -Avaliação do protocolo utilizado na captura das imagens utilizadas neste trabalho

I. Instruções prévias para o paciente

- Nenhuma instrução é sugerida ao paciente, já que o mesmo só toma conhecimento do exame termográfico ao comparecer no consultório de seu médico para exames de rotina.

II. Condições do consultório

- Apesar de se manter a temperatura da sala em torno de 25° a 28°C, para melhor conforto do paciente, existem relatos de que no verão a temperatura pode ter atingido 32°C no interior da sala, o que pode interferir na qualidade da imagem;

III. Configuração da câmera termográfica

- Nem sempre é feito o uso de tripés ou qualquer outro suporte para a câmera, principalmente quando se obtém as imagens em vistas oblíquas ou laterais;
- A configuração dos parâmetros na câmera somente é realizada uma vez durante um dia de captura. Todas as imagens capturadas durante o mesmo dia, mesmo que em horários diferentes, apresentam parâmetros configurados de acordo com a condição ambiental avaliada na captura da primeira imagem. Isto foi constatado ao avaliar os dados dos formulários preenchidos durante os exames e as informações configuradas

na câmera, que se encontram armazenadas nas imagens. A Tabela 3 apresenta algumas dessas divergências.

Tabela 3: Divergências entre os dados configurados na câmera e os medidos

Data	Prontuário	Dados Medidos		Dados Configurados na Câmera		
		T _∞	UR %	T _∞	UR %	D
19/12/05	1609651-2	27,0	70,0	24,1	57	0,4 m
	1639157-3	27,7	74,0	24,1	57	0,4 m
	1017636-0	28,0	71,0	24,1	57	0,4 m
21/08/06	1331040-8	26,4	72,0	24,0	60	2,0 m
	1557843-2	25,6	76,0	24,0	60	2,0 m
	1665320-9	25,4	75,0	24,0	60	2,0 m
11/06/07	1662472-1	25,7	94,0	27,0	32,0	2,0 m
	1690962-9	25,1	86,0	27,0	32,0	2,0 m
	1703753-6	25,3	81,0	27,0	32,0	2,0 m
24/03/08	1662606-6	27,4	88,0	27,4	88,0	1,1 m
	1152158-4	27,5	85,0	27,4	88,0	1,1 m
	1555161-5	26,7	85,0	27,4	88,0	1,1 m
30/11/09	1118523-1	27,9	64,5	28,6	61,0	1,0 m
	1140005-7	28,8	60,0	28,6	61,0	1,0 m
	1125483-7	28,2	59,8	28,6	61,0	1,0 m
Legenda						
T _∞	Temperatura do consultório					
UR %	Umidade relativa do ar (%)					
D	Distância câmera/paciente configurada para todas as imagens de uma mesma série, mesmo que em diferentes posições					

IV. Procedimento de captura

- Distância entre câmera e o paciente é apenas estimada. Nenhum mecanismo que facilite a medida desta distância é utilizado. Além disso, a falta de espaço faz com que a posição da câmera para a captura das imagens laterais e oblíquas seja feita de maneira manual e bem próxima ao corpo do paciente, impossibilitando qualquer aferição de ângulo ou distância. A Figura 52 exibe exemplos desta falta de padrão.

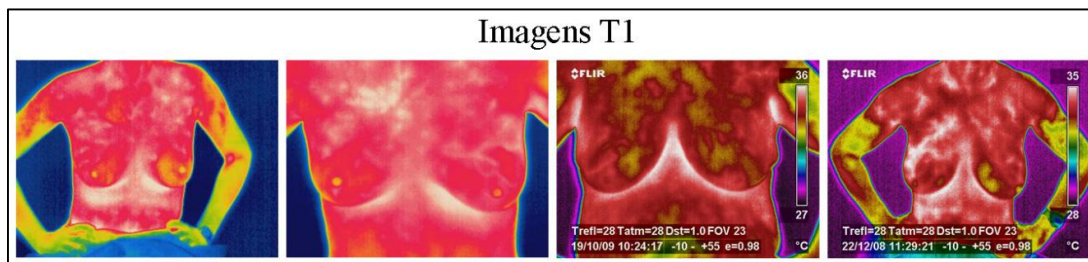


Figura 52: Falta de padrão nas distâncias

- Um ângulo de visão padrão não é utilizado. Muitas vezes as imagens são capturadas através de avaliações qualitativas, sem qualquer referência métrica, baseado somente em alguma evidência visualmente realçada. A Figura 53 exibe exemplos desta falta de padrão.

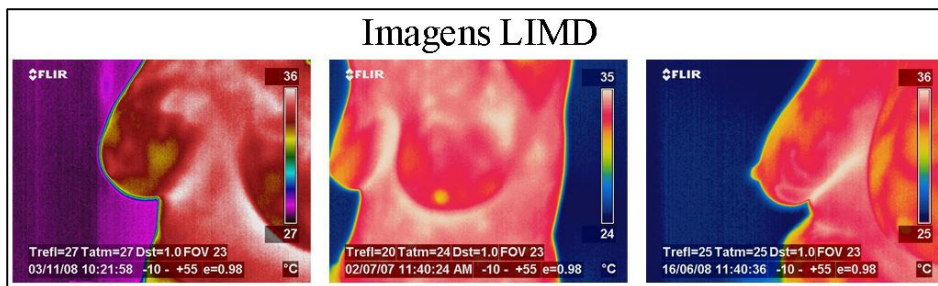


Figura 53: Falta no padrão dos ângulos.

- O paciente, por sua vez, nem sempre é posicionado da forma correta (ereto, com o corpo alinhado e os braços devidamente afastados). Como a maioria dos pacientes são pessoas idosas, é permitido que fiquem na posição que mais lhe trouxer conforto. Entretanto, como em qualquer outro tipo de exame por imagem, a posição correta do paciente é indispensável e não pode ser desprezada, salvo para exames como os de ultrassom que são analisados em tempo real e na posição preferida pelo médico

responsável. A Figura 54 exibe o mal posicionamento de alguns pacientes no momento da captura das imagens.

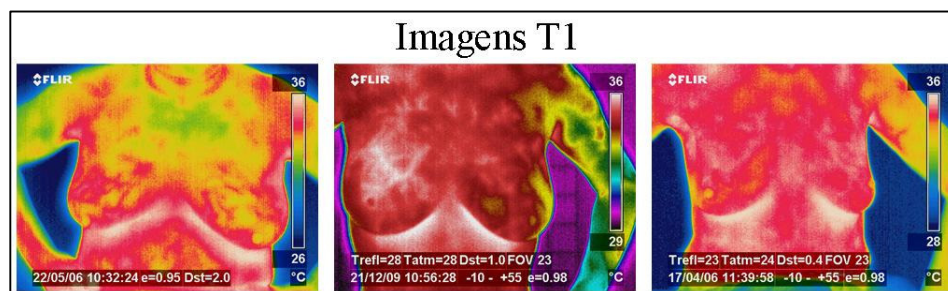


Figura 54: Falha na posição dos pacientes.

7.3 - Protocolo proposto

Para que se diminuam as possíveis falhas causadas durante a captura das imagens, será proposta a seguir uma reformulação do protocolo adotado para a obtenção das imagens utilizadas neste trabalho. Esta proposta visa proporcionar uma correção nas falhas detectadas com procedimentos simples de serem implementados, respeitando os recursos do próprio hospital onde são feitas as capturas das imagens.

I. Instruções prévias para o paciente

- Um planejamento pode ser feito em conjunto com os médicos responsáveis pela seleção dos pacientes e o grupo que realiza as capturas das imagens, com o objetivo de realizar um agendamento prévio para os exames. Assim todas as instruções prévias relevantes podem ser informadas aos pacientes.

II. Configuração da câmera termográfica

- O uso de tripés deve ser sempre utilizado, inclusive para a captura das vistas laterais e oblíquas. Alguns tripés possuem inclusive medidores de níveis, o que facilita a verificação da correta posição da câmera. Caso o utilizado pelo grupo que realiza o exame termográfico não disponha destes medidores, estes podem ser comprados separadamente e acoplados ao sistema tripé-câmera;

- Como a obtenção da série de imagens em cada exame não dura mais do que poucos minutos, não seria necessário atualizar os parâmetros inseridos na câmera a cada imagem capturada, salvo para o valor da distância, que varia de acordo com o tipo de imagem da série básica. Porém, sempre que a captura de uma nova série for iniciada estes e os demais parâmetros devem ser sempre verificados e atualizados.

III. Procedimento de captura

- Os padrões característicos de cada tipo de imagem da série básica, como ângulo de visão e distância da câmera para o paciente, devem ser seguidos sempre. Caso haja a necessidade de obter imagens extras, estas poderão ser adquiridas livremente, de acordo com a necessidade do especialista;
- Distância entre câmera e o paciente pode ser aferida facilmente através de marcações feitas sob um eixo desenhado no chão do consultório que liga a câmera à cadeira onde se encontra o paciente. Para resolver a falta de padrão da distância nas vistas laterais e oblíquas e a impossibilidade da utilização de tripés na obtenção destas, a câmera somente se deslocará sob este eixo, fazendo com que somente o paciente seja rotacionado com o auxílio de uma cadeira giratória comum;
- Para que os ângulos em que as imagens estão sendo capturadas possam ser aferidos de maneira fácil e barata, um transferidor acoplado ao eixo fixo da cadeira e uma haste vertical presa abaixo do acento podem ser utilizados;
- O paciente deve ser sempre posicionado de forma padrão, ereto, com o corpo alinhado e os braços devidamente afastados do corpo e centralizado corretamente na cena capturada. Para isso, a imagem projetada sobre uma tela (ou parede) que contenha algumas linhas guias pode facilitar este alinhamento;
- A imagem projetada pode auxiliar inclusive a melhor visualização focal da imagem, já que pode ser difícil observar detalhes na imagem de saída pelo visor da câmera.

A Figura 55 ilustra o cenário proposto com a identificação dos instrumentos que podem ser adquiridos por um baixo custo e que auxiliariam a captura das imagens.

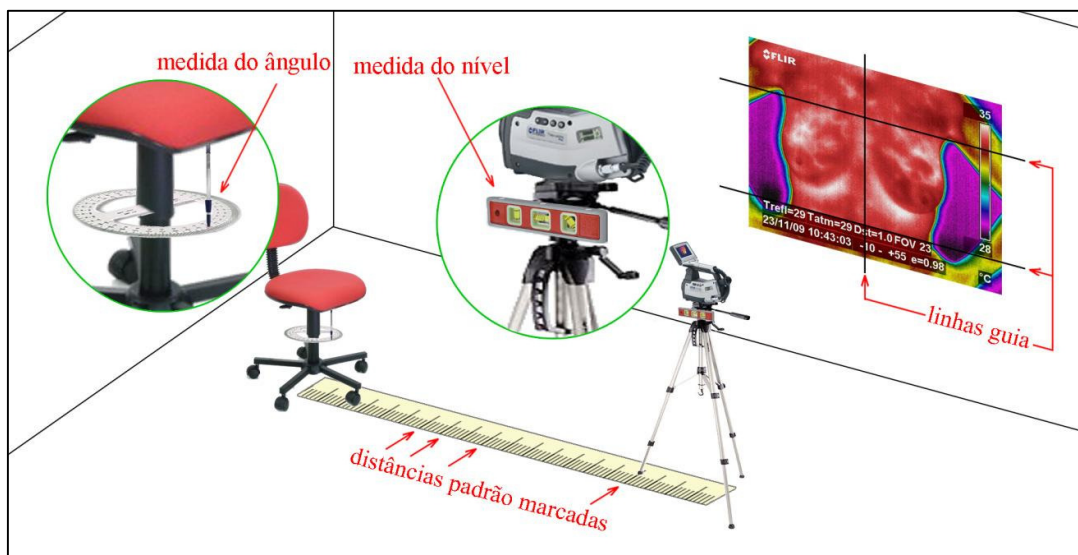


Figura 55: Cenário proposto para a captura das imagens.

8 -Conclusões

Este trabalho apresentou uma metodologia automática para segmentação de imagens térmicas, com o objetivo de auxiliar métodos de diagnóstico assistido por computador (CAD). Ela também é útil para a modelagem tridimensional da mama. De acordo com os resultados qualitativos e quantitativos, chegou-se à conclusão que o objetivo desta dissertação foi cumprido de forma satisfatória.

Quanto às contribuições deste trabalho podem-se destacar a revisão bibliográfica de diferentes métodos de processamento de imagens para a extração da ROI em imagens de infravermelho, e o uso da termografia na detecção precoce de doenças da mama.

Este trabalho realizou inclusive uma descrição dos protocolos existentes na literatura para a obtenção de imagens termográficas da mama. Propôs alterações simples e baratas no protocolo adotado para a aquisição das imagens testadas, que poderão melhorar a qualidade dos experimentos futuros.

Como trabalhos futuros, pode-se destacar:

- Otimização da metodologia proposta com a paralelização do algoritmo da transformada de Hough, reduzindo assim o tempo de execução;
- O uso de Registro de imagens e outros métodos computacionais para proporcionar correções das imagens
- Técnicas automáticas para extração de características objetivas e quantitativas, baseadas na análise contralateral das imagens térmicas para o auxílio ao diagnóstico;
- A segmentação automática de imagens térmicas de mama capturadas em outra posição, como as laterais externas, as oblíquas internas ou as frontais com os braços do paciente levantados;
- Modelagem tridimensional da mama através da extração de curvas características da mama em imagens térmicas;
- Simulação de perfis tridimensionais de temperaturas com o posicionamento correto da patologia em malhas internas da mama.

Referência Bibliográfica

- [1] Instituto Nacional do Câncer (INCA). Disponível em: <http://www2.inca.gov.br/wps/wcm/connect/tiposdecancer/site/home/mama>. Acesso em: 25/07/2010.
- [2] Ng, E.Y.K., *A review of thermography as promising non-invasive detection modality for breast tumor*, In: *International Journal of Thermal Sciences*, vol 48. p. 849 – 859, 2008.
- [3] Koay, J.; Herry, C.; Frize, M., *Analysis of breast thermography with an artificial neural network*, In: *Engineering in Medicine and Biology Society - IEMBS. 26th Annual International Conference of the IEEE*, vol.1. p.1159-1162, 2004.
- [4] Qi, H.; Kuruganti, P. T.; Liu, Z., *Early detection of breast cancer using thermal texture maps*. In: *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Macro to Nano*. p. 309-312, 2002.
- [5] Keyserlingk, J.R.; Ahlgren, P.D.; Yu, E.; Belliveau, N.; Yassa, M.. *Functional infrared imaging of the breast: Historical perspectives, current application and future considerations*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D.. *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 10, p. 10.1–10.30.
- [6] Serrano, R. C., *Análise da viabilidade do uso do Coeficiente de Hurst e da Lacunaridade no auxílio ao diagnóstico precoce de patologias da mama*, Dissertação de Mestrado. Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, 2010.
- [7] Santos, L. S.; Bezerra, L. A.; Rolim, T. L.; Lyra, P. R. M.; Araújo, M. C.; Silva, E. D. C.; Conci, A.; Lima, R. C. F. *Desenvolvimento de Ferramenta Computacional para Análise Paramétrica da Influência da Posição e do Tamanho do Tumor de Mama em Perfis de Temperatura*. In: 9º Congresso Iberoamericano de Ingeniería Mecánica – CIBIM. 2009.
- [8] Amalu, W.C.; Hobbins, W.B.; Head, J.F.; Elliott, R.L., *Infrared imaging of the breast - An overview*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D.. *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 9, p. 9.1–9.22.
- [9] Arora, N. M. D.; Martins, D. B. S.; Ruggerio, D. B. S.; Tousimis, E. M. D.; Swistel, A. J. M. D.; Osborne, M. P. M. D.; Simmons, R. M. M. D., *Effectiveness of a noninvasive digital infrared thermal imaging system in the detection of breast cancer*, In: *The American Journal of Surgery*. p. 523–526, 2008.
- [10] *International Academy of Clinical Thermology (IACT)*, 2010. Disponível em: <http://www.iact-org.org/index.html>. Acesso em: 25/07/2010.
- [11] Ng, E.Y.K.; Ung, L. N.; Ng, F. C.; Sim, L. S., *Statistical analysis of healthy and malignant breast thermography*, In: *Journal of medical engineering and technology*, vol. 25. p. 253-263, 2001.

- [12] Bezerra, L. A., Uso de imagens termográficas em tumores mamários para validação de simulação computacional, Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, 2007.
- [13] Viana, M. J. A.; Lima, R. C. F.; Rolim, T. L.; Conci, A.; Silva, S. V.; Santos, F. G. S., *Simulating Breast Temperature Profiles Through Substitute Geometries from Breast Prostheses*, In: *17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing – IWSSIP*. p. 304 – 307, 2010.
- [14] Santos, L. S.; Lima, R. C. F.; Bezerra, L. A.; Lyra, P. R. M.; Rolim, T. L.; Araújo, M. C.; Conci, A., *Parametric Analysis on the Influences of Tumor Position and Size in Breast Temperature Profile*, In: *17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing – IWSSIP*. p. 478 – 481, 2010.
- [15] Castro, F. J.; Silva, S. V.; Serrano, R. C.; Motta, L. S.; Menezes, P. M.; Bezerra, L. A.; Lima, R. C. F.; Conci, A., Um sistema para pré processamento de imagens térmicas e modelagem tridimensional aplicadas à Mastologia, In: *II Encontro Nacional de Engenharia Biomecânica: ENEBI*. p. 104-105, 2009.
- [16] Filho, O. T. S.; Conci, A.; Serrano, R. C.; Mello, R.; Lima, R. C. F., *On Using Lacunarity for Diagnosis of Breast Diseases Considering Thermal Images*, In: *16th International Workshop on Systems, Signals and Image Processing*. 4 p., 2009.
- [17] Serrano, R. C.; Conci, A.; Zamith, M.; Lima, R. C. F., *About the feasibility of Hurst coefficient in thermal images for early diagnosis of breast diseases*, In: *11th Pan-American Congress of Applied Mechanics - PACAM XI*. p. 550 - 553, 2010.
- [18] Serrano, R.; Motta L. S.; Batista, M.; Conci, A., *Using a New Method in Thermal Images to Diagnose Early Breast Diseases*, In: *XXII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing – SIBGRAPI*. 2 p., 2009.
- [19] Diakides, N. A.; Diakides, M.; Lupo, J. C.; Paul, J. L.; Balcerak, R., *Advances in Medical Infrared Imaging*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D., *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 1, p. 1.1–1.13.
- [20] Norton, P. R.; Horn, S. B.; Pellegrino, J. G.; Perconti, P., *Infrared Detectors and Detector Arrays*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D., *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 3, p. 3.1–3.26.
- [21] Grenn, M. W.; Vizgaitis, J.; Pellegrino, J. G.; Percont, P., *Infrared Camera and Optics for Medical Applications*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D., *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 5, p. 5.1–5.14.
- [22] FLIR SYSTEMS, ThermaCAM™ S45. Manual do operador, FLIR Systems, 2004.
- [23] Araújo, M. C., Utilização de Câmera por Infravermelho para Avaliação de Diferentes Patologias em Clima Tropical e uso Conjunto de Sistemas de Banco de Dados para Detecção de Câncer de Mama, Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco. 2009.

- [24] Ammer, K.; Ring, E.F.J.. *Standard procedures for infrared imaging in medicine*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D.. *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 22, p. 22.1–22.14.
- [25] *Thermology History – Infrared Thermal Imaging*, 2010. Disponível em: <http://www.thermology.com/history.htm>. Acesso em: 26/07/2010.
- [26] Herry, C. L.; Frize, M, *Digital processing techniques for the assessment of pain with infrared thermal imaging*, In: *Second Joint 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society*, IEEE-EMBS/BMES. p. 1157 – 1158, 2002.
- [27] Parisky, Y. R.; Sardi, A.; Hamm, R.; Hughes, K.; Esserman, L.; Rust, S.; Callahan, K., *Efficacy of computerized infrared imaging analysis to evaluate mammographically suspicious lesions*, In: *American Journal of Roentgenology*, nº 180. p. 263–269, 2003.
- [28] Guidi, A. J.; Berry, D. A.; Broadwater, G.; Perloff, M.; Norton, L.; Barcos, M. P.; Hayes D. F., *Association of angiogenesis in lymph node metastases with outcome of breast cancer*, In: *Journal of the National Cancer Institute*, vol. 92, no. 6. p. 486-492, 2000.
- [29] Ikedo, Y.; Fukuoka, D.; Hara, T.; Fujita, H.; Takada, E.; Endo, T.; Morita, T., *Computerized mass detection in whole breast ultrasound images: Reduction of false positives using bilateral subtraction technique*, In: *SPIE Medical Imaging 2007*. vol. 6514, p. 65141T-10, 2007.
- [30] Qi, J.; Snyder, W.; Head, J.; Elliot, R., *Detecting breast cancer from infrared images by asymmetry analysis*, In: *Engineering in Medicine and Biology Society - 22nd Annual International Conference of the IEEE*. vol. 2, p. 1227-1228, 2000.
- [31] Shen, L.; Shen, Y. P.; Rangayyan, R. M.; Desautels. J. E. L., *Measures of asymmetry in mammograms based upon the shape spectrum*, In: *Proceedings of the Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology*. Vol. 15, p. 48-49, 1993.
- [32] Yin, F. F.; Giger, M. L.; Doi, K., Vyborny, C. J.; Schmidt, R. A., *Computerized detection of masses in digital mammograms: automated alignment of breast images and its effect on bilateral-subtraction technique*, In: *The International Journal of Medical Physics Research and Practice*. vol. 21, p. 445-452, 1994.
- [33] B. Zheng, Y. H. Chang, and D. Gur. *Computerized detection of masses from digitized mammograms: comparison of single-image segmentation and bilateral image subtraction*. *Acad Radiol*, 2(12). 1995. p. 1056-1061.
- [34] Kapoor, P.; Prasad, S. V. A. V., *Image processing for early diagnosis of breast cancer using infrared images*, In: *The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering – ICCAE*. vol. 3, p. 564-566, 2010.
- [35] Wiecek, B.; Strzelecki, M.; Jakubowska, T.; Wysocki, M.; Drews-Peszynski, C.. *Advanced thermal image processing*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D.. *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 12, p. 12.1–12.13.

- [36] Lipari, C. A.; Head, J. F., *Advanced infrared image processing for breast cancer risk assessment*, In: *Proceedings for 19th International Conference of IEEE/EMBS*. vol. 2, p. 673-676, 1997.
- [37] Jin-Yu, Z.; Yan, C.; Xian-Xiang, H., *IR Thermal Image Segmentation Based on Enhanced Genetic Algorithms and Two-Dimensional Classes Square Error*, In: *Second International Conference on Information and Computing Science*. vol. 2, p. 309-312, 2009.
- [38] Zhou, Q.; Li, Z.; Aggarwal, J. K., *Boundary extraction in thermal images by edge map*, In: *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*. p. 254-258, 2004.
- [39] Schaefer G.; Zavissek M.; Nakashima T., *Thermography based breast cancer analysis using statistical features and fuzzy classification*, In: *Pattern Recognition*. vol. 42, no. 6, p. 1133-1137, 2009.
- [40] Canny, J., *A computational approach to edge detection*, In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. vol. 8, no. 6, p. 679-698, 1986.
- [41] Qi, H.; Head, J. F., *Asymmetry analysis using automatic segmentation and classification for breast cancer detection in thermograms*, In: *Proceedings of the 23rd IEEE Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology*. vol. 3, p. 2866-2869, 2001.
- [42] Qi, H.; Kuruganti, P. T.; Snyder, W. E., *Detecting breast cancer from thermal infrared images by asymmetry analysis*. In: Bronzino, J. D., *The Biomedical Engineering Handbook - Medical Devices and Systems*. 3 ed. Boca Raton: CRC Press, 2006.
- [43] Qi, H.; Kuruganti, P. T.; Snyder, W. E., *Detecting breast cancer from thermal infrared images by asymmetry analysis*. In: Diakides, N. A.; Bronzino, J. D., *Medical Infrared Imaging*. Boca Raton: CRC Press, 2008. cap. 11, p. 11.1-11.14.
- [44] Scales, N.; Herry, C.; Frize, M., *Automated Image Segmentation for Breast Analysis Using Infrared Images*, In: *Proceedings of the 26th IEEE Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology*. vol. 1, p. 1737-1740, 2004.
- [45] PROENG, Processamento e Análise de Imagens Aplicadas à Mastologia. Disponível em: <<http://200.20.11.171/proeng/>>. Acesso em: 12/08/2010.
- [46] Banon, G. J. F.; Barrera, J., *Bases da morfologia matemática para a análise de imagens binárias*. São José dos Campos, MCT/INPE, ed. 2, 242p, 1998.
- [47] Macedo, M. M. G., *Uso da Transformada de Hough na Vetorização de Moldes e Outras Aplicações*, Dissertação de Mestrado. Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, 2005.
- [48] Conci, A.; Azevedo, E.; Leta, F.R., *Computação Gráfica. Teoria e Prática*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.
- [49] Otsu, N., *A threshold selection method from gray-level histograms*, In: *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. vol. 9, no. 1, p. 62-66, 1979.

- [50] WIKIPEDIA, *The Free Encyclopedia*, “Flood Fill”, Disponível em: <[http://en.wikipedia.org/wiki/Flood fill](http://en.wikipedia.org/wiki/Flood_fill)> Acesso em: 25/08/2010.
- [51] *OpenCV, Open Source Computer Vision*. Disponível em: <<http://opencv.willowgarage.com/wiki/Welcome>>. Acesso em: 12/08/2010.
- [52] WIKIPEDIA, *The Free Encyclopedia*, “Lógica binária”, Disponível em: <[http://pt.wikipedia.org/wiki/L%C3%B3gica bin%C3%A1ria#NOT](http://pt.wikipedia.org/wiki/L%C3%B3gica_bin%C3%A1ria#NOT)> Acesso em: 25/08/2010.
- [53] WIKIPEDIA, *The Free Encyclopedia*, “Receiver Operating Characteristic”, Disponível em: <[http://en.wikipedia.org/wiki/Receiver operating characteristic](http://en.wikipedia.org/wiki/Receiver_operating_characteristic)> Acesso em: 07 jul. 2009.
- [54] Azevedo, E.; Conci, A., *Computação Gráfica. Teoria e Prática*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2003.
- [55] Zitová, B.; Flusser, J., *Image registration methods: a survey*. In: *Image and Vision Computing*. vol 21, p. 977-1000. 2003.

Trabalhos Publicados

- 1- Conci, A.; Lima, R.C.F.; Fontes, C. A. P.; Motta, L. S.; Resmini, R., *A New Method for Automatic Segmentation of the Region of Interest of Thermographic Breast Images*, In: International Consensus and Guidelines on Medical Thermography – ICGMT, 2010.
- 2- Batista, M. L. S.; Motta, L. S.; Conci, A.; Lima, S. M. B.; Quintão, P. L., *Processamento Digital de Imagens para a Detecção e Classificação de Nódulos em Mamografias*, In: VII Semana de Informatica da Faculdade Metodista Granbery. 15 p., 2010.
- 3- Conci, A.; Lima, R. C. F.; Serrano, R. C.; Motta, L. S.; Melo, R. H. C., *Using Fractal Geometry to Extract Features of Thermal Images for Early Breast Diseases*, In: *14th International Conference on Geometry and Graphics – ICGG*. p. 208-217, 2010.
- 4- Motta, L. S.; Lima, R.C.F.; Conci, A.; Diniz, E. M., *Automatic Segmentation on Thermograms in order to aid Diagnosis and 2D Modeling*, In: X Workshop de Informática Médica - WIM. p. 1610-1619, 2010.
- 5- Castro, F. J.; Silva, S. V.; Serrano, R. C.; Motta, L. S.; Menezes, P. M.; Bezerra, L. A.; Lima, R. C. F.; Conci, A., *Um sistema para pré processamento de imagens térmicas e modelagem tridimensional aplicadas à Mastologia*, In: II Encontro Nacional de Engenharia Biomecânica: ENEBI. p. 104-105, 2009.
- 6- Serrano, R.; Motta L. S.; Batista, M.; Conci, A., *Using a New Method in Thermal Images to Diagnose Early Breast Diseases*, In: *XXII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing – SIBGRAPI*. 2 p., 2009.

Apêndice A

As imagens utilizadas neste trabalho são nomeadas automaticamente pelo software da câmera que as capturam. O nome dos arquivos recebe o prefixo “IR ” seguido dos números gerados pela câmera, porém como a contagem é reiniciada sempre que o cartão de memória é descarregado, nomes iguais para imagens diferentes podem ser armazenados. Sendo assim, a Tabela 4 informa os nomes dos arquivos utilizados neste trabalho e a data de captura dos mesmos para que possam ser diferenciadas.

Tabela 4: Divergências entre os dados configurados na câmera e os medidos

Data	Imagem	Data	Imagem	Data	Imagem
19/12/2005	IR 4878	24/07/2006	IR 3811	13/08/2007	IR 3810
	IR 4884		IR 3816		IR 5874
	IR 4907	07/08/2006	IR 3827		IR 5880
	IR 4913		IR 3840	27/08/2007	IR 0096
	IR 4980	21/08/2006	IR 3924		IR 0102
	IR 5277		IR 3943	17/09/2007	IR 0125
23/01/2006	IR 5282	04/09/2006	IR 3954		IR 0133
	IR 5353	18/09/2006	IR 3980	01/10/2007	IR 0146
06/03/2006	IR 5466		IR 3993		IR 0151
	IR 5473	23/10/2006	IR 4090	05/11/2007	IR 0204
	IR 5508		IR 4122		IR 0216
03/04/2006	IR 5521	11/12/2006	IR 4878		IR 0222
	IR 5523		IR 4884	03/12/2007	IR 0970
14/04/2006	IR 5528	18/12/2006	IR 4907		IR 1008
	IR 5538		IR 4913	17/12/2007	IR 1163
17/04/2006	IR 5760	12/03/2007	IR 4980		IR 1241
	IR 5760		IR 5277	03/03/2008	IR 1255
22/05/2006	IR 3810		IR 5282		IR 1318
	IR 5874	26/03/2007	IR 5353		IR 1326
	IR 5880		IR 5466	24/03/2008	IR 1363
19/06/2006	IR 0096	28/05/2007	IR 5473		IR 3727
	IR 0102		IR 5508		IR 3737
	IR 0125	11/06/2007	IR 5521	02/06/2008	IR 5063
26/06/2006	IR 0133		IR 5523		IR 5064
	IR 3770		IR 5528		IR 5074
	IR 3774		IR 5538	16/06/2008	IR 5459
10/07/2006	IR 3783	23/07/2007	IR 5760		IR 5667
	IR 3789				

Data	Imagem
14/07/2008	IR 5684
	IR 5705
01/09/2008	IR 5781
15/09/2008	IR 5920
	IR 5938
	IR 5983
13/10/2008	IR 6102
03/11/2008	IR 5137
	IR 5146
	IR 5165
	IR 5174
24/11/2008	IR 5898
	IR 5908
	IR 5917
	IR 5926
22/12/2008	IR 7442
	IR 7452
	IR 7460
	IR 7469
09/02/2009	IR 8140
	IR 8160
02/03/2009	IR 8196

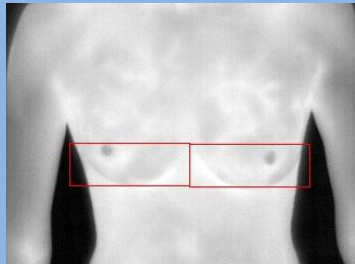
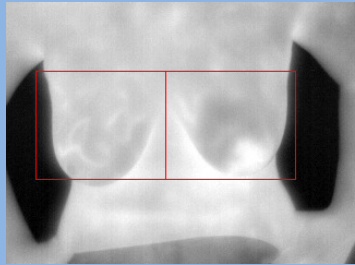
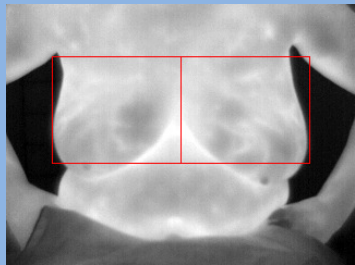
Data	Imagem
02/03/2009	IR 8215
	IR 8223
	IR 8233
09/03/2009	IR 8264
	IR 8282
	IR 8291
09/03/2009	IR 8292
	IR 8293
	IR 8314
25/05/2009	IR 0610
08/06/2009	IR 0701
	IR 0713
	IR 0725
	IR 0734
	IR 0743
	IR 0753
31/08/2009	IR 0765
	IR 0774
21/09/2009	IR 0802
	IR 0816
05/10/2009	IR 0845
	IR 0856

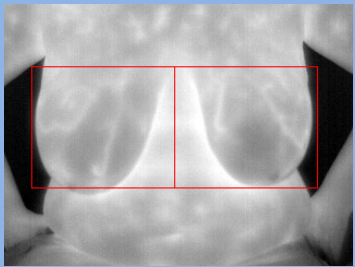
Data	Imagem
05/10/2009	IR 0883
	IR 0895
19/10/2009	IR 0944
	IR 0956
23/11/2009	IR 0980
	IR 0992
30/11/2009	IR 1017
	IR 1020
	IR 1027
	IR 1038
21/12/2009	IR 1267
	IR 1280
08/02/2010	IR 1332
	IR 1335
	IR 1348
	IR 1349
03/05/2010	IR 1616
	IR 1629
	IR 1630
10/05/2010	IR 1721
17/05/2010	IR 1752

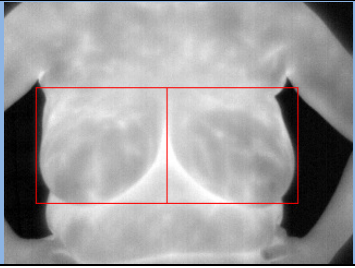
Apêndice B

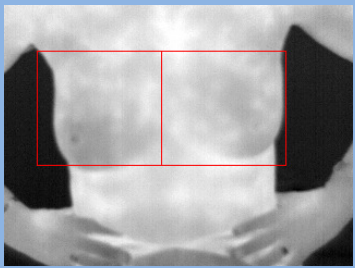
Neste trabalho, a segmentação de 151 imagens foram analisadas por cinco especialistas de forma qualitativa. Este apêndice apresenta as avaliações mais específicas feitas por cada especialista individualmente, que serão chamados de Dr. #1, Dr. #2 e assim por diante. No entanto, serão descritas somente aquelas que possuem alguma informação relevante (42). Imagens que foram aprovadas sem nenhuma restrição (109), não serão apresentadas neste apêndice, porém podem ser observadas em PROENG [45]. Diferentes cores são utilizadas no preenchimento das células para facilitar a visualização dos resultados. As células verdes e laranjas referem-se às aprovações e às aprovações com informações adicionais, respectivamente. As células de cor bordô e salmão referem-se às reprovações e reprovações com informações adicionais, respectivamente.

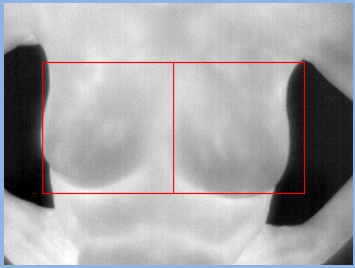
Tabela 5: Avaliação qualitativa mais detalhada.

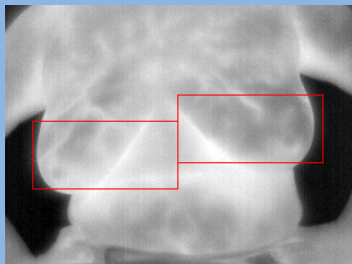
	IR 0802 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Eliminou quase que completamente ambas as mamas (paciente com os braços muito próximos ao corpo)	
Dr. #2	Eliminou quase que completamente ambas as mamas	
Dr. #3	Eliminou quase que completamente ambas as mamas	
Dr. #4	Eliminou quase que completamente ambas as mamas	
Dr. #5	Eliminou quase que completamente ambas as mamas (paciente com pouca mama geralmente é um problema até para segmentação manual)	
	IR 0816 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminou parte inferior da mama direita, inclusive próximo ao mamilo	
Dr. #2	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #3	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #4	Eliminou parte inferior da mama direita, inclusive próximo ao mamilo	
Dr. #5	Eliminou parte inferior da mama direita	
	IR 0883 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminou parte inferior de ambas as mamas, inclusive os mamilos	
Dr. #2	Eliminou parte inferior de ambas as mamas, inclusive os mamilos	
Dr. #3	Eliminou parte inferior de ambas as mamas, inclusive os mamilos	
Dr. #4	Eliminou parte inferior de ambas as mamas, inclusive os mamilos (quanto mais ptosada é a mama, mais difícil é obter uma segmentação adequada)	
Dr. #5	Eliminou parte inferior de ambas as mamas, inclusive os mamilos	

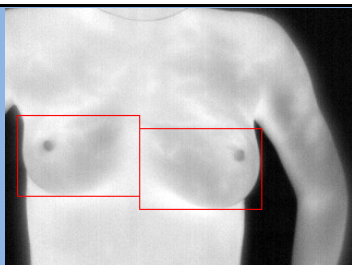
	IR 0970 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #2	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #3	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #4	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #5	Eliminou parte inferior da mama direita, inclusive o mamilo	

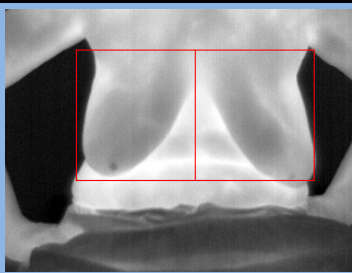
	IR 0980	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (eliminou parte irrelevante da porção inferior da mama esquerda)	
Dr. #5	OK (eliminou parte irrelevante da porção inferior da mama esquerda)	

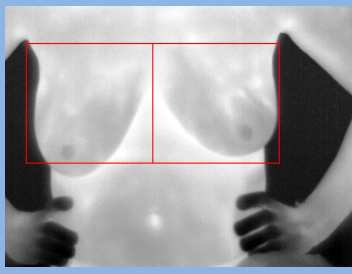
	IR 1008 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #2	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #3	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

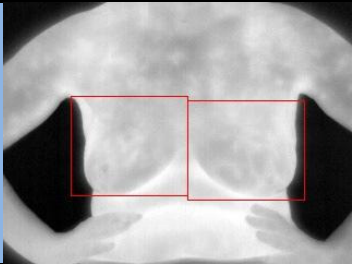
	IR 1020 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	Eliminou parte inferior da mama esquerda	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	Eliminou parte inferior da mama esquerda, mas talvez seja uma porção muito irrelevante (baixo contraste nesta imagem dificultou a avaliação)	

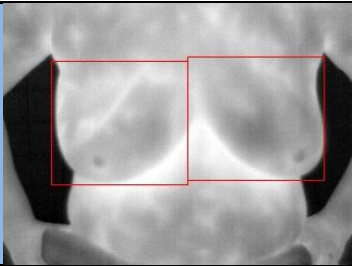
	IR 1027 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Eliminou parte inferior da mama direita e também falhou na detecção da axila (paciente muito inclinada e com os braços muito juntos ao corpo)	
Dr. #2	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	
Dr. #3	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	
Dr. #4	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	
Dr. #5	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	

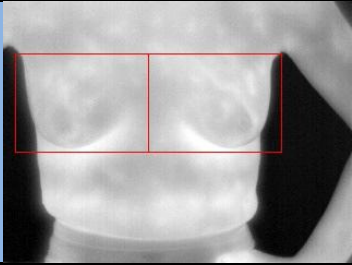
	IR 1267 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	Detectou a coordenada de segmentação superior abaixo da axila (paciente pouco inclinada para a esquerda)	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

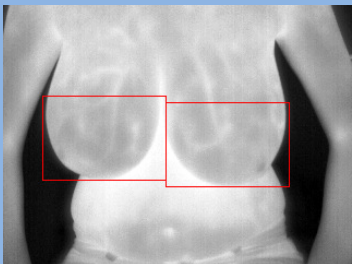
	IR 1326 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminou porção inferior e lateral da mama esquerda	
Dr. #2	Eliminou parte inferior da mama esquerda	
Dr. #3	Eliminou parte inferior da mama esquerda	
Dr. #4	Eliminou parte inferior da mama esquerda	
Dr. #5	Eliminou parte inferior da mama esquerda	

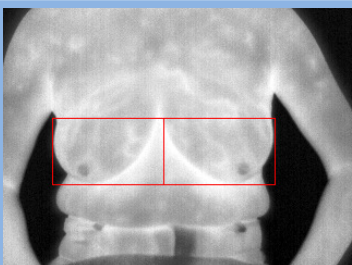
	IR 1335 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #2	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #3	Eliminou parte inferior da mama direita	
Dr. #4	Eliminou parte inferior da mama direita, bem próximo à região axilar	
Dr. #5	Eliminou parte inferior da mama direita, bem próximo à região axilar	

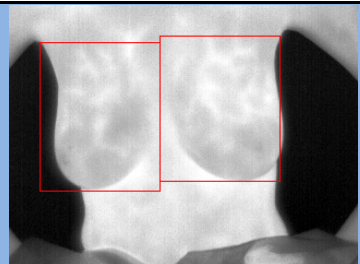
	IR 1348	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (eliminou região irrelevante da mama direita)	
Dr. #5	OK	

	IR 1630	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK (eliminou região irrelevante da mama direita)	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

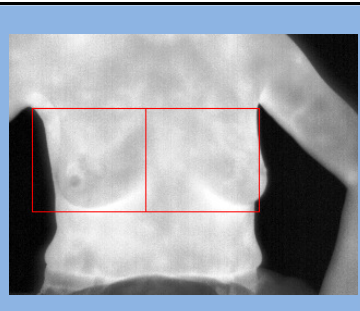
	IR 1752	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK (a presença de roupas e acessórios devem ser evitadas. Nesta, é possível notar a presença da roupa apertada)	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

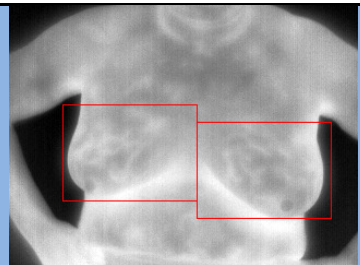
	IR 2866 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila (braços próximos ao corpo)	
Dr. #4	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	
Dr. #5	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	

	IR 2972 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila (braços muito próximos ao corpo)	
Dr. #5	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	

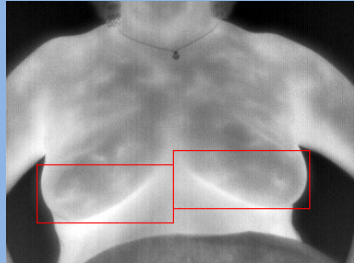
	IR 3116 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Eliminou porção lateral da mama esquerda (paciente inclinada para direita)	
Dr. #2	Eliminou porção lateral da mama esquerda	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	Eliminou porção lateral da mama esquerda	
Dr. #5	Eliminou porção lateral da mama esquerda	

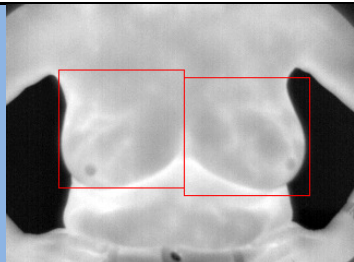
	IR 3503	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

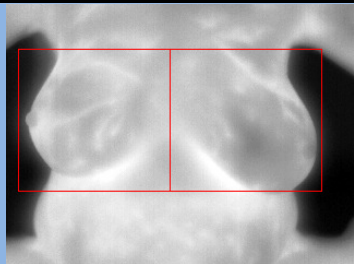
	IR 3640 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Eliminação de grande região lateral da mama esquerda (paciente posicionada quase na vista oblíqua)	
Dr. #2	Eliminação de grande região lateral da mama esquerda (paciente muito rotacionada)	
Dr. #3	Eliminação de grande região lateral da mama esquerda (paciente posicionada quase na vista oblíqua)	
Dr. #4	Eliminação de grande região lateral da mama esquerda (falha na posição do paciente)	
Dr. #5	Eliminação de grande região lateral da mama esquerda (falha na posição do paciente)	

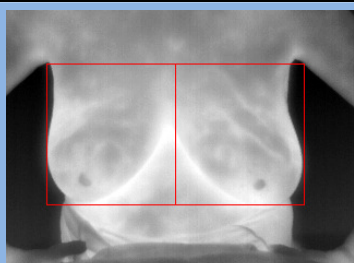
	IR 3675	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (eliminação de região lateral irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #5	OK	

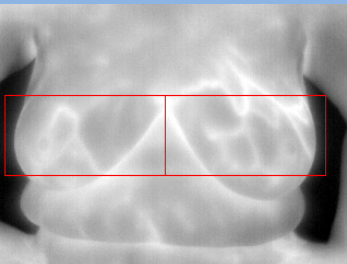
	IR 3685 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Eliminação de grande região da mama esquerda e parte da mama direita (paciente inclinada para esquerda)	
Dr. #2	Eliminação de grande região da mama esquerda	
Dr. #3	Eliminação de grande região da mama esquerda	
Dr. #4	Eliminação de grande região da mama esquerda (paciente inclinada para esquerda)	
Dr. #5	Eliminação de grande região da mama esquerda	

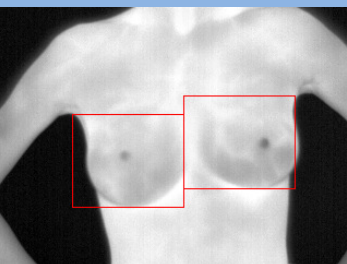
	IR 3713 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila (braços muito próximos ao corpo e paciente inclinada para trás)	
Dr. #2	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	
Dr. #3	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila (paciente muito inclinada para trás)	
Dr. #4	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila (braços muito próximos ao corpo)	
Dr. #5	Detectou a coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	

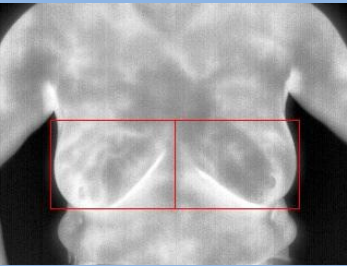
	IR 3727	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama direita)	
Dr. #5	OK	

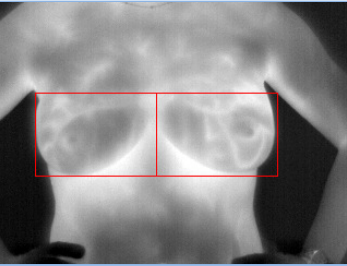
	IR 3730	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #5	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	

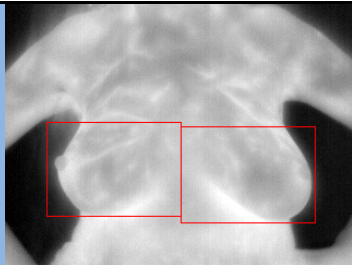
	IR 3740	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (a presença de roupa em contato com a região de interesse pode dificultar inclusive as análises, e por isso deve ser evitada)	
Dr. #5	OK	

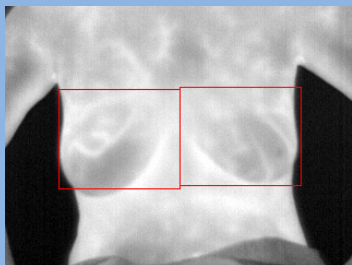
	IR 3778 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminou grande região inferior de ambas as mamas	
Dr. #2	Eliminou grande região inferior de ambas as mamas	
Dr. #3	Eliminou grande região inferior de ambas as mamas	
Dr. #4	Eliminou grande região inferior de ambas as mamas	
Dr. #5	Eliminou grande região inferior de ambas as mamas, além da falha na detecção da coordenada de segmentação superior	

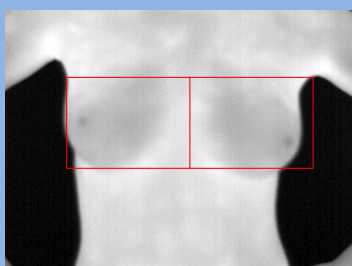
	IR 3789 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Eliminação de região lateral da mama esquerda (paciente muito inclinada para a direita)	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (eliminação de região lateral irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #5	Eliminação de região lateral da mama esquerda	

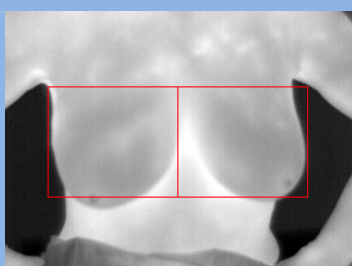
	IR 3816	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama direita)	
Dr. #4	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama direita)	
Dr. #5	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama direita)	

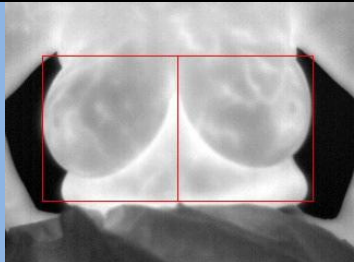
	IR 4878	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK (a coordenada de segmentação superior foi obtida em região arriscada)	
Dr. #4	OK (a coordenada de segmentação superior poderia ter sido detectada um pouco mais acima do que a obtida)	
Dr. #5	OK	

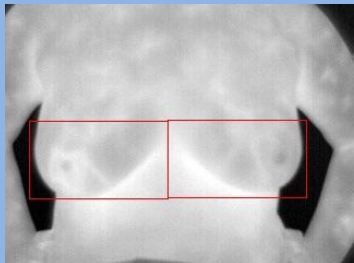
	IR 4884	
Dr. #1	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama direita)	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

	IR 4980 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminação de região inferior da mama direita	
Dr. #2	Eliminação de região inferior da mama direita	
Dr. #3	OK (paciente com pouca mama)	
Dr. #4	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama direita)	
Dr. #5	Eliminação de região inferior da mama direita	

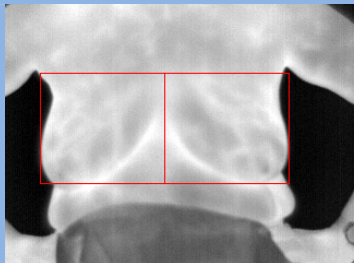
	IR 5074 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Eliminação de região lateral da mama direita e região inferior da mama esquerda (paciente inclinada para esquerda)	
Dr. #2	Eliminação de região lateral da mama direita e região inferior da mama esquerda	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #5	Eliminação de região inferior da mama esquerda	

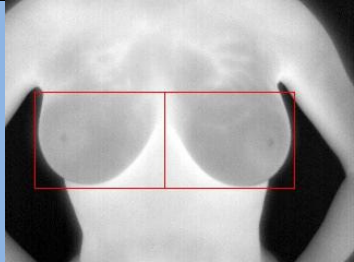
	IR 5466 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminação de região inferior da mama direita, removendo inclusive o mamilo	
Dr. #2	Eliminação de região inferior da mama direita	
Dr. #3	Eliminação de região inferior da mama direita	
Dr. #4	Eliminação de região inferior da mama direita, removendo inclusive o mamilo	
Dr. #5	Eliminação de região inferior de ambas as mamas, porém muito mais da mama direita	

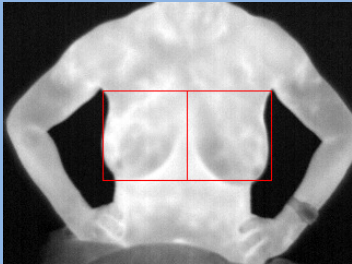
	IR 5781 - Falha atribuída à presença de grande área de altas temperaturas na região abdominal	
Dr. #1	Detecção da coordenada inferior de segmentação muito abaixo das pregas inframamárias, na região abdominal	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

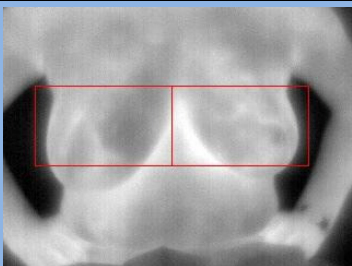
	IR 5917 - Falha atribuída a posicionamento do paciente	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	Detecção da coordenada superior de segmentação muito abaixo da axila (paciente com braços próximos ao corpo)	
Dr. #3	Detecção da coordenada superior de segmentação muito abaixo da axila	
Dr. #4	Detecção da coordenada superior de segmentação muito abaixo da axila	
Dr. #5	OK	

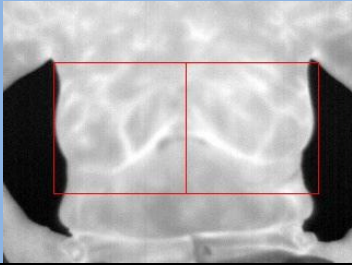
	IR 5920 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminação de grande região inferior da mama esquerda	
Dr. #2	Eliminação de grande região inferior da mama esquerda	
Dr. #3	Eliminação de grande região inferior da mama esquerda	
Dr. #4	Eliminação de grande região inferior da mama esquerda	
Dr. #5	Eliminação de grande região inferior da mama esquerda	

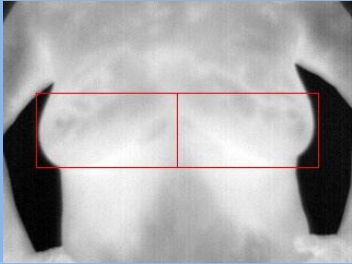
	IR 5938 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminação de grande região inferior da mama direita	
Dr. #2	Eliminação de grande região inferior da mama direita	
Dr. #3	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama direita)	
Dr. #4	Eliminação de grande região inferior da mama direita	
Dr. #5	Eliminação de grande região inferior da mama direita	

	IR 5983	
Dr. #1	OK	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK (a coordenada de segmentação superior poderia ter sido detectada um pouco mais acima)	

	IR 7460	
Dr. #1	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #4	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	
Dr. #5	OK (eliminação de região inferior irrelevante da mama esquerda)	

	IR 7469 - Falha atribuída à baixa temperatura na região da prega inframamária ou baixo contraste da imagem	
Dr. #1	Eliminação de grande região inferior de ambas as mamas	
Dr. #2	Eliminação de grande região inferior de ambas as mamas	
Dr. #3	Eliminação de grande região inferior de ambas as mamas	
Dr. #4	Eliminação de grande região inferior da mama direita	
Dr. #5	Eliminação de grande região inferior de ambas as mamas	

	IR 8282 - Falha atribuída à presença de grande área de altas temperaturas na região abdominal	
Dr. #1	Deteção da coordenada inferior de segmentação muito abaixo das pregas inframamárias, na região abdominal	
Dr. #2	OK	
Dr. #3	OK	
Dr. #4	OK	
Dr. #5	OK	

	IR 8314 - Falha atribuída ao posicionamento do paciente	
Dr. #1	Deteção da coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila e eliminação de porção inferior da mama direita	
Dr. #2	Deteção da coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	
Dr. #3	Deteção da coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila (braços próximos ao corpo)	
Dr. #4	Deteção da coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	
Dr. #5	Deteção da coordenada de segmentação superior muito abaixo da axila	

Apêndice C

Neste trabalho, a segmentação de 151 imagens foram analisadas de forma qualitativa, utilizando *ground true* (GT) de segmentação obtido pela segmentação manual realizada por um dos cinco médicos que se dispuseram a avaliar os resultados obtidos. Este apêndice apresenta alguns exemplos dos dados extraídos por esta análise, que foram utilizados para os cálculos da Tabela 2. A tabela completa e as imagens utilizadas nos cálculos podem ser encontradas em PROENG [45]. Nestas tabelas os valores de falsos positivos (FP), falsos negativos (FN), verdadeiro positivo (VP) e verdadeiro negativo (VN) são divididos em quatro regiões como: Lateral Esquerda (LE), Superior (S), Lateral Direita (LD) e Inferior (I). Estas divisões foram realizadas para que seja possível observar em que regiões as falhas se apresentam com maior frequência.

Tabela 6: Avaliação quantitativa em relação ao GT

Mama Direita (GT)					Mama Esquerda (GT)				
IR 0096					IR 0096				
	FP	FN	VP	VN		FP	FN	VP	VN
LE	0	124	-	-	LE	0	1	-	-
S	0	0	-	-	S	702	0	-	-
LD	16	0	-	-	LD	120	0	-	-
I	170	0	-	-	I	0	391	-	-
Total	186	124	13294	31598	Total	822	392	13080	31253

IR 0102					IR 0102				
	FP	FN	VP	VN		FP	FN	VP	VN
LE	0	113	-	-	LE	0	0	-	-
S	0	685	-	-	S	0	357	-	-
LD	12	0	-	-	LD	109	0	-	-
I	0	216	-	-	I	0	299	-	-
Total	12	1014	12367	31703	Total	109	656	12470	31782

IR 0125					IR 0125				
	FP	FN	VP	VN		FP	FN	VP	VN
LE	534	0	-	-	LE	297	0	-	-
S	0	570	-	-	S	0	684	-	-
LD	118	0	-	-	LD	0	528	-	-
I	0	0	-	-	I	96	0	-	-
Total	652	570	10066	32756	Total	393	1212	9360	32917

