

UNIVERSIDADE REGIONAL DE BLUMENAU
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO – BACHARELADO

**UBER: UMA FERRAMENTA PARA REALCE DE
MICROCALCIFICAÇÕES MAMÁRIAS**

JACKSON KRAUSE

BLUMENAU
2013

2013/2-07

JACKSON KRAUSE

**UBER: UMA FERRAMENTA PARA REALCE DE
MICROCALCIFICAÇÕES MAMÁRIAS**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à
Universidade Regional de Blumenau para a
obtenção dos créditos na disciplina Trabalho
de Conclusão de Curso II do curso de Ciência
da Computação — Bacharelado.

Prof. Aurélio Faustino Hoppe, Mestre - Orientador

**BLUMENAU
2013**

2013/2-07

**UBER: UMA FERRAMENTA PARA REALCE DE
MICROCALCIFICAÇÕES MAMÁRIAS**

Por

JACKSON KRAUSE

Trabalho aprovado para obtenção dos créditos
na disciplina de Trabalho de Conclusão de
Curso II, pela banca examinadora formada
por:

Presidente: _____
Prof. Aurélio Faustino Hoppe, Mestre – Orientador, FURB

Membro: _____
Prof. Dalton Solano dos Reis, Mestre – FURB

Membro: _____
Prof. Antônio Carlos Tavares, Mestre – FURB

Blumenau, 09 de dezembro de 2013

Dedico este trabalho à minha família e amigos,
que sempre me motivaram para a conclusão
deste trabalho.

AGRADECIMENTOS

À minha família, pela motivação e incentivo. Agradeço em especial aos meus pais Regina Krause e Osmar José Krause, que desde jovem ensinaram-me a importância dos estudos.

À minha namorada Morgana Regina Theiss, por toda compreensão e paciência durante esta etapa da minha vida.

Aos meus amigos Alan Filipe Cardozo Fabeni, Jonathan Mauricenz e Thiago Pradi, que foram companheiros durante todo o curso e, mesmo que indiretamente, auxiliaram-me na conclusão deste trabalho, através do compartilhamento de conhecimento no decorrer desta jornada.

À doutora Kátia Beckhauser, pela atenção dada e explicação das mais variadas dúvidas que surgiram no decorrer do trabalho.

Ao meu orientador, Aurélio Faustino Hoppe, pela orientação e por ter acreditado na conclusão deste trabalho.

O sofrimento é passageiro, desistir é para sempre.

Lance Armstrong

RESUMO

Este trabalho descreve o desenvolvimento de uma ferramenta capaz de realçar microcalcificações presentes em mamografias digitais. Para isolar a região de interesse e/ou retirar informações irrelevantes presentes na imagem, fez-se necessário a criação de uma rotina de pré-processamento para determinar a maior componente conexa. Em seguida, são aplicados os operadores morfológicos *top-hat* e *black-hat* para realçar a imagem e encontrar as microcalcificações. Por fim, circula-se a maior concentração encontrada na imagem. A ferramenta obteve 81,81% de acerto em relação ao que a biblioteca MIAS aponta como maior concentração de microcalcificações. Os resultados demonstram que a ferramenta desenvolvida é eficiente para encontrar aglomerados de microcalcificações, porém necessita de alguns ajustes para diminuição de falsas microcalcificações eventualmente realçadas.

Palavras-chave: Operadores morfológicos. Microcalcificações. Processamento de imagens. Mamografia digital.

ABSTRACT

This paper describes the development of a tool able to highlight microcalcifications present in digital mammograms. To isolate the region of interest and/or remove irrelevant information present in the image, it was necessary to create a pre-processing routine to determine the largest connected component. Then, morphological operators top-hat and black-hat are applied to enhance the image and find the microcalcifications. Finally, the highest concentration found in the image is circulated. The tool has obtained 81,81% accuracy compared to the MIAS library about circulating the highest concentration of microcalcifications. The results show that the developed tool is efficient to find clusters of microcalcifications, however adjustments are still required to decrease false microcalcifications eventually highlighted.

Key-words: Morphological operators. Microcalcifications. Image processing. Digital mammography.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Nódulo mamário visível em mamografia digital	18
Figura 2 – Cluster de microcalcificações visível em mamografia digital	19
Quadro 1 – Denotação da operação de erosão.....	21
Figura 3 – Exemplo da operação de erosão	21
Figura 4 – Exemplo de erosão de imagem em nível de cinza	22
Quadro 2 – Denotação da operação de dilatação.....	22
Figura 5 – Exemplo da operação de dilatação	23
Figura 6 – Exemplo de dilatação de imagem em nível de cinza	23
Quadro 3 – Denotação da operação de abertura	24
Figura 7 – Exemplo da operação de abertura	24
Quadro 4 – Denotação da operação de fechamento	25
Figura 8 – Exemplo da operação de fechamento.....	25
Figura 9 – Diferença entre 4-conectividade e 8-conectividade	27
Figura 10 – Componentes conexas em uma imagem	27
Quadro 5 – Algoritmo de limiarização	28
Figura 11 – Exemplo de limiarização.....	28
Figura 12 – Exemplo de um histograma.....	29
Figura 13 – Utilização de limiar incorreto.....	30
Quadro 6 – Características dos sistemas.....	33
Figura 14 – Diagrama de casos de uso	35
Quadro 7 – Caso de uso UC01 – Obter imagem realçada.....	35
Quadro 8 – Caso de uso UC02 – Obter imagem segmentada.....	36
Figura 15 – Diagrama de pacotes	36
Figura 16 – Classes do pacote Model	37
Figura 17 – Classes do pacote Controller	38
Figura 18 – Classes do pacote View.....	39
Figura 19 – Classes do pacote Helpers	40
Figura 20 – Diagrama de atividade	41
Figura 21 – Fluxo geral da ferramenta	43
Quadro 9 – Código responsável por gerar uma imagem binária	43
Figura 22 – Pré-processamento da imagem.....	44

Quadro 10 – Código responsável por encontrar a maior componente conexa	45
Figura 23 – Maior componente conexa	45
Quadro 11 – Código responsável pela geração da imagem pré-processada.....	46
Figura 24 – Maior componente conexa	46
Quadro 12 – Código responsável por criar o ES	47
Quadro 13 – Código responsável pela execução do operador <i>top-hat</i>	47
Quadro 14 – Código responsável pela execução do operador <i>black-hat</i>	48
Figura 25 – OMs <i>top-hat</i> e <i>black-hat</i>	48
Quadro 15 – Fórmula utilizada na geração da imagem realçada.....	48
Quadro 16 – Código responsável por encontrar a maior componente conexa	49
Figura 26 – Realce de imagem	49
Quadro 17 – Código responsável pela segmentação da imagem	50
Figura 27 – Segmentação da imagem.....	51
Quadro 18 – Código dos operadores morfológicos de abertura e fechamento.....	52
Figura 28 – Resultado da aplicação dos operadores morfológicos de abertura e fechamento .	52
Quadro 19 – Código da limiarização da imagem realçada.....	53
Quadro 20 – Código da união entre imagens limiarizadas	54
Figura 29 – Resultado da aplicação de limiar alternativo para tecido denso	55
Figura 30 – Tratamento de linhas provenientes da má qualidade de mamografia	56
Quadro 21 – Código da geração da imagem final	57
Figura 31 – Geração da imagem final	58
Quadro 22 – Código responsável por encontrar pontos vizinhos.....	59
Quadro 23 – Código responsável por encontrar a distância entre dois pontos.....	59
Figura 32 – Maior concentração de microcalcificações	59
Figura 33 – Tela para seleção de imagem	60
Figura 34 – Tela após carregamento de imagem.....	61
Figura 35 – Tela após execução do processamento.....	62
Figura 36 – Zoom ao clicar em uma das miniaturas	62
Figura 37 – Classificação da imagem segundo biblioteca.....	63
Figura 38 – Imagem pré-processada com sucesso.....	64
Figura 39 – Imagem pré-processada com erro	64
Figura 40 – Experimento 1 para realce de microcalcificações	65
Figura 41 – Experimento 2 para realce de microcalcificações	66
Figura 42 – Experimento 3 para realce de microcalcificações	66

Figura 43 – Experimento 4 para realce de microcalcificações	67
Figura 44 – Microcalcificações ou sujeira de filme	68
Figura 45 – Experimento 1 para maior concentração de microcalcificações	69
Figura 46 – Experimento 2 para maior concentração de microcalcificações	69
Figura 47 – Experimento 3 para maior concentração de microcalcificações	70
Figura 48 – Experimento 4 para maior concentração de microcalcificações	70
Figura 49 – Experimento 5 para maior concentração de microcalcificações	71
Quadro 24 – Comparativo dos trabalhos correlatos e este trabalho	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados da etapa de realce de microcalcificação	68
Tabela 2 – Resultados da etapa de realce da maior concentração de microcalcificações	72

LISTA DE SIGLAS

AEM – Auto-Exame das Mamas

BI-RADS – *Breast Image Reporting And Data System*

CC – Crânio-Caudal

DDSM – *Digital Database for Screening Mammography*

DN – *Digital Number*

EE – Elemento Estruturante

GLCM – *Gray Level Co-ocurrence Matrix*

HS – Histograma da Soma

IDE – *Integrated Development Environment*

JPEG – *Joint Photographic Experts Group*

LBP – *Local Binary Pattern*

MAR – Mamografia de Alta Resolução

MLO – Médio-Lateral Oblíqua

OM – Operador Morfológico

RF – Requisito Funcional

RNF – Requisito Não Funcional

SOM – *Self Organized Maps*

SVM – *Support Vector Machines*

UML – *Unified Modeling Language*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	14
1.1 OBJETIVOS DO TRABALHO	15
1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1 CÂNCER DE MAMA.....	17
2.1.1 Nódulos	18
2.1.2 Microcalcificações	18
2.2 REALCE DE IMAGENS	19
2.2.1 Morfologia matemática	20
2.2.1.1 Erosão	21
2.2.1.2 Dilatação	22
2.2.1.3 Abertura	23
2.2.1.4 Fechamento.....	24
2.3 SEGMENTAÇÃO.....	25
2.3.1 Componentes conexas.....	26
2.3.2 Limiarização.....	27
2.4 TRABALHOS CORRELATOS.....	30
2.4.1 Segmentação de imagens de mamografias digitais.....	30
2.4.2 Técnica automática de detecção de nódulo mamário.....	31
2.4.3 Processamento e segmentação de mamogramas digitais	32
2.4.4 Comparativo entre os trabalhos correlatos.....	33
3 DESENVOLVIMENTO DA FERRAMENTA	34
3.1 REQUISITOS PRINCIPAIS DO PROBLEMA A SER TRABALHADO.....	34
3.2 ESPECIFICAÇÃO	34
3.2.1 Diagrama de casos de uso	34
3.2.1.1 Obter imagem realçada	35
3.2.1.2 Obter imagem segmentada	35
3.2.2 Diagrama de pacotes	36
3.2.2.1 Pacote Model.....	37
3.2.2.2 Pacote Controller	37
3.2.2.3 Pacote View	39

3.2.2.4 Pacote Helpers	40
3.2.3 Diagrama de atividade.....	40
3.3 IMPLEMENTAÇÃO	42
3.3.1 Técnicas e ferramentas utilizadas.....	42
3.3.1.1 Pré-processamento	43
3.3.1.2 Realce	47
3.3.1.3 Segmentação	50
3.3.1.4 Geração de imagem binária das possíveis microcalcificações	53
3.3.1.5 Geração da imagem final	56
3.3.1.6 Demarcação da maior concentração de microcalcificações	58
3.3.2 Operacionalidade da implementação	60
3.4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	63
3.4.1 Montagem da base de testes	63
3.4.2 Pré-processamento	63
3.4.3 Realce de microcalcificações	65
3.4.4 Maior concentração de microcalcificações	68
3.4.5 Comparativo com os trabalhos correlatos	72
4 CONCLUSÕES.....	74
4.1 EXTENSÕES	75
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	76

1 INTRODUÇÃO

Segundo a Organização Mundial de Saúde (2012, tradução nossa), o câncer é uma das principais causas de morte no mundo. Mais de 12,7 milhões de pessoas são diagnosticadas todo ano com câncer e 7,6 milhões de pessoas morrem vítimas da doença. Se não houver intervenção, estima-se que o número de casos de câncer no mundo deva aumentar 75% até 2030. A cada mês, cerca de 600.000 pessoas morrem por causa do câncer e muitas destas mortes poderiam ser evitadas caso houvesse maior financiamento para programas de detecção, prevenção e tratamento da doença (INTERNATIONAL UNION AGAINST CANCER, 2012, tradução nossa).

Segundo Instituto Nacional de Câncer (2012), o câncer é um conjunto de mais de 100 doenças que têm em comum o crescimento desordenado das células, que invadem órgãos e tecidos. Estas células, que se dividem rapidamente, tendem a ser agressivas e incontroláveis, causando tumores malignos que podem se espalhar pelo corpo. Estes tumores podem ter início em diferentes tipos de células e de acordo com o tecido em que surgem, possuem diferentes classificações. Os tumores podem ser carcinomas caso comecem no tecido epitelial, como pele ou mucosa, ou sarcomas caso comecem em tecidos conjuntivos, como osso, músculo ou cartilagem.

De acordo com o Instituto Nacional de Câncer (2012), um dos principais órgãos afetados pelo câncer é a mama, onde na maioria dos casos atinge as mulheres e são carcinomas, porém existem casos em que são sarcomas, onde começam pela musculatura da mama. Para Lins e Bernz (1999, p. 85), uma das formas de prevenção da doença é através do Auto-Exame das Mamas (AEM) que consiste na inspeção (visualização) e palpação (toque) das mamas realizado pela própria mulher. De acordo com Mitchell Jr (1993, p. 16), este método possui algumas deficiências, como por exemplo, entre 80 e 90% dos nódulos autodescobertos são benignos, o que faz com que procedimentos invasivos como biópsias sejam possivelmente utilizados sem necessidade. Outro argumento utilizado contra o AEM é que caso a mulher não encontre nenhuma alteração na mama, dificilmente procurará um médico para realizar exame físico regular.

Desta forma, para um diagnóstico mais preciso e precoce foi criada a mamografia de alta resolução, utilizada pela primeira vez em 1913 por Albert Salomon, que foi a primeira pessoa a visualizar microcalcificações associadas à malignidade, embora na época não tivesse avaliado o significado ou utilidade de sua observação (GOLD; YAGHMAI; BASSETT, 2000, p. 3). Para Oliveira, Almeida e Luna (1997, p. 45), a Mamografia de Alta Resolução (MAR) é

o exame mais indicado no estudo das mamas de mulheres acima de 35 anos, por ser o método que apresenta os melhores resultados e por ser o único método capaz de detectar precocemente as malignidades, aumentando a chance de cura.

Para Farria, Kimme-Smith e Basset (2000, p. 30), “A qualidade da imagem mamográfica é uma combinação entre contraste, resolução, nitidez e ruído”, onde qualquer complicação em um destes artefatos dificulta o diagnóstico do especialista. Segundo Caldas et al. (2005), os defeitos nas imagens ou qualquer variação na densidade mamográfica não causada por atenuação real da mama podem criar falsas lesões ou mascarar verdadeiras anormalidades.

Segundo Silva, Schiabel e Nunes (2003), atualmente já existem sistemas comercialmente disponíveis para melhorar a qualidade de imagens mamográficas, inclusive com eficácia comprovada por exaustivos testes. Porém no Brasil ainda é uma realidade incipiente, pois tais sistemas possuem um custo muito elevado e são vendidos acoplados a equipamento médicos, tornando inviável a aplicação por qualquer especialista, principalmente se tratando do caso de saúde pública.

Diante do cenário descrito acima, este trabalho apresenta uma ferramenta para realce de possíveis microcalcificações mamárias encontradas em mamografias digitais, que pode ser utilizada pelos médicos especialistas sem necessidade de ser acoplada a nenhum outro equipamento médico.

1.1 OBJETIVOS DO TRABALHO

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma ferramenta capaz de realçar microcalcificações mamárias em imagens mamográficas.

Os objetivos específicos do trabalho são:

- a) identificar a área de interesse a ser analisada em mamografias digitais;
- b) realçar possíveis microcalcificações encontradas a partir da área de interesse.

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está subdividido em quatro capítulos, sendo que o primeiro capítulo é responsável por abordar a justificativa para desenvolvimento do trabalho, os objetivos e estrutura do mesmo.

O segundo capítulo aborda a fundamentação teórica relevante para o desenvolvimento deste trabalho, explicando conceitos gerais e apresentando trabalhos correlatos ao proposto.

O terceiro capítulo, por sua vez, apresenta o desenvolvimento da ferramenta, onde são listados seus requisitos, bem como sua especificação através dos diagramas de caso de uso, de classes e de atividade. Também é descrita a implementação, apresentando técnicas e ferramentas utilizadas, operacionalidade e, por fim, são apresentados e discutidos os resultados obtidos.

Por fim, o quarto capítulo apresenta as conclusões formuladas a partir deste trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A seção 2.1 apresenta conceitos básicos sobre o câncer de mama, nódulos e microcalcificações, útil para a compreensão dos elementos a serem analisados pela ferramenta. Na seção 2.2 é apresentado o conceito de realce de imagens bem como um apanhado geral sobre morfologia matemática e seus operadores básicos. A seção 2.3 destina-se a introduzir o conceito de segmentação e algumas de suas técnicas, que é utilizada para reduzir as imagens às informações, posteriormente analisadas pela ferramenta. Por fim, na seção 2.4 encontram-se 3 trabalhos correlatos ao trabalho desenvolvido.

2.1 CÂNCER DE MAMA

Segundo Instituto Nacional de Câncer (2012), o câncer de mama é o crescimento desordenado das células, que invade o órgão e seus tecidos. Estas células, que se dividem rapidamente, tendem a ser agressivas e incontroláveis, causando tumores malignos e que podem inclusive acabar se espalhando pelo corpo. As causas desta doença podem ser internas ou externas ao organismo; onde as causas externas referem-se ao meio ambiente e aos hábitos ou costumes da sociedade; já as causas internas são na maioria das vezes, geneticamente pré-determinadas e estão relacionadas à capacidade do organismo de se defender das agressões externas.

Conforme Linz e Bernz (1999, p. 100), as anomalias visíveis através das mamografias digitais podem ser agrupadas em sinais diretos, secundários e indiretos. Os sinais diretos mais importantes são os nódulos e microcalcificações. Os sinais secundários aparecem na forma avançada da doença e pode ocorrer espessamento cutâneo e retração. Com relação aos sintomas indiretos, pode-se citar a assimetria do tecido mamário, canais focalmente dilatados e neodensidade.

Com relação ao diagnóstico do câncer de mama, segundo Lins e Bernz (1999, p. 85), cerca de 90% dos casos de câncer de mama são descobertos pelas próprias mulheres através do AEM, por meio do toque e inspeção visual. Porém, por possuir muitas deficiências e pontos negativos, como por exemplo, a mulher não procurar um especialista caso não encontre nenhuma anormalidade na mama e somente detectar o nódulo após o mesmo ser palpável, é recomendado que as mulheres acima de 35 anos realizem o exame de MAR. Segundo Bassett e Gold (1993, p. 130) este “[...] é o único método comprovadamente capaz de detectar o câncer não-palpável da mama. O objetivo fundamental da mamografia é a detecção precoce, a chave para o tratamento bem-sucedido do câncer de mama”.

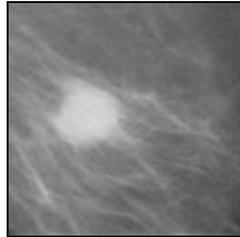
2.1.1 Nódulos

De acordo com Duarte (1994, p. 66), o nódulo constitui uma das formas mais frequentes de representação mamográfica de um câncer de mama, e Toscano (1994, p. 20) afirma que estes sinais radiográficos podem estar associados a microcalcificações ou sinais secundários, como espessamento e retração da pele.

Oliveira, Almeida e Luna (1997, p. 45) afirmam que a análise de um nódulo mamário deve levar em consideração contorno, densidade, forma e tamanho. O contorno é a característica mais importante e pode ser: espiculado, lobulado ou bem-definido. A segunda característica mais importante do nódulo é a densidade, que é média ou elevada, nunca possuindo densidade baixa. Quanto a forma, podem ser esféricos, ovulares ou sem forma definida. Por fim, o tamanho ajuda muita no acompanhamento da doença, pois um carcinoma dependendo da agressividade da lesão duplica de tamanho entre 100 e 180 dias, já uma lesão benigna tem crescimento mais demorado.

A Figura 1 exemplifica um nódulo mamário presente em uma mamografia.

Figura 1 – Nódulo mamário visível em mamografia digital



Fonte: Mascaro (2007, p. 13).

Na Figura 1 percebe-se a presença de um nódulo mamário (ou tumor) maligno. Conforme Mascaro (2007, p. 13), um nódulo é considerado benigno se é limitado a pequenas camadas de célula e não ultrapassa tecidos vizinhos ou órgãos. Mas se o nódulo se espalha para tecidos vizinhos ou órgãos, ele é considerado maligno.

2.1.2 Microcalcificações

Segundo Toscano (1994, p. 21), “As microcalcificações são as menores estruturas que podem ser identificadas na mamografia, inclusive nas mamas densas, correspondendo às vezes ao único sinal da presença de uma lesão maligna”. O autor afirma ainda que as microcalcificações são perceptíveis em cerca de 30 a 40% dos casos de câncer de mama e de acordo com Ariel e Cahan (1994, p. 53) este tipo de lesão ocorre em aproximadamente 85% das pacientes.

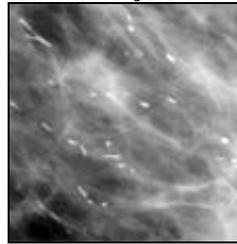
Com relação a causa do surgimento destes sinais radiográficos, Duarte (1994, p. 67) afirma que uma das causas mais frequentes é representada por microfocos de necrose de

tecido adiposo, porém algumas enfermidades como o diabetes, estimulam o aparecimento relativamente precoce destas microcalcificações.

As microcalcificações, segundo Lins e Bernz (1999, p. 102): “[...] são definidas como estrutura opacas, com densidade cálcica e tamanho igual ou menor que 0,5cm, que devem ser analisadas de acordo com o número, forma, densidade e distribuição”. Para a maioria dos autores, o agrupamento de microcalcificações é suspeito se possui 5 ou mais ocorrências por centímetro cúbico.

A Figura 2 exemplifica um caso de microcalcificações visíveis em uma mamografia.

Figura 2 – Cluster de microcalcificações visível em mamografia digital



Fonte: Mascaro (2007, p. 13).

Na Figura 2 percebe-se a presença de um *cluster* de microcalcificações. Segundo Mascaro (2007, p. 13), as microcalcificações são depósitos de cálcio em formato de grânulos que ocorrem como resultado de secreções dentro de estruturas que se tornaram espessas e secas. Isso geralmente ocorre devido à especialização dos tecidos da mama na produção de leite, o qual é rico em cálcio.

2.2 REALCE DE IMAGENS

Conforme descrito por Conci, Azevedo e Leta (2008, p. 55) “O realce tem por objetivo destacar detalhes da imagem que são de interesse para análise ou que tenham sofrido alguma deterioração”. Já segundo Shin-Ting (2007, p. 141), entende-se por realce de uma imagem, a utilização de técnicas que tem por objetivo acentuar algumas características da imagem de forma que o resultado seja mais apropriado para uma aplicação específica do que a imagem original. Dentre várias finalidades das técnicas de realce de imagens pode-se citar: aumentar o contraste, melhorar a qualidade visual e até mesmo facilitar processamentos adicionais e detectar bordas em determinadas imagens.

Segundo Bastos (2002), as técnicas de realce podem ser baseadas em processamento ponto-a-ponto, onde o nível de cinza de um pixel é alterado independentemente do valor de seus vizinhos, ou pelo processo de filtragem, onde o novo valor do pixel é calculado considerando-se os valores dos pontos vizinhos.

Para obtenção do realce de uma imagem, várias técnicas podem ser utilizadas no processamento, onde uma delas é o histograma, que relaciona os valores de níveis de cinza presentes na imagem com a frequência em que aparecem. Shin-Ting (2007, p. 141) descreve que “É comum o uso do histograma nestas técnicas para analisar a distribuição de ocorrências de níveis de cinza/cores numa imagem [...] e decidir os novos valores para cada pixel”.

Um histograma é definido por Brys como:

[...] uma das formas mais comuns de se representar a distribuição dos DN's de uma imagem, e possivelmente a mais útil em processamento digital de imagens. Ele fornece a informação sobre quantos pixels na imagem possuem cada valor possível de DN (que, no caso das imagens de 8 bits, variam de 0 a 255) ou, de forma equivalente, qual a proporção da imagem que corresponde a cada valor de DN. (BRYS, 2008, p. 42).

Para obtenção de realce em imagens é comum também a utilização de técnicas baseadas em morfologia matemática.

2.2.1 Morfologia matemática

Conforme descreve Alvarenga et al. (2003, p. 93), “A morfologia matemática é o estudo quantificado da forma e estrutura de conjuntos de pontos (no caso de imagens, conjunto de pixels), cujo principal objetivo é revelar a estrutura dos objetos formados pelos pontos através da transformação dos conjuntos que os modelam.”

De acordo com Ren (2010), a linguagem utilizada pela morfologia matemática é a teoria dos conjuntos, onde conjunto representa objetos em uma imagem. Pode-se dizer que em uma imagem binária, o conjunto de todos os pixels pretos representa a descrição completa da imagem. Assim, para utilização da morfologia matemática no processamento de imagens surgiram os Operadores Morfológicos (OM).

Em aplicações simples, os OMs utilizam apenas a imagem a ser analisada e um Elemento Estruturante (EE), onde o EE é representado por uma imagem com dimensões menores e com geometria conhecida. Caso o EE coincida com alguma estrutura da imagem que está sendo analisada, uma determinada transformação é ou não realizada, dependendo do operador aplicado. Desta forma, o EE deve ser adaptado às propriedades geométricas dos objetos estudados na imagem. Existem também OMs que utilizam além da imagem original e do EE, outra imagem conhecida como máscara. A máscara sofre uma transformação morfológica e seu resultado é forçado a pertencer ao domínio definido pela imagem original, também conhecida como máscara (ALVARENGA et al., 2003).

Ainda segundo Alvarenga et al. (2003), existe uma ampla classe de operadores não-lineares, porém estes são construídos com base em dois operadores morfológicos básicos:

erosão e dilatação. Um exemplo de combinação entre operadores morfológicos básicos são os operadores de abertura e fechamento.

2.2.1.1 Erosão

De acordo com Alvarenga et al. (2003), o operador morfológico de erosão faz com que os objetos encolham. O quanto e como a imagem deve encolher depende da determinação do EE. Já Vinhais (2008), afirma que a erosão tende a criar objetos menores ou eliminá-los por remoção de pixels.

O Quadro 1 apresenta uma das possíveis formas de denotação da operação de erosão da imagem A pelo EE B definida por Ren (2010), onde os conjuntos A e B são membros do espaço bidimensional de números inteiros Z^2 .

Quadro 1 – Denotação da operação de erosão

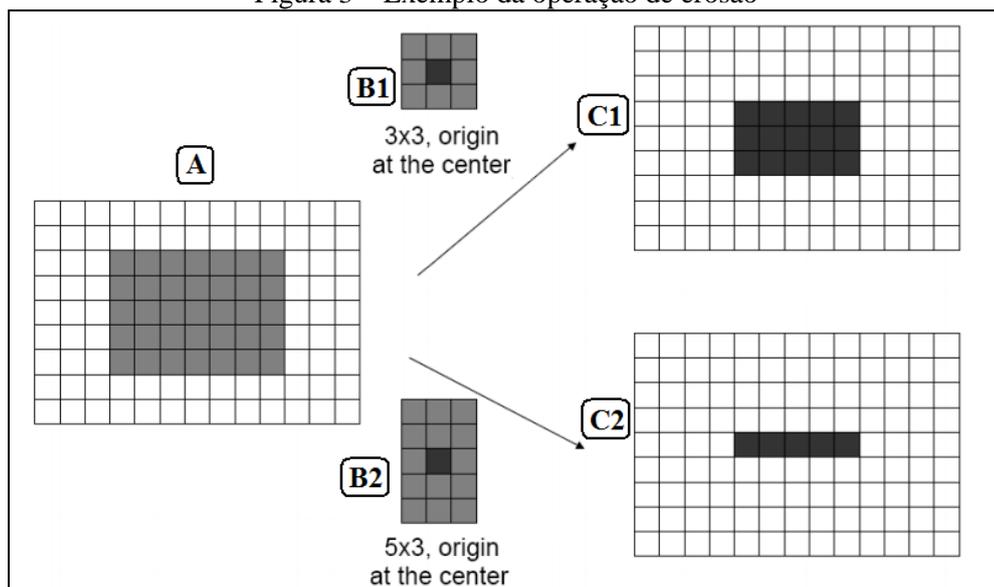
$$A \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\}$$

Fonte: Ren (2010).

Na denotação apresentada, a erosão de A por B é o conjunto de todos os pontos x tais que B, quando transladado para o x fique contido em A.

A Figura 3 ilustra um exemplo da operação de erosão, onde o item C1 é a imagem resultante da erosão da imagem A pelo EE B1 e o item C2 é a imagem resultante da erosão da imagem A pelo EE B2.

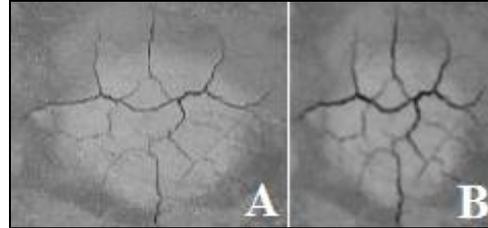
Figura 3 – Exemplo da operação de erosão



Fonte: adaptado de Ren (2010).

A Figura 4, por sua vez, ilustra um exemplo de erosão de imagem em nível de cinza, onde a Figura 4, item a, exibe a imagem original e a Figura 4, item b, apresenta a imagem erodida. A erosão foi realizada utilizando um EE de tamanho 3x3 com máscara cheia.

Figura 4 – Exemplo de erosão de imagem em nível de cinza



Fonte: adaptado de Medeiros, Silva e Nogueira (2002).

Percebe-se através da Figura 4b, que o resultado visual da imagem erodida em níveis de cinza apresenta-se com uma redução dos padrões claros e o alargamento das regiões escuras (MEDEIROS, SILVA E NOGUEIRA, 2002).

2.2.1.2 Dilatação

De acordo com Alvarenga et al. (2003), a dilatação faz com que os objetos aumentem ou dilatam. O quanto e como a imagem deve dilatar depende da determinação do EE. Já Vinhais (2008), afirma que a dilatação tende a fechar buracos na imagem original, criando objetos maiores por adição de pixels.

O Quadro 2 apresenta a definição da operação de dilatação da imagem A pelo EE B definida por Ren (2010), onde os conjuntos A e B são membros do espaço bidimensional de números inteiros Z^2 , e \emptyset representa o conjunto vazio.

Quadro 2 – Denotação da operação de dilatação

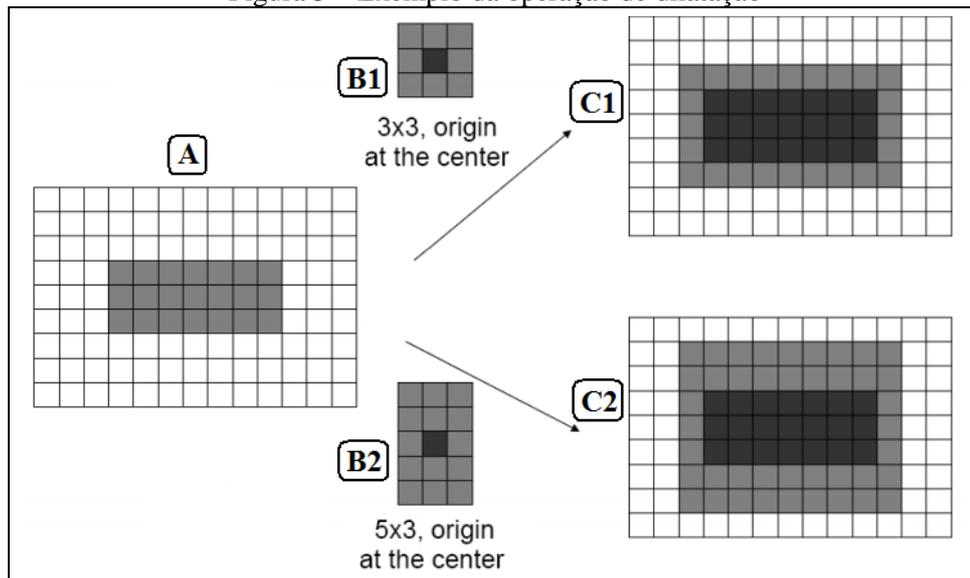
$$A \oplus B = \{z \mid (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\}$$

Fonte: Ren (2010).

Na denotação apresentada, o processo de dilatação começa na obtenção da reflexão de B em torno de sua origem, seguido da translação dessa reflexão por x. A dilatação de A por B é então o conjunto de todos os deslocamentos x tais que A sobreponham-se em pelo menos um elemento não nulo.

A Figura 5 ilustra um exemplo da operação de dilatação, onde o item C1 é a imagem resultante da dilatação da imagem A pelo EE B1 e o item C2 é a imagem resultante da dilatação da imagem A pelo EE B2.

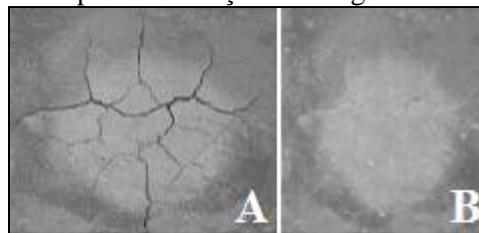
Figura 5 – Exemplo da operação de dilatação



Fonte: adaptado de Ren (2010)

A Figura 6 ilustra um exemplo de dilatação de imagem em nível de cinza, onde a Figura 6, item a, exibe a imagem original e a Figura 6, item b, apresenta a imagem dilatada. A dilatação foi realizada utilizando um EE de tamanho 3x3 com máscara cheia.

Figura 6 – Exemplo de dilatação de imagem em nível de cinza



Fonte: adaptado de Medeiros, Silva e Nogueira (2002).

Percebe-se através da Figura 6b, que o resultado visual da imagem dilatada em níveis de cinza apresenta-se com diminuições dos padrões escuros e alargamento nas regiões claras (MEDEIROS, SILVA E NOGUEIRA, 2002).

2.2.1.3 Abertura

De acordo com Alvarenga et al. (2003), a operação de abertura possui um efeito de alisamento do contorno, eliminando pequenas protuberâncias de uma imagem.

O Quadro 3 apresenta a definição da operação de abertura morfológica da imagem A pelo EE B definida por Ren (2010), onde os conjuntos A e B são membros do espaço bidimensional de números inteiros Z^2 .

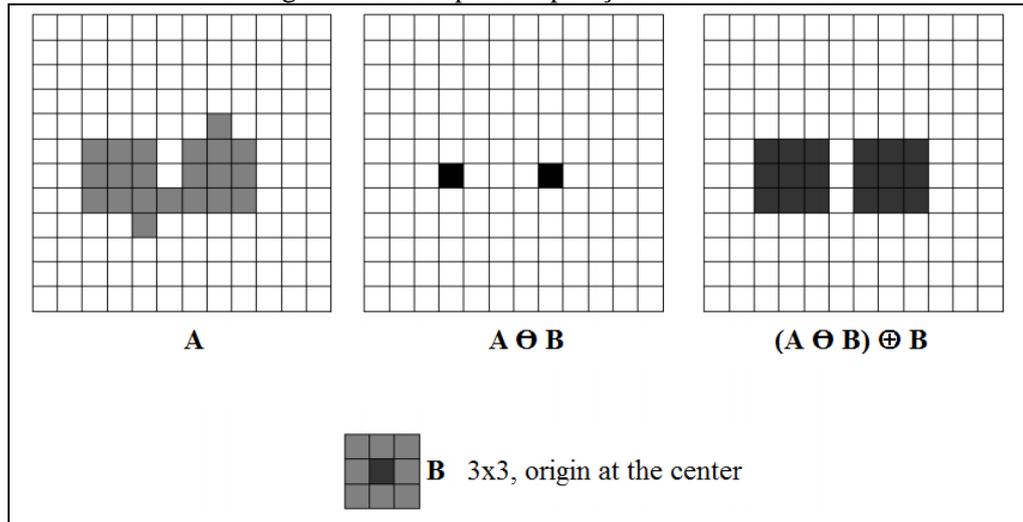
Quadro 3 – Denotação da operação de abertura

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

Fonte: Ren (2010).

A abertura morfológica de uma imagem consiste na erosão da mesma com EE B, seguido de uma dilatação da imagem resultante com o EE B (ALVARENGA et al., 2003). Um exemplo da operação de abertura é ilustrado através da Figura 7.

Figura 7 – Exemplo da operação de abertura



Fonte: adaptado de Ren (2010).

Na Figura 7, o item A representa a imagem original e B o EE. Na parte superior da figura ao lado da imagem original são apresentados respectivamente os resultados da erosão da imagem A com EE B, e a dilatação do resultado anterior com EE B. Percebe-se que como resultado da operação de abertura o contorno foi alisado e, o istmo estreito que existia no meio do objeto foi quebrado, resultando em dois objetos.

2.2.1.4 Fechamento

De acordo com Alvarenga et al. (2003), a operação de fechamento possui um efeito de preencher pequenos buracos e lacunas no contorno de uma imagem.

O Quadro 4 apresenta a definição da operação de fechamento morfológico da imagem A pelo EE B definida por Ren (2010), onde os conjuntos A e B são membros do espaço bidimensional de números inteiros Z^2 .

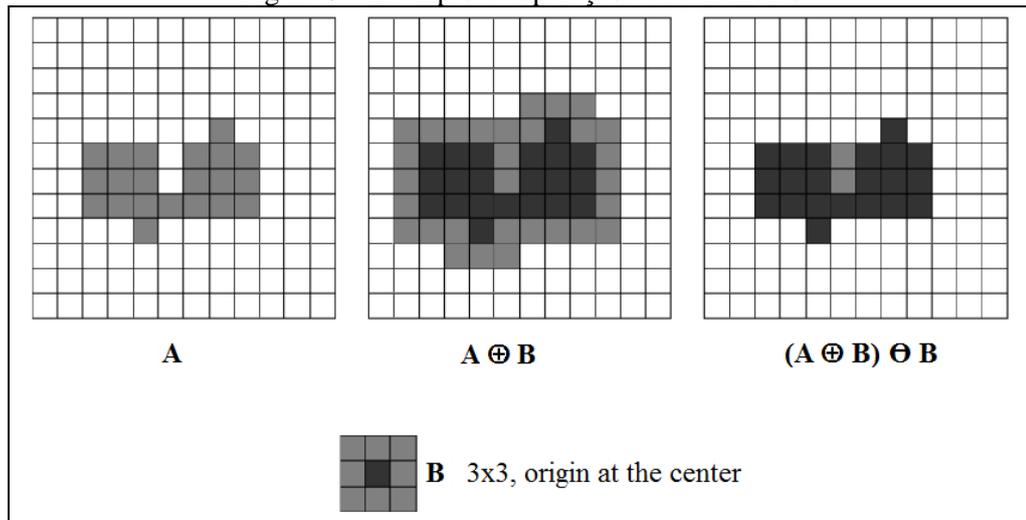
Quadro 4 – Denotação da operação de fechamento

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$

Fonte: Ren (2010).

O fechamento morfológico de uma imagem consiste na dilatação da mesma com EE B, seguido de uma erosão da imagem resultante com o EE B (ALVARENGA et al., 2003). Um exemplo da operação de fechamento é ilustrado através da Figura 8.

Figura 8 – Exemplo da operação de fechamento



Fonte: adaptado de Ren (2010).

Na Figura 8, o item A representa a imagem original e B o EE. Na parte superior da figura ao lado da imagem original são apresentados respectivamente os resultados da dilatação da imagem A com EE B, e a erosão da resultante anterior com EE B. Percebe-se que como resultado da operação de fechamento o buraco existente no meio do objeto foi preenchido.

2.3 SEGMENTAÇÃO

Segundo Russ (1994, p. 347, tradução nossa), “Um dos passos amplamente mais utilizados no processo de redução de imagens à informação é a segmentação [...]”. Saldanha e Freitas (2009) afirmam que a obtenção de melhores resultados provenientes da análise de informações extraídas de uma imagem está diretamente relacionada à qualidade do tratamento feito sobre a fonte de dados, onde tradicionalmente a segmentação tem sido utilizada como forma de extrair estas informações da fonte.

Segundo Ataíde e Pimentel (2008, p. 1), “O objetivo da segmentação de imagens é extrair informações da imagem de entrada para formar uma imagem de saída que contenha menos informações, mas que essas informações sejam mais relevantes do que todo o conteúdo descartado”.

Petrou e Bosdogianni (1999, p. 265, tradução nossa) afirmam que a segmentação representa uma área de pesquisa importante do processamento de imagens. Segmentar consiste em verificar cada ponto da imagem para dividi-la em regiões que correspondem a objetos ou partes de objetos. Estas regiões são formadas por pontos que contém características comuns, como cor, por exemplo, indicando que formam um mesmo objeto (componente conexa) ou parte.

Ataíde e Pimentel (2008, p. 3) afirmam que existem várias técnicas utilizadas na segmentação de imagens, porém não há um método único e funcional para qualquer aplicação. Algumas técnicas tradicionalmente utilizadas são: a limiarização, que separa os pixels da imagem em dois grupos de acordo com um valor de limiar; o crescimento de regiões, que agrupa pontos que possuem características semelhantes; e a detecção de bordas, que identifica mudanças bruscas entre pixels vizinhos.

Com relação a utilização da segmentação, Ataíde e Pimentel (2008, p. 2) indicam que a mesma é utilizada em diversos tipos de aplicações práticas, como por exemplo: reconhecimento facial, localização de objetos em imagens de satélite, radares de trânsito, cirurgia guiada por computador e equipamentos de tomografia.

2.3.1 Componentes conexas

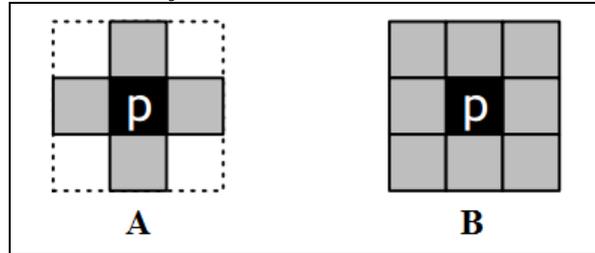
Wangenheim (2007) define uma componente conexa como sendo um conjunto finito de pixels conectados que compartilham de uma determinada propriedade V , onde dois pixels serão considerados conectados ou conexos quando existir um caminho entre eles em que todos os pixels do caminho apresentarem determinada propriedade V , que geralmente diz respeito à cor do pixel.

Conci, Azevedo e Leta (2008, p. 214) afirmam que a conectividade entre pixels é muito importante para estabelecer componentes de regiões de uma imagem e bordas de objetos, bem como afirmam que usualmente estes componentes conexos são definidos como objetos de uma imagem.

Para encontrar um componente conexo é necessário entender o conceito de pixels vizinhos, e de acordo com Klava (2006), existem duas formas de definir as vizinhanças de um pixel, a 4-conectividade e 8-conectividade. Os pixels vizinhos por 4-conectividade do pixel p são os que estão posicionados ao seu redor na direção vertical e horizontal. Já os pixels vizinhos por 8-conectividade do pixel p são os que estão posicionados ao seu redor na posição vertical, horizontal e também diagonais.

A Figura 9 ilustra estas definições, onde os pixels que estão na cor cinza são os pixels considerados vizinhos de acordo com seu tipo de vizinhança. O item A representa os vizinhos por 4-conectividade, já o item B representa os vizinhos por 8-conectividade.

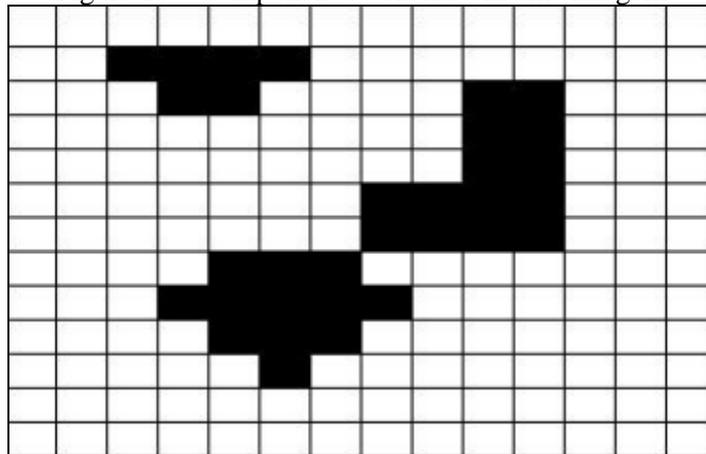
Figura 9 – Diferença entre 4-conectividade e 8-conectividade



Fonte: adaptado de Klava (2006, p. 6).

A partir destas definições é apresentada a Figura 10 que ilustra um exemplo de como o tipo de vizinhança utilizada pode interferir no resultado da análise.

Figura 10 – Componentes conexas em uma imagem



Fonte: Dambros (2008, p. 37).

A Figura 10 representa uma imagem bidimensional que se for analisada considerando o tipo de vizinhança 4-conectividade, existem 3 componentes conexas. Porém, se a mesma imagem for analisada considerando o tipo de vizinhança 8-conectividade, existem 2 componentes conexas (DAMBROS, 2008, p. 37).

2.3.2 Limiarização

De acordo com Saldanha e Freitas (2009), a limiarização é a forma mais simples de segmentar imagens, por isso Pereira (2009) afirma que a limiarização, ou *thresholding*, é a técnica de segmentação mais utilizada.

A segmentação por limiarização tem por objetivo separar regiões de acordo com a tonalidade de brilho do pixel analisado, ou seja, os pixels com nível de cinza dentro de uma determinada faixa são agrupados e representados por uma mesma tonalidade. Com isto é possível separar os objetos do fundo da imagem (PEREIRA, 2009).

O Quadro 5 apresenta um algoritmo de limiarização que transforma uma imagem de entrada em nível de cinza em uma imagem binária.

Quadro 5 – Algoritmo de limiarização

```

f = thresholding(f, λ)
f: imagem de entrada
λ: limiar de separação

para cada pixel p de f faça
| se  $f(p) \leq \lambda$  então
| |  $f(p) \leftarrow 0$ 
| senão
| |  $f(p) \leftarrow 255$ 

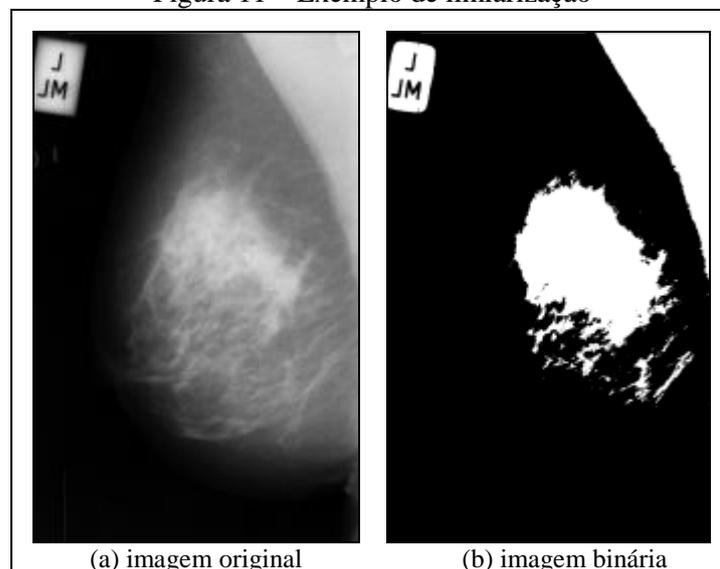
```

Fonte: adaptado de Klava (2006, p. 10).

Neste algoritmo especificado por Klava (2006, p. 10), ocorre uma leitura pixel a pixel da imagem de entrada e, se o valor deste pixel for menor ou igual ao limiar definido, o novo valor atribuído ao pixel é 0, ou seja, a cor preta. Caso o valor do pixel seja maior que o limiar definido, será atribuído ao pixel o valor 255, ou seja, a cor branca.

A Figura 11 ilustra um exemplo de segmentação pela técnica de limiarização, onde a figura 11a corresponde à imagem de entrada em nível de cinza. A Figura 11b, por sua vez, corresponde à imagem binária de saída, após utilização da técnica com valor de limiar 140.

Figura 11 – Exemplo de limiarização

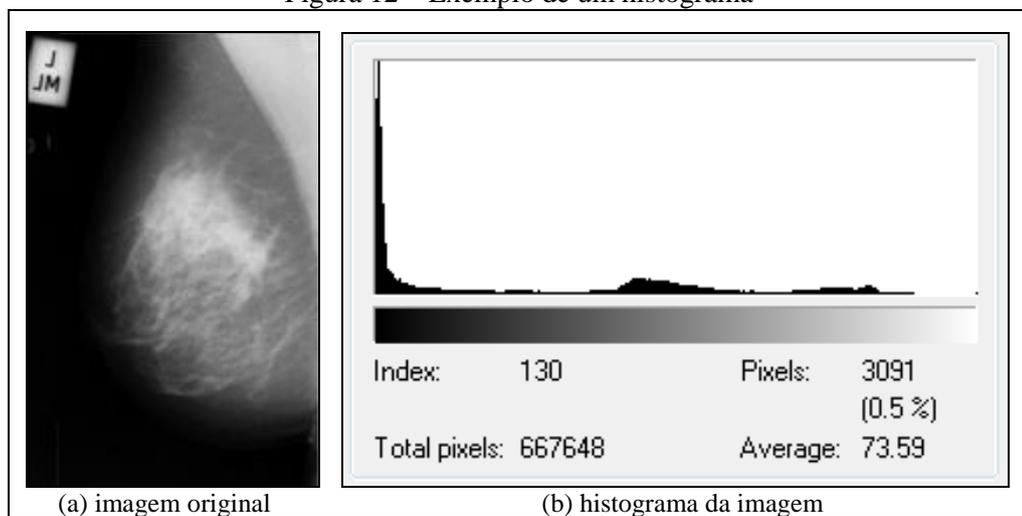


A escolha do valor de um limiar adequado pode ser realizada também de forma automática, por exemplo, através da análise do histograma da imagem, que é um gráfico com a frequência dos níveis de cinza presentes na imagem (KLAVA, 2006, p. 10). Um caso simples de ser entendido é um histograma bimodal, onde o histograma apresenta dois picos

separados por um vale entre eles, o que poderia representar duas regiões distintas, ou ainda um objeto e um fundo (SALDANHA E FREITAS, 2009).

A Figura 12 ilustra o caso de um histograma, onde a Figura 12a corresponde à imagem em nível de cinza, já a Figura 12b representa o histograma gerado à partir desta imagem. Percebe-se que, por exemplo, existem 3091 pixels com valor 130 e um total de 667.648 pixels na imagem. Nota-se também que existe uma quantidade elevada de pixels com valor entre 0 e 3. Isto ocorre pois estes pixels dizem respeito à área de filme da imagem (região preta) que abrange grande parte da imagem.

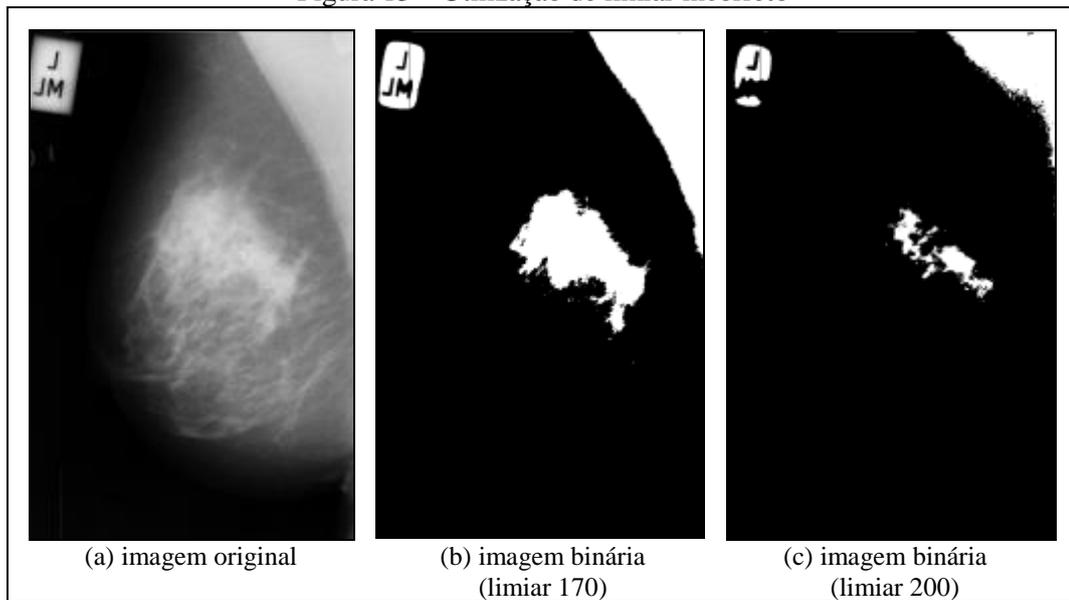
Figura 12 – Exemplo de um histograma



Conforme afirma Klava (2006, p. 11), em certos casos pode ser muito difícil encontrar um valor para o limiar de forma que o resultado da técnica de limiarização seja satisfatória. Isto ocorre pois em alguns casos é difícil encontrar um vale entre dois picos no histograma da imagem.

A Figura 13 ilustra o que ocorre ao utilizar um valor de limiar incorreto ao tentar separar somente a região de músculo da mama. A Figura 13a representa a imagem original, já a Figura 13b representa a limiarização com valor de limiar 170. Nota-se que grande parte da região da mama e informações presentes no filme foram mantidas. A Figura 13c, por sua vez, representa a limiarização com valor de limiar 200, onde percebe-se que grande parte da região do músculo da imagem foi perdida, além de outras regiões serem mantidas.

Figura 13 – Utilização de limiar incorreto



Como nem sempre as imagens possuem as intensidades de primeiro e segundo planos bem distintos, esse tipo de segmentação pode apresentar resultados insatisfatórios (PEREIRA, 2009). A fim de melhorar a qualidade da limiarização pode-se utilizar além da limiarização global, que possui um único valor de limiar para toda a imagem, a limiarização local, que tem como objetivo dividir a imagem em sub-regiões onde cada sub-região pode possuir um valor de limiar específico (JANECZKO, 2010). Pereira (2009) afirma que o grande problema ao utilizar a limiarização local é definir qual o tamanho ideal da janela para o bom desempenho da técnica.

2.4 TRABALHOS CORRELATOS

Com a ascensão da computação voltada para diagnósticos médicos, várias pesquisas estão sendo realizadas com o intuito de auxiliar no diagnóstico e prevenção de doenças mamárias. Esta seção tem por finalidade apresentar 3 trabalhos relacionados, com suas respectivas abrangências, técnicas abordadas e níveis de precisão medidos pelos autores. Dentre os trabalhos, os selecionados foram a segmentação de imagens de mamografias digitais de Mascaro (2007), a técnica automática de detecção de nódulo mamário usando informações de multivisão por Pereira (2009) e processamento e segmentação de mamogramas digitais de Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004).

2.4.1 Segmentação de imagens de mamografias digitais

Em seu trabalho, Mascaro (2007) desenvolveu um sistema capaz de analisar imagens mamográficas em termos de textura, onde a análise é realizada através da comparação de

imagens com uso de um índice de fidelidade. Para tal, dois índices foram testados, o proposto por Z. Wang e uma variação proposta que utiliza o Histograma da Soma (HS). O índice de Z. Wang apresentou resultados significantes quando avalia distorções do tipo impostas por perda de padrão de arquivo *Joint Photographic Experts Group* (JPEG), porém da forma como foi definido não é apropriado para análise de texturas. Desta forma foi criada uma variação proposta do índice, utilizando o HS, para atender bem ao propósito da comparação entre texturas. Para separação entre o filme (fundo preto da mamografia) e a borda da mama, a fim de extrair a área de interesse a ser analisada, é utilizada a variação proposta do HS, já para segmentação do tecido mamário, além deste método, foram testados dois descritores de textura: o *Local Binary Pattern* (LBP) e a *Gray Level Co-ocurrence Matrix* (GLCM).

O trabalho de Mascaro (2007) engloba também a utilização de redes neurais na segmentação de mamografias, onde foram utilizadas duas redes de aprendizado não supervisionado: os Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen (*Self Organized Maps* - SOM) e o algoritmo de agrupamento K-Médias.

Mascaro (2007) concluiu que os algoritmos de HS e GLCM não tiveram resultados satisfatórios no diagnóstico de doenças e, além disso, a GLCM teve um tempo de processamento 1000 vezes maior que o anterior, porém ambos os algoritmos foram satisfatórios na segmentação dos tecidos mamários. Com utilização do algoritmo LBP, os resultados não foram satisfatórios ao ponto de sequer distinguirem as regiões da mamografia. Com relação às redes de aprendizado não supervisionado, ambas demonstraram serem boas opções para segmentação de mamografias.

Todos os testes realizados pela autora utilizaram a base MIAS *MiniMammographic Database*, composta por 322 imagens mamográficas previamente analisadas por especialistas, que contêm anomalias divididas em 6 classes: calcificações, distorção arquitetural, assimétrica, circunscrita, espiculada e outras ou sem definição (SUCKLING et al., 1994).

2.4.2 Técnica automática de detecção de nódulo mamário

Pereira (2009) desenvolveu uma ferramenta computacional para auxílio à detecção de lesões provocadas por nódulo mamário em ambas as visões dos mamogramas, a Crânio-Caudal (CC) e a Médio-Lateral Oblíqua (MLO). A motivação da escolha deu-se devido ao fato de grande parte dos sistemas atualmente analisarem cada uma das imagens de forma independente, sendo considerados inconsistentes pelos especialistas se uma determinada lesão, semelhante em ambas as visões, não for encontrada. Consequentemente há uma redução de confiabilidade dos benefícios oferecidos pelos sistemas.

Para eliminação de artefatos, como nome e idade dos pacientes presentes nas imagens, Pereira (2009) desenvolveu um algoritmo para eliminação destes artefatos, que dentre alguns dos métodos utilizados estão a limiarização e técnica baseada na operação morfológica *top-hat*.

Em seguida, um método de realce baseado em transformada *wavelet* Coiflet foi aplicado para realçar as informações da imagem. Então, um método para segmentação automática de lesões, por meio de limiarização multi-modal baseado em transformada *wavelet* e algoritmo genético, foi desenvolvido para detecção de nódulo mamário em ambas as visões. Estas ferramentas foram aplicadas sobre um conjunto de imagens pertencentes à uma base de dados de domínio público chamada *Digital Database for Screening Mammography* (DDSM) (HEATH et al., 2008).

Os métodos desenvolvidos por Pereira (2009) proporcionaram à detecção de anormalidades em ambas as visões, com taxa de 95,6% de verdadeiro positivo e 1,37% de falso positivo por imagem, sendo o resultado classificado como satisfatório.

2.4.3 Processamento e segmentação de mamogramas digitais

Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004) implementaram técnicas de processamento de imagens digitais a fim de extrair parâmetros relevantes em mamografias digitais para auxiliar no diagnóstico de tumores, alterações anatômicas e lesões estruturais. Foram utilizados pelo autor quatro algoritmos no estágio de segmentação: limiarização, contraste, negativo e *region growing*. A limiarização foi utilizada para transformar a imagem original em uma imagem binária (2 níveis de cinza) e mostrou-se bastante sensível na detecção de pequenas lesões (nódulos e microcalcificações), onde identificou 90% das lesões existentes. O contraste foi utilizado para o aumento da escala dinâmica dos níveis de cinza da imagem a fim de corrigir o baixo contraste oriundo da fase de aquisição, realizado através de um *scanner*. A técnica que fez uso do negativo foi utilizada para extrair atributos importantes como forma, contorno e textura, informações imprescindíveis na diferenciação entre um tumor benigno e maligno.

Os resultados foram medidos por Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004) com base em 11 mamografias analisadas previamente por um especialista, onde 5 eram normais e 6 anormais. O sistema diagnosticou 3 como normais e 8 como anormais. Estas 2 imagens classificadas como anormais estão diretamente relacionadas com a alta densidade mamária e ao elevado nível de ruído do fundo da imagem.

2.4.4 Comparativo entre os trabalhos correlatos

Com base nas informações obtidas a partir dos trabalhos descritos acima, montou-se o Quadro 6, onde estão relacionadas as principais características de cada sistema.

Quadro 6 – Características dos sistemas

características / trabalhos relacionados	Mascaro (2007)	Pereira (2009)	Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004)
utilização de redes neurais	Sim	-	-
pré-processamento (separação entre filme e mama)	Sim	Sim	-
ambiente de programação (Software)	MatLab	MatLab 6.1	C++ Builder 5.0
utilização de informações multivisão (CC e MLO)	-	Sim	-
algoritmos utilizados no processamento	histograma da soma, LBP, GLCM, SOM e K-Médias	<i>wavelet</i> Coiflet, algoritmo genético	limiarização, contraste, negativo e <i>region growing</i>
origem das amostras testadas	Mini MIAS - <i>MiniMammographic Database</i>	DDSM (<i>Digital Database for Screening Mammography</i>)	<i>Scanner</i>

A partir do Quadro 6 pode-se perceber que cada trabalho utiliza algoritmos distintos para o processamento das imagens mesmo possuindo os mesmos objetivos. Observa-se também que tanto Mascaro (2007) quanto Pereira (2009) utilizam bases de dados já existentes e previamente analisadas por especialistas na área. Já Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004) obtiveram as imagens uma a uma através de *scanner*, o que pode dificultar a análise devido ao aparecimento de ruídos.

Tanto Mascaro (2007) quanto Pereira (2009) utilizaram o software MatLab para desenvolverem os algoritmos de processamento, enquanto Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004) optaram pelo C++ Builder. Outro fator interessante é que embora vários autores citem como possível continuação do trabalho a inclusão de redes neurais, atualmente somente Mascaro (2007) realizou a implementação.

3 DESENVOLVIMENTO DA FERRAMENTA

Neste capítulo serão apresentadas as etapas de desenvolvimento da ferramenta proposta. Na seção 3.1 são apresentados os principais requisitos. A seção 3.2 apresenta a especificação. A seção 3.3 apresenta de forma detalhada a implementação da ferramenta e, por fim, a seção 3.4 apresenta os resultados obtidos, discussões e sugestões de melhoria.

3.1 REQUISITOS PRINCIPAIS DO PROBLEMA A SER TRABALHADO

Os Requisitos Funcionais (RF) e Requisitos Não Funcionais (RNF) da ferramenta de realce de microcalcificações são:

- a) permitir que o usuário selecione uma imagem previamente existente no computador a fim de ser analisada (RF);
- b) utilizar técnicas de realce e segmentação a fim de gerar uma nova imagem, a partir da original, que mostre de forma realçada possíveis microcalcificações (RF);
- c) permitir a escolha de cor do realce a ser apresentado na imagem gerada (RF);
- d) identificar na imagem a maior concentração de possíveis microcalcificações em um determinado raio cadastrado pelo usuário (RF);
- e) ser implementado utilizando a linguagem de programação Java (RNF);
- f) ser implementado utilizando o ambiente de desenvolvimento Netbeans (RNF);
- g) ser implementado utilizando a biblioteca JavaCV (RNF).

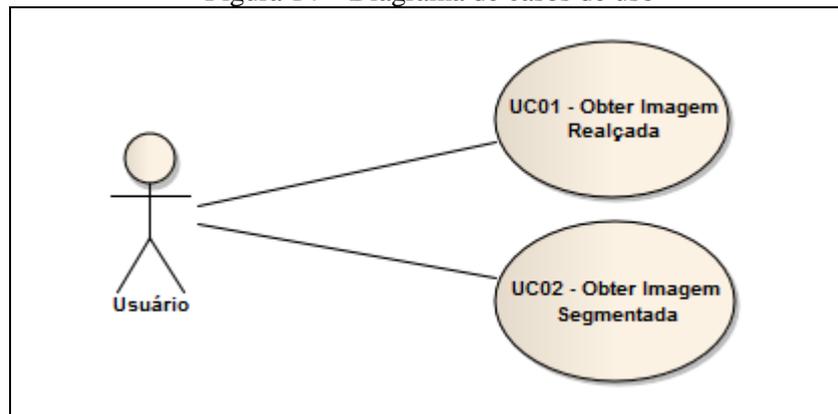
3.2 ESPECIFICAÇÃO

A especificação da ferramenta foi realizada seguindo a análise orientada a objetos, utilizando a *Unified Modeling Language* (UML), modelada através da ferramenta Enterprise Architect. Neste trabalho foram elaborados os diagramas de casos de uso, de classes e de atividades.

3.2.1 Diagrama de casos de uso

Nesta seção são apresentados os casos de uso da ferramenta, ilustrados na Figura 14. Identificou-se apenas um ator, denominado *Usuário*, o qual utiliza todas as funcionalidades da ferramenta.

Figura 14 – Diagrama de casos de uso



Nas próximas seções são detalhados os casos de uso. A seção 3.2.1.1 descreve o caso de uso UC01, responsável pela obtenção da imagem realçada. A seção 3.2.1.2 por sua vez apresenta o caso de uso UC02, responsável pela obtenção da imagem segmentada.

3.2.1.1 Obter imagem realçada

Este caso de uso descreve a ação que pode ser realizada pelo Usuário para obter da ferramenta a imagem realçada. Detalhes deste caso de uso estão descritos no Quadro 7.

Quadro 7 – Caso de uso UC01 – Obter imagem realçada

Número	01
Caso de Uso	Obter imagem realçada
Descrição	Este caso de uso tem por objetivo obter uma imagem com as possíveis microcalcificações realçadas.
Ator	Usuário
Pré-condições	Estar com a ferramenta aberta e possuir a imagem a ser analisada.
Cenário Principal	<ol style="list-style-type: none"> 1. O Usuário seleciona a aba Microcalcificações. 2. O Usuário seleciona o botão Carregar. 3. O software exibe a consulta às pastas do computador. 4. O Usuário seleciona a imagem que deseja analisar. 5. O software exibe a imagem escolhida. 6. O Usuário seleciona o botão Processar. 7. O software exibe as imagens realçadas.
Fluxo Alternativo 1	A qualquer momento o Usuário pode selecionar a aba Preferências e configurar o software para que após realização do passo 6 obtenha resultados de acordo com sua preferência.
Fluxo Alternativo 2	A partir do passo 5 o Usuário pode optar por efetuar zoom na imagem, através de um clique na imagem desejada.

3.2.1.2 Obter imagem segmentada

Este caso de uso descreve a ação que pode ser realizada pelo Usuário para obter da ferramenta a imagem segmentada. Detalhes deste caso de uso estão descritos no Quadro 8.

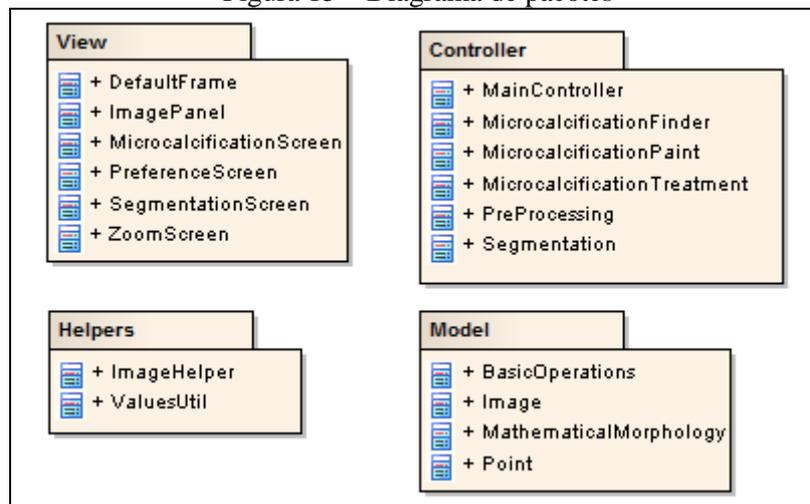
Quadro 8 – Caso de uso UC02 – Obter imagem segmentada

Número	02
Caso de Uso	Obter imagem segmentada
Descrição	Este caso de uso tem por objetivo obter uma imagem segmentada.
Ator	Usuário
Pré-condições	Estar com a ferramenta aberta e possuir a imagem a ser analisada.
Cenário Principal	<ol style="list-style-type: none"> 1. O Usuário seleciona a aba Segmentação. 2. O Usuário seleciona o botão Carregar. 3. O software exibe a consulta às pastas do computador. 4. O Usuário seleciona a imagem que deseja segmentar. 5. O software exibe a imagem escolhida. 6. O Usuário seleciona o botão Segmentar. 7. O software exibe a imagem segmentada.
Fluxo Alternativo 1	A qualquer momento o Usuário pode selecionar a aba Preferências e configurar o software para que após realização do passo 6 obtenha resultados de acordo com sua preferência.
Fluxo Alternativo 2	A partir do passo 5 o Usuário pode optar por efetuar zoom na imagem, através de um clique na imagem desejada.

3.2.2 Diagrama de pacotes

Nesta seção está descrita a estrutura de classes da ferramenta desenvolvida. Para facilitar a visualização e melhorar a organização do código, a ferramenta foi dividida em 4 pacotes de acordo com sua especificidade, sendo eles o Model, o Controller, o View e o Helpers, conforme ilustrado na Figura 15.

Figura 15 – Diagrama de pacotes

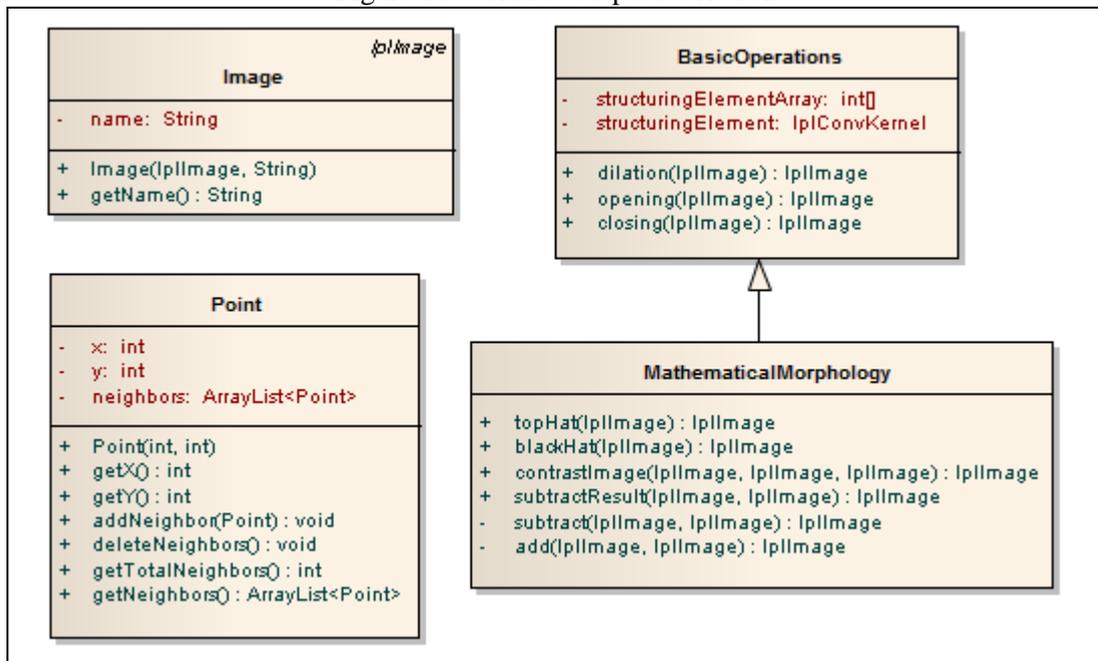


Nas seções seguintes especifica-se cada um destes pacotes, apresentando as classes internas de cada um deles e elucidando suas responsabilidades.

3.2.2.1 Pacote Model

O pacote `Model` tem a finalidade de armazenar as classes responsáveis por descrever objetos da ferramenta e funções matemáticas utilizadas pela camada de controle. A Figura 16 ilustra com detalhes as classes do pacote `Model`.

Figura 16 – Classes do pacote `Model`

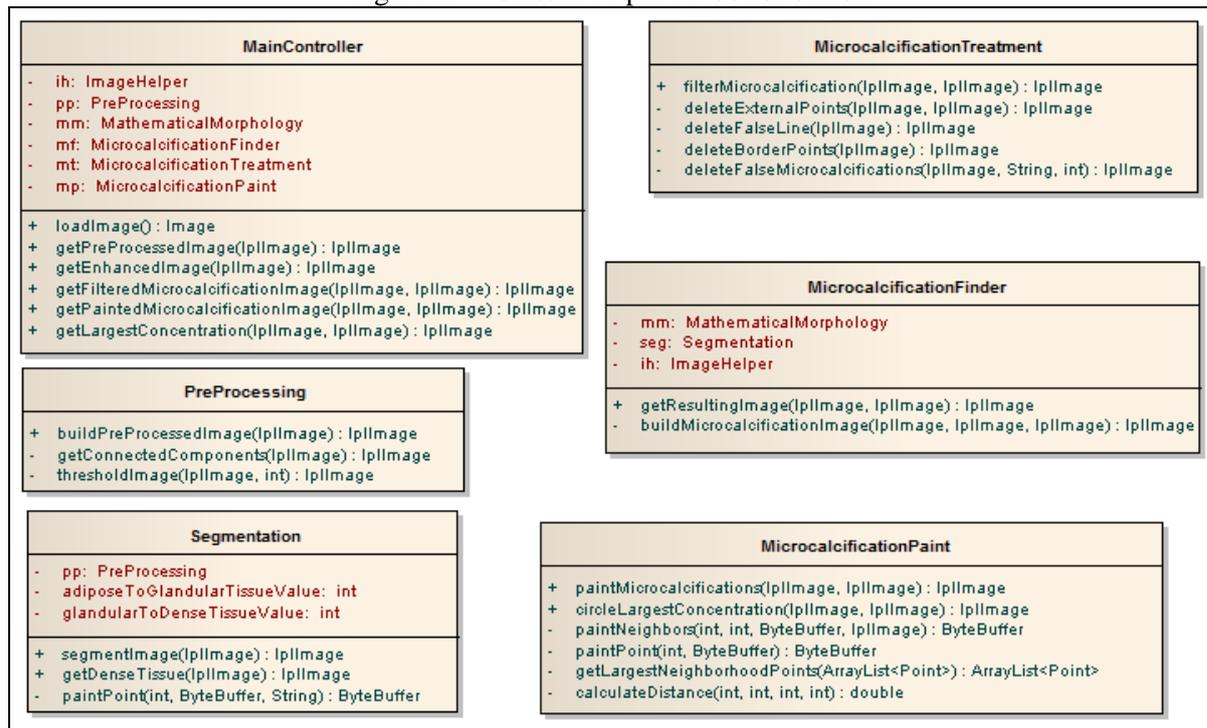


A classe `Image` é responsável por armazenar o nome e a imagem escolhida pelo Usuário. Já a classe `Point` armazena as coordenadas (x e y) de cada ponto de provável microcalcificação com seus pontos vizinhos (`neighbors`), dentro de um determinado raio. A classe `BasicOperations` descreve as operações básicas de morfologia matemática, onde nela também está definido o EE utilizado nestas operações (`structuringElementArray`). Por fim, a classe `MathematicalMorphology` possui operações de morfologia matemática realizadas através da combinação de operações básicas.

3.2.2.2 Pacote Controller

O pacote `Controller` tem como finalidade realizar a mediação da entrada, convertendo-a em comandos para a camada de visualização ou de modelos. Suas classes estão especificadas na Figura 17.

Figura 17 – Classes do pacote Controller



A classe `MainController` é a responsável pelo gerenciamento de toda a parte de detecção de microcalcificação da ferramenta. Todas as imagens apresentadas na camada de visualização, aba de microcalcificações, são retornadas pelos métodos desta classe.

A classe `PreProcessing` é responsável por retirar da imagem original as informações que são irrelevantes para a ferramenta, ou seja, retirar toda a área de filme da mamografia, retornando uma imagem contendo apenas a região de interesse da mama. Já a classe `Segmentation` é responsável por retornar uma imagem segmentada destacando cada um dos tecidos da mama. O valor de limiar para cada tecido está determinado em seus atributos de classe (`adiposeToGlandularTissueValue` e `glandularToDenseTissueValue`).

A classe `MicrocalcificationTreatment` recebe como entrada duas imagens, a pré-processada e a realçada. Ela possui métodos para retirar eventuais linhas provenientes da má qualidade da mamografia (`deleteFalseLine`) bem como pontos na área externa da imagem (`deleteExternalPoints`). A classe `MicrocalcificationFinder` é responsável por gerar uma imagem em preto e branco com as possíveis microcalcificações realçadas (através do método `getResultingImage`).

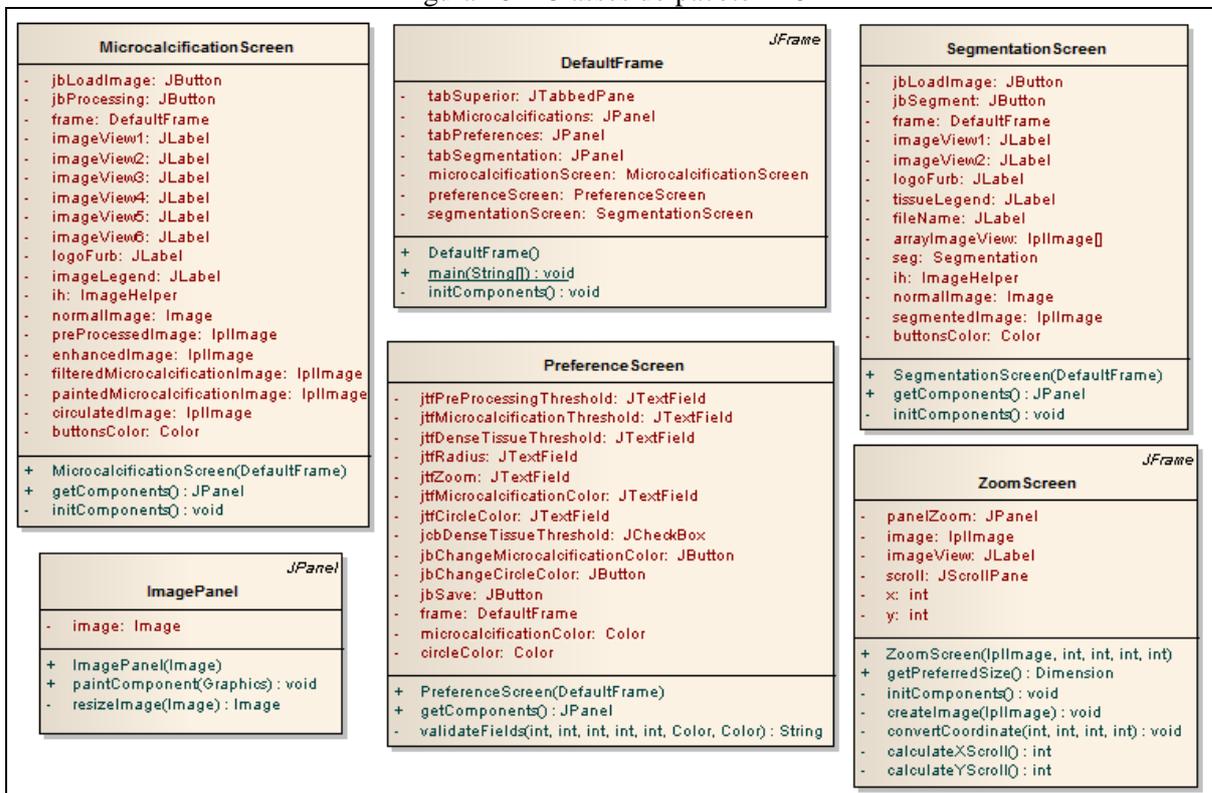
A classe `MicrocalcificationPaint`, por sua vez, é responsável por gerar, a partir da imagem original, uma nova imagem colorida com as possíveis microcalcificações realçadas (através do método `paintMicrocalcifications`). Ela também é responsável (através do

método `circleLargestConcentration`) por gerar a imagem colorida com um círculo em volta da maior concentração de microcalcificações em um determinado raio.

3.2.2.3 Pacote View

O pacote `View` contém as classes responsáveis por realizar a interação com o Usuário. Através destas classes a camada de controle recebe os comandos sobre quais ações devem ser executadas. Após retorno do processamento pela camada de controle, os dados retornam à camada de visualização e são exibidas em tela pelas classes do pacote `View`. A Figura 18 ilustra as classes pertencentes à este pacote.

Figura 18 – Classes do pacote `View`



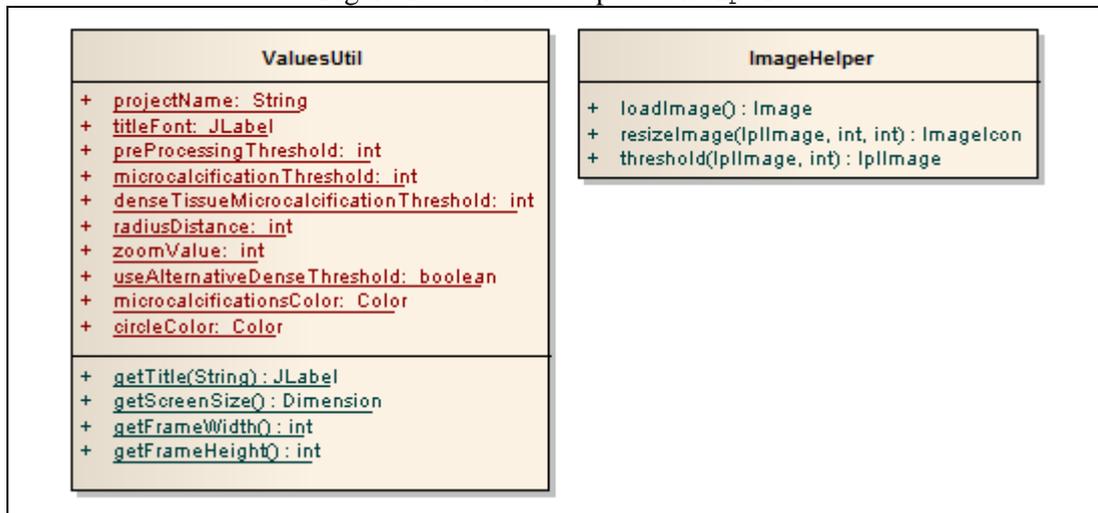
A classe `DefaultFrame` é responsável por iniciar a ferramenta, pois ela possui o método `main`. Esta classe é responsável por criar a tela de interface com o usuário, instanciando todas as outras classes. Já a classe `ImagePanel` é responsável por manter a imagem de fundo da aplicação.

As classes `MicrocalcificationScreen`, `SegmentationScreen` e `PreferenceScreen` são responsáveis por manter as abas de microcalcificações, segmentação e preferência, respectivamente. Por fim, a classe `ZoomScreen` é responsável pela tela de zoom da aplicação. Ela possui métodos de conversão de coordenadas, pois o centro da imagem exibida pela classe depende da região que o Usuário seleciona na imagem em miniatura.

3.2.2.4 Pacote Helpers

O pacote `Helpers` é responsável por manter as classes utilitárias da aplicação. A Figura 19 ilustra as classes deste pacote.

Figura 19 – Classes do pacote `Helpers`



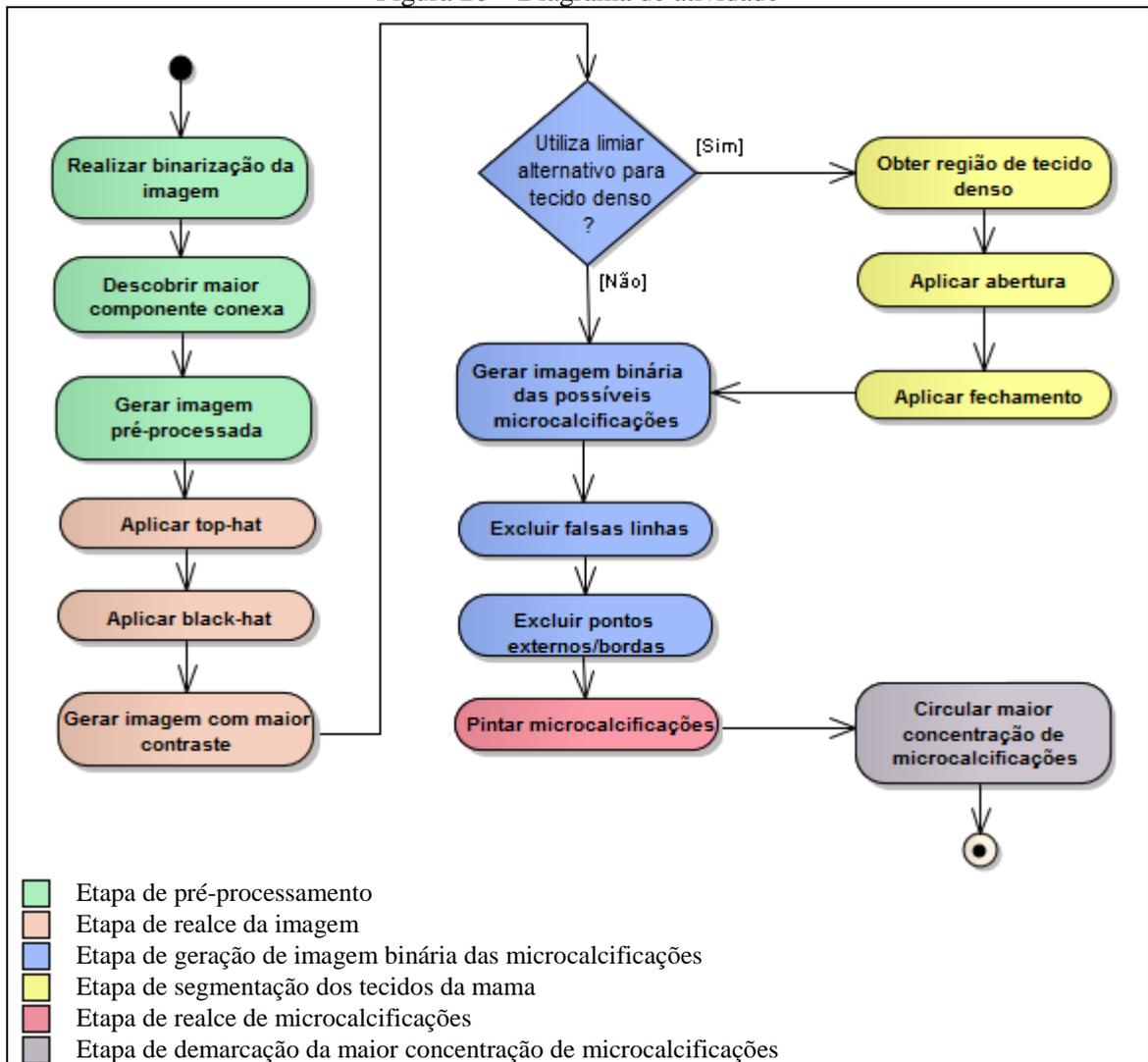
A classe `ValuesUtil` é responsável por manter os parâmetros da ferramenta. Possui vários atributos que são utilizados por todas outras classes, como o nome do projeto (`projectName`), os valores de limiar (`preProcessingThreshold`, `microcalcificationThreshold` e `denseTissueMicrocalcificationThreshold`), o valor de zoom (`zoomValue`), as cores dos realces (`microcalcificationsColor` e `circleColor`), o raio a ser considerado para circular a maior concentração de microcalcificação (`radiusDistance`) e um atributo para definir se a ferramenta irá ou não utilizar um valor de limiar distinto conforme o tecido da mama (`useAlternativeDenseThreshold`).

A classe `ImageHelper` possui funções comuns utilizadas por várias outras classes que manipulam imagens. Existem funções nesta classe para carregar uma nova imagem (`loadImage`), para redimensionar imagens (`resizeImage`) e para segmentar imagens de acordo com um determinado limiar (`threshold`).

3.2.3 Diagrama de atividade

O diagrama de atividades é responsável por representar os estados de uma computação. A Figura 20 apresenta os passos sequenciais necessários para obtenção das imagens com microcalcificações realçadas.

Figura 20 – Diagrama de atividade



Na Figura 20 pode-se observar que a primeira atividade de processamento é a binarização da imagem, que irá converter cada pixel da imagem para a cor preta ou branca, dependendo do nível de cinza do pixel analisado. Este processo irá gerar uma nova imagem da mamografia onde somente a região do filme irá possuir a cor preta.

A próxima atividade realizada é a busca pela maior componente conexa da imagem binarizada, no caso, que é considerada a região da mama. Com esta informação, uma nova imagem é gerada com base na original mantendo somente a originalidade da área compreendida pela maior componente conexa. Para o restante da imagem é assumida a cor preta, ou região de filme da imagem. Estas três primeiras atividades compõe o que é chamado de etapa de pré-processamento.

No passo seguinte aplica-se sobre a imagem pré processada os operadores morfológicos de *top-hat* e *black-hat*, seguidos das operações de adição e subtração das imagens resultantes. Estas rotinas compõe o que é chamado de etapa de realce.

A próxima etapa a ser executada é a geração de imagem binária contendo as possíveis microcalcificações. Porém, caso a ferramenta esteja parametrizada para utilizar limiar alternativo para o tecido denso, uma outra etapa deve ser realizada anteriormente, a de segmentação. Nesta etapa, a ferramenta irá obter a região de tecido denso da mama e aplicar as operações morfológicas de abertura e fechamento sobre esta região.

Conforme citado anteriormente, a próxima etapa consiste em gerar a imagem binária das possíveis microcalcificações. Para isso é realizada a binarização da imagem utilizando dois limiares distintos, um para a área densa da imagem e outro para os tecidos adiposo e glandular. A imagem de entrada nesta segmentação é a resultante da subtração da imagem realçada pela imagem pré-processada dilatada.

A próxima atividade consiste na verificação de possíveis linhas na imagem, provenientes da má qualidade da mamografia. Caso existam, estas são excluídas pela ferramenta. Pontos na região externa da mama e bordas da imagem também são descartados.

Por fim, a ferramenta gera uma imagem colorida com as possíveis microcalcificações realçadas e com um círculo em volta da maior concentração de microcalcificações em um determinado raio.

3.3 IMPLEMENTAÇÃO

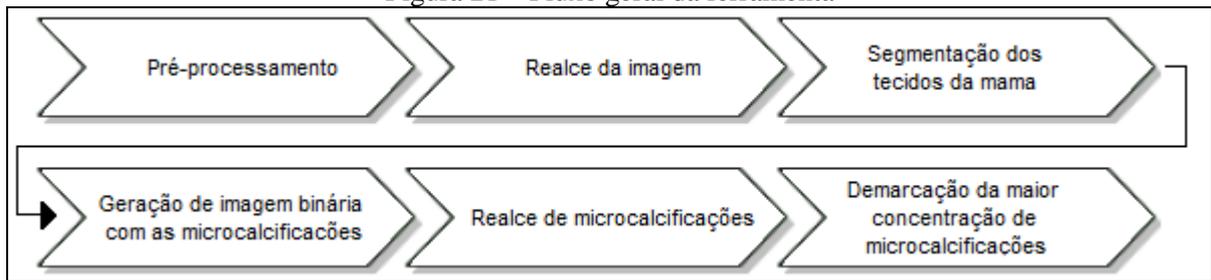
Nesta seção são mostradas as técnicas e ferramentas utilizadas e a operacionalidade da implementação. A seção 3.3.1 apresenta de forma detalhada as técnicas e ferramentas utilizadas. A seção 3.3.2 descreve a operacionalidade da implementação.

3.3.1 Técnicas e ferramentas utilizadas

A ferramenta foi criada no ambiente de desenvolvimento IDE Netbeans 7.2.1 utilizando a linguagem de programação Java. Foram também utilizados os *frameworks* de visão computacional JavaCV e o gerenciador de *layout* MigLayout. O *framework* JavaCV é a implementação em Java da biblioteca OpenCV, que possui interface de acesso apenas nas linguagens C e C++. Deste framework foram utilizadas as rotinas de abertura de arquivos de imagem, segmentação, operadores morfológicos, conversão para tons de cinza e outros. Já o gerenciador de *layout* MigLayout foi utilizado na criação das telas de interação com o usuário.

As seções a seguir descrevem como foi realizada a implementação do algoritmo de realce de microcalcificações mamárias, separadas em etapas com amostras de código fonte. As etapas a serem executadas pela ferramenta estão ilustradas na Figura 21.

Figura 21 – Fluxo geral da ferramenta



Conforme ilustrado na Figura 21, as etapas envolvidas no processo são: pré-processamento, realce da imagem original, segmentação das regiões da mama, geração de imagem binária com possíveis microcalcificações, geração da imagem com microcalcificações realçadas e, por fim, a demarcação da maior concentração de microcalcificações.

3.3.1.1 Pré-processamento

A primeira etapa do algoritmo de pré-processamento é o carregamento da imagem em memória, a partir do caminho desta em disco. Todas as imagens utilizadas na ferramenta, provenientes da base de dados MIAS *MiniMammographic Database* (SUCKLING et al., 1994), possuem resolução de 1024 x 1024 pixels.

Com a imagem devidamente carregada em memória, a próxima etapa é gerar uma imagem binária adotando como limiar o valor 12 (padrão), ou qualquer outro valor configurado pelo usuário na aba de preferências da ferramenta. Esta segmentação consiste em uma limiarização aplicada sobre a imagem em nível de cinza, onde todos os pixels com valor acima do limiar são transformados em pixels brancos, já os pixels com valor igual ou menor são transformados em pixels pretos.

O Quadro 9 apresenta o código responsável por retornar uma imagem binária, onde pode-se observar que a imagem é gerada (linha 02) através de uma função pronta disponibilizada pelo JavaCV.

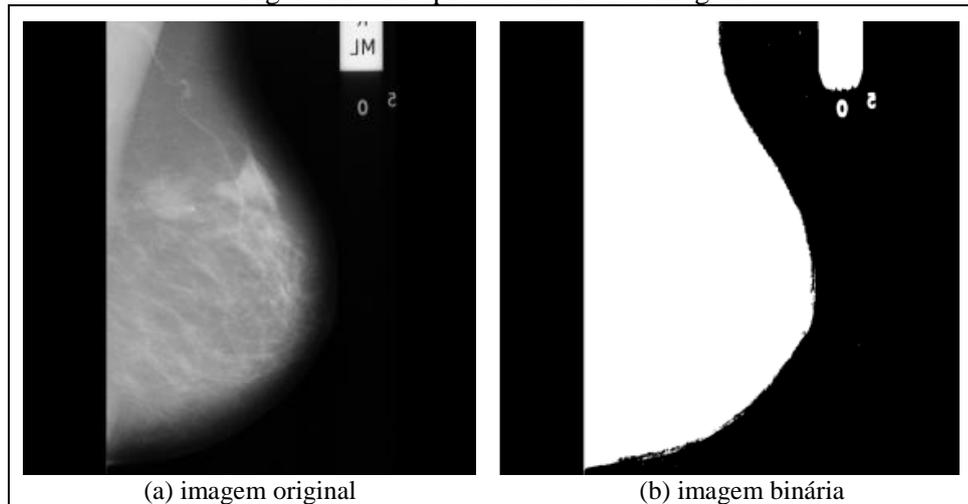
Quadro 9 – Código responsável por gerar uma imagem binária

```

01. IplImage binaryImage = IplImage.create(normalImage.width(),
    normalImage.height(), normalImage.depth(),
    normalImage.nChannels());
02. cvThreshold(normalImage, binaryImage, threshold, 255,
    CV_THRESH_BINARY);
  
```

A Figura 22 ilustra o processo de binarização da imagem, onde a Figura 22a representa a imagem original e, por sua vez, a Figura 22b representa a imagem binarizada adotando o valor de limiar 12.

Figura 22 – Pré-processamento da imagem



Com a imagem binária criada, o próximo passo consiste em gerar as componentes conexas da imagem e escolher a maior delas. A maior componente conexa da imagem corresponde a região da mama, que é a única região que deve ser mantida da imagem original. As informações irrelevantes presentes na região do filme devem ser eliminadas ao final da etapa.

O código responsável pela busca da maior componente conexa da imagem encontra-se no Quadro 10, onde a linha 01 é responsável por criar a variável que receberá a imagem com a maior componente. As linhas entre 03 e 11 são responsáveis por procurar os contornos de todas as componentes conexas da imagem. As linhas entre 13 e 21 são responsáveis por encontrar o contorno com a maior quantidade de pontos, o que indica que esta é a maior componente conexa. Por fim, a linha 22 transforma os pixels deste maior contorno na cor branca, incluindo seus pontos internos. Já os pixels restantes recebem a cor preta.

Quadro 10 – Código responsável por encontrar a maior componente conexa

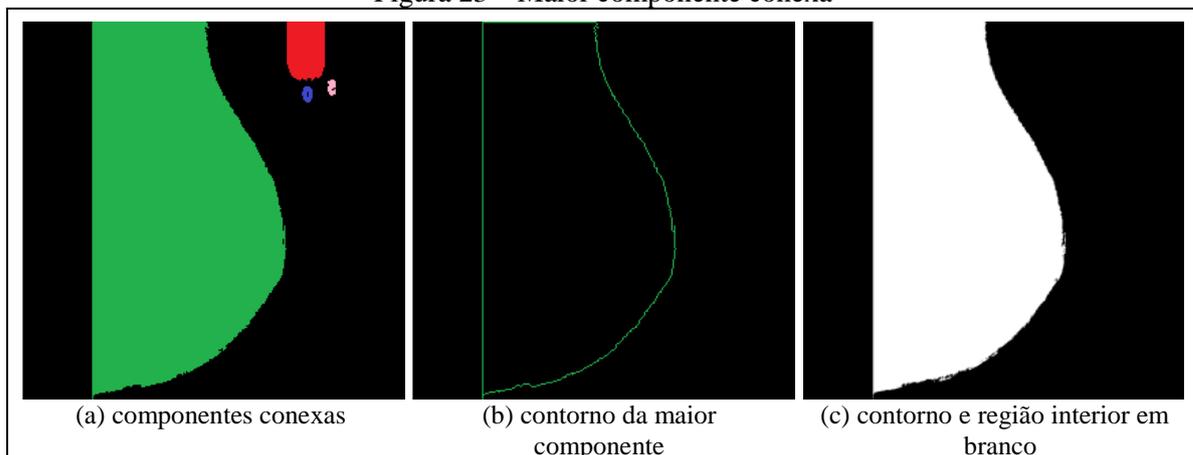
```

01. IplImage largestConnectedComponentImage =
           IplImage.create(normalImage.width(),
                           normalImage.height(), normalImage.depth(),
                           normalImage.nChannels());
02.
03. CvMemStorage mem = opencv_core.CvMemStorage.create();
04. CvSeq contours = new opencv_core.CvSeq();
05. CvSeq ptr;
06. CvPoint cvPoint = new opencv_core.CvPoint(0, 0);
07. CvScalar cvScalar = new opencv_core.CvScalar(255, 255, 255, 0);
08. CvScalar cvScalar2 = new opencv_core.CvScalar(0, 0, 0, 0);
09. CvSeq connectedCompTemp = null;
10.
11. cvFindContours(binaryImage, mem, contours,
                 Loader.sizeof(opencv_core.CvContour.class),
                 CV_RETR_CCOMP, CV_CHAIN_APPROX_SIMPLE, cvPoint);
12.
13. for (ptr = contours; ptr != null; ptr = ptr.h_next()) {
14.     if (connectedCompTemp == null) {
15.         connectedCompTemp = ptr;
16.     } else {
17.         if (ptr.total() > connectedCompTemp.total()) {
18.             connectedCompTemp = ptr;
19.         }
20.     }
21. }
22. cvDrawContours(largestConnectedComponentImage, connectedCompTemp,
                 cvScalar, cvScalar2, -1, -1, 0, cvPoint);

```

A Figura 23, apresentada a seguir, ilustra o processo de seleção da maior componente conexa.

Figura 23 – Maior componente conexa



A Figura 23a representa cada componente conexa visível na imagem, onde cada uma delas foi representada com uma cor distinta. A figura 23b representa o contorno da maior componente conexa, e foi escolhido por possuir a maior quantidade de pontos entre todos os contornos encontrados. A figura 23c, por sua vez, representa a imagem final da maior componente conexa, onde o contorno e interior da componente receberam a cor branca e a parte exterior recebeu a cor preta.

Por fim, a última etapa do pré-processamento consiste em gerar a imagem pré-processada, contendo somente a região da mama. O restante da imagem deve receber a cor preta, e será desconsiderada nas próximas etapas de processamento.

O código responsável pela geração desta imagem pré-processada é apresentado no Quadro 11.

Quadro 11 – Código responsável pela geração da imagem pré-processada

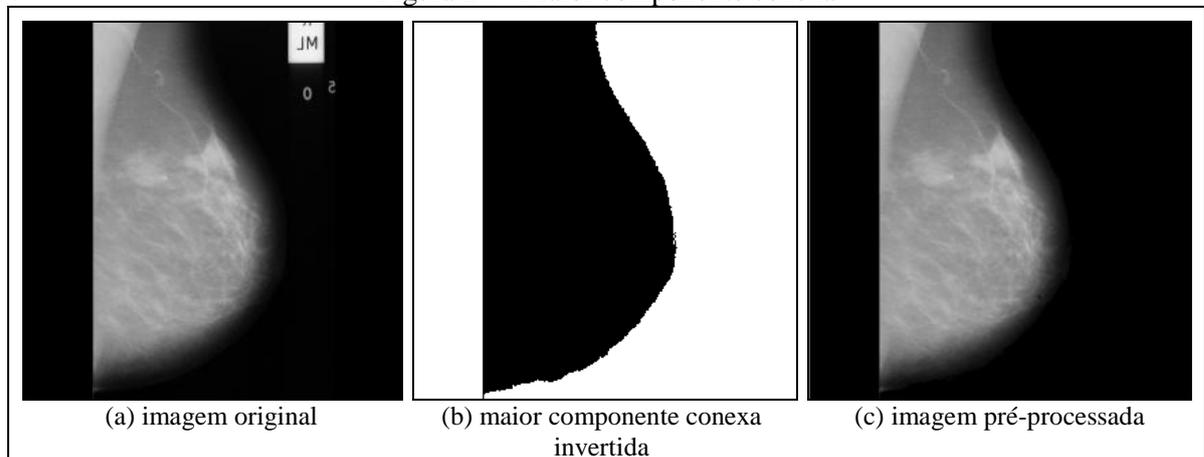
```

01. IplImage preProcessedImage = cvCloneImage(normalImage);
02. IplImage invertedImage = cvCloneImage(normalImage);
03. cvNot(largestConnectedComponentImage, invertedImage);
04. cvFindContours(invertedImage, mem, contours,
                  Loader.sizeof(opencv_core.CvContour.class),
                  CV_RETR_CCOMP, CV_CHAIN_APPROX_SIMPLE, cvPoint);
05.
06. for (ptr = contours; ptr != null; ptr = ptr.h_next()) {
07.     cvDrawContours(preProcessedImage, ptr, cvScalar2, cvScalar, -1,
                    -1, 0, cvPoint);
08. }

```

As linhas 02 e 03 criam uma imagem binária inversa da maior componente conexa, ou seja, pixels brancos se transformam em pixels pretos e vice-versa. As linhas entre 06 e 08 transformam os pixels brancos desta imagem invertida em pontos pretos na mesma posição da imagem original. A imagem resultante desta operação é a imagem pré-processada. A Figura 24 ilustra a geração da imagem pré-processada.

Figura 24 – Maior componente conexa



Nota-se a partir da Figura 24 que apenas a região ocupada pela maior componente conexa (região preta na Figura 24b) permaneceu a mesma, os pixels restantes receberam a cor preta.

Com a região de interesse da imagem definida ao final da etapa de pré-processamento, a próxima etapa a ser executada é a de realce da imagem.

3.3.1.2 Realce

A etapa de realce consiste em gerar uma nova imagem a partir da pré-processada, porém que contenha um maior contraste. O principal objetivo desta etapa é destacar os pequenos detalhes da mamografia ou melhorar partes que possam estar desfocadas. No caso da ferramenta, esta imagem realçada será utilizada para encontrar as possíveis microcalcificações.

O primeiro passo consiste em utilizar o OM *top-hat* sobre a imagem pré-processada. Este processo tem por finalidade manter na imagem os recursos que podem ser contidos dentro de um determinado EE e remover aqueles que não podem. Com isto, as regiões de alta intensidade serão retiradas da imagem, uma vez que não podem acomodar o EE.

O EE utilizado nas operações morfológicas é apresentado no Quadro 12. A linha 01 é responsável por criar a matriz com 5 linhas e 5 colunas (5x5) e definir o conteúdo do elemento. A linha 02, por sua vez, cria o objeto do EE a partir da matriz definida anteriormente. Este é o parâmetro utilizado pelo JavaCV em todas as operações morfológicas.

Quadro 12 – Código responsável por criar o ES

```
01. private int[] structuringElementArray = {0, 0, 1, 0, 0,
                                           0, 1, 1, 1, 0,
                                           1, 1, 1, 1, 1,
                                           0, 1, 1, 1, 0,
                                           0, 0, 1, 0, 0};
02. public IplConvKernel structuringElement =
    cvCreateStructuringElementEx(5, 5, 2, 2,
    CV_SHAPE_CUSTOM, structuringElementArray);
```

Com o EE criado, é possível aplicar o OM *top-hat* sobre a imagem. A imagem resultante é gerada a partir da diferença entre a imagem original e sua abertura morfológica, utilizando o EE definido anteriormente. O Quadro 13 apresenta a função responsável por gerar a imagem resultante desta operação. Pode-se perceber que a operação é realizada na linha 05 utilizando uma função pronta disponibilizada pelo JavaCV.

Quadro 13 – Código responsável pela execução do operador *top-hat*

```
01. public IplImage topHat(IplImage preProcessedImage) {
02.
03.     IplImage outputImage = cvCloneImage(preProcessedImage);
04.     IplImage temp = new IplImage();
05.     cvMorphologyEx(preProcessedImage, outputImage, temp,
06.                   structuringElement, MORPH_TOPHAT, 1);
07.     return outputImage;
08. }
```

O próximo passo consiste em utilizar o OM *black-hat* na imagem pré-processada. A imagem resultante deste operador é gerada a partir da diferença entre o fechamento da imagem e a imagem original. O Quadro 14 apresenta o método responsável por executar esta

operação, e ela também utiliza uma função pronta disponibilizada pelo JavaCV, apresentada na linha 05.

Quadro 14 – Código responsável pela execução do operador *black-hat*

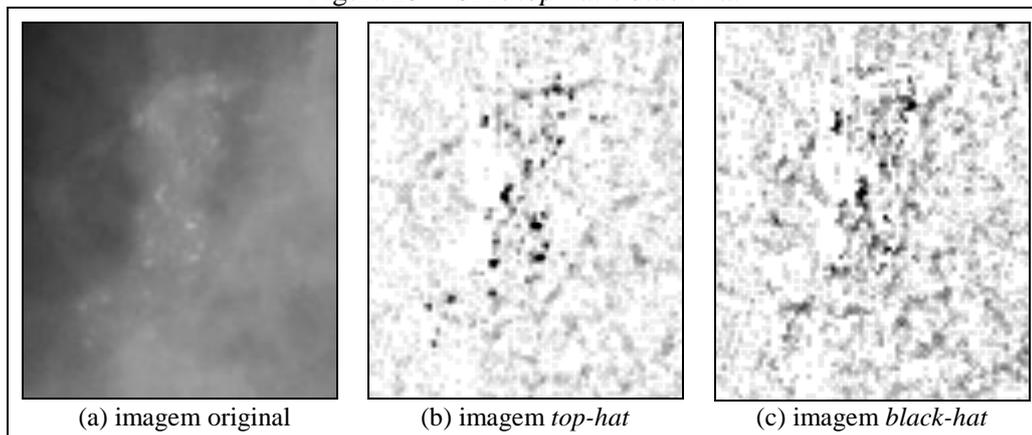
```

01. public IplImage blackHat(IplImage preProcessedImage) {
02.
03.     IplImage outputImage = cvCloneImage(preProcessedImage);
04.     IplImage temp = new IplImage();
05.     cvMorphologyEx(preProcessedImage, outputImage, temp,
        structuringElement, MORPH_BLACKHAT, 1);
06.
07.     return outputImage;
08. }

```

A Figura 25 ilustra o resultado da execução dos OMs *top-hat* e *black-hat*. Para facilitar a visualização das figuras 25b e 25c foi realizada a inversão das imagens (negativo) bem como ajuste automático de cores.

Figura 25 – OMs *top-hat* e *black-hat*



Conforme ilustrado na Figura 25b, a operação morfológica *top-hat* produz uma imagem que contém todas as características residuais (picos e cumes) encontradas pela abertura. Ao adicionar estas características residuais à imagem original obtêm-se o efeito de acentuação das estruturas de alta intensidade. Já a operação morfológica *black-hat*, conforme ilustra a Figura 25c, encontra os vales e depressões da imagem, e subtraindo-a da imagem resultante anteriormente, tem por objetivo acentuar as estruturas de baixa intensidade.

O Quadro 15 exemplifica a fórmula adotada para geração da imagem realçada K, onde I_0 corresponde a imagem original (pré-processada), X_{TH} é a imagem gerada após execução do operador morfológico *top-hat* e Y_{BH} é a resultante do operador morfológico *black-hat*.

Quadro 15 – Fórmula utilizada na geração da imagem realçada

$$K = I_0 + X_{TH} - Y_{BH}$$

O Quadro 16 apresenta detalhes a nível de código-fonte em como é aplicada esta fórmula na ferramenta. Pode-se observar que a linha 03 é responsável por executar a fórmula

que gera a imagem realçada, já as linhas 11 e 18 possuem, respectivamente, as funções de subtração e adição, que são disponibilizadas pelo JavaCV.

Quadro 16 – Código responsável por encontrar a maior componente conexa

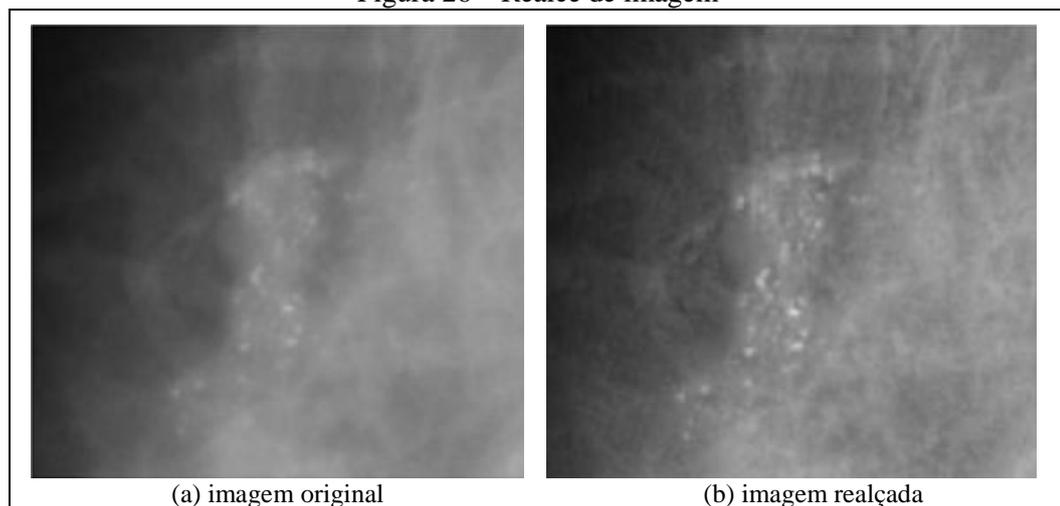
```

01. public IplImage contrastImage(IplImage preProcessedImage, IplImage
      topHatImage, IplImage blackHatImage) {
02.
03.     outputImage = subtract(add(preProcessedImage, topHatImage),
      blackHatImage);
04.     outputImage = subtract(temp, blackHatImage);
05.     return outputImage;
06. }
07.
08. private IplImage subtract(IplImage image1, IplImage image2) {
09.
10.     IplImage outputImage = cvCloneImage(image1);
11.     cvSub(image1, image2, outputImage, null);
12.     return outputImage;
13. }
14.
15. private IplImage add(IplImage image1, IplImage image2) {
16.
17.     IplImage outputImage = cvCloneImage(image1);
18.     cvAdd(image1, image2, outputImage, null);
19.     return outputImage;
20. }

```

Para melhor compreensão da etapa de realce da imagem como um todo, foi criada a Figura 26. Para isto, foi escolhida uma determinada região de uma das imagens e aplicado um zoom de 10x , a fim de facilitar a visualização do realce.

Figura 26 – Realce de imagem



Após criação da imagem realçada, a próxima etapa consiste em gerar uma imagem binária contendo as possíveis microcalcificações existentes na mesma. Contudo, caso a ferramenta esteja parametrizada para adotar um limiar diferenciado para a área densa da mama, uma nova etapa é necessária, a segmentação.

3.3.1.3 Segmentação

A etapa de segmentação consiste em separar na imagem cada um dos tecidos que formam a mama. Cada parte da mama pode ser classificada como tecido adiposo, glandular ou glandular denso. A classificação entre cada um dos tecidos ocorre a partir do nível de cinza do pixel analisado. Para ser classificado como tecido adiposo, o ponto analisado deve possuir valor maior que 0 e menor que 23. Já para ser classificado como tecido glandular, o ponto analisado deve possuir valor maior ou igual a 23 e menor que 170. Por fim, para ser classificado como tecido glandular denso, o ponto analisado deve possuir valor maior ou igual a 170. Estes valores foram definidos na etapa de testes da ferramenta por apresentarem o resultado mais próximo à classificações de especialistas. O valor 0 foi descartado pois corresponde a região do filme .

O código responsável pela classificação entre cada um destes tecidos encontra-se no Quadro 17, onde as linhas 06 e 07 são responsáveis por percorrer cada pixel da imagem, as linhas 09 e 10 encontram o valor de cada um dos pontos e entre as linhas 12 e 22 ocorre a classificação.

Quadro 17 – Código responsável pela segmentação da imagem

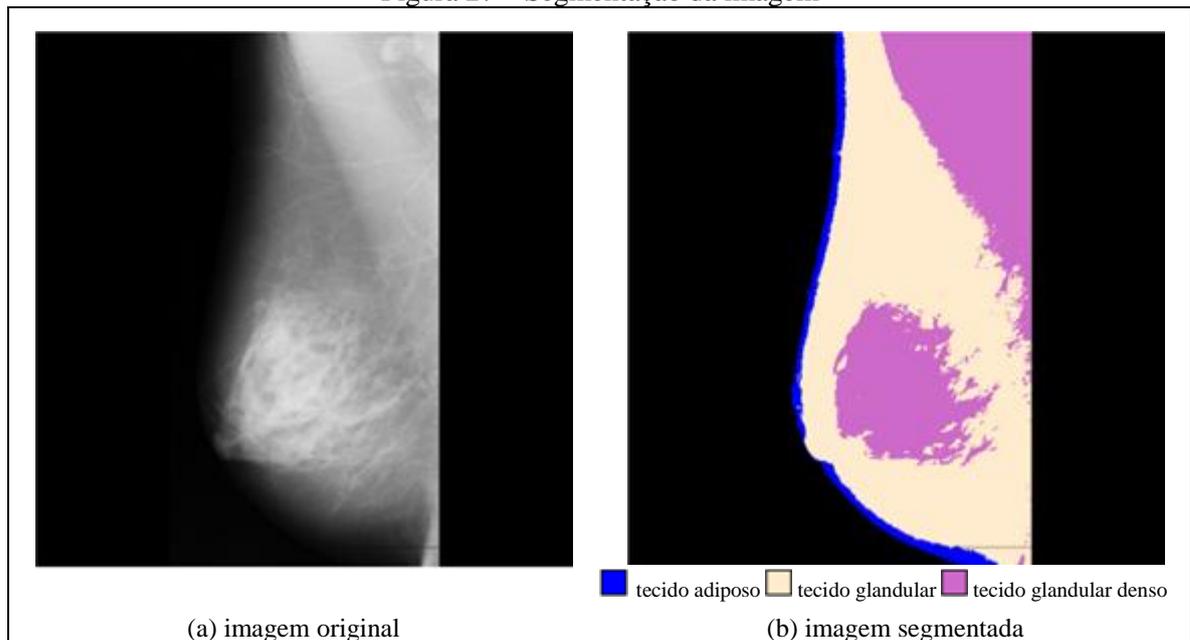
```

01.  IplImage preProcessedImage = pp.buildPreProcessedImage(normalImage);
02.  IplImage segmentedImage = IplImage.create(preProcessedImage.width(),
        preProcessedImage.height(), IPL_DEPTH_8U, 3);
03.  ByteBuffer segmentedBuffer = segmentedImage.getByteBuffer();
04.  cvCvtColor(preProcessedImage, segmentedImage, CV_GRAY2BGR);
05.
06.  for (int y = 0; y < segmentedImage.height - 3; y++) {
07.      for (int x = 0; x < segmentedImage.width(); x++) {
08.          int segmentedIndex = y * segmentedImage.widthStep() + x *
                segmentedImage.nChannels();
09.          int segmentedValue = segmentedBuffer.get(segmentedIndex) &
                0xFF;
10.          if (segmentedValue > 0 && segmentedValue <
                adiposeToGlandularTissueValue) {
11.              segmentedBuffer = paintPoint(segmentedIndex,
                segmentedBuffer, "adiposo");
12.          } else {
13.              if (segmentedValue >= adiposeToGlandularTissueValue &&
                segmentedValue < glandularToDenseTissueValue) {
14.                  segmentedBuffer = paintPoint(segmentedIndex,
                segmentedBuffer, "glandular");
15.              } else {
16.                  if (segmentedValue >= glandularToDenseTissueValue) {
17.                      segmentedBuffer = paintPoint(segmentedIndex,
                segmentedBuffer, "glandular denso");
18.                  }
19.              }
20.          }
21.      }
22.  }

```

A figura 27 ilustra o resultado do processo de segmentação aplicado na imagem.

Figura 27 – Segmentação da imagem



A etapa de segmentação é importante pois caso a ferramenta esteja parametrizada para adotar um limiar diferenciado para o tecido glandular denso, é necessário possuir a informação de qual área da imagem abrange este tecido.

Com esta forma de segmentação, eventualmente pode ocorrer da ferramenta classificar algum pixel da região densa da imagem de forma incorreta, pois pode existir um ou mais pixels com menor intensidade dentro desta região. Estes pixels podem inclusive representar uma microcalcificação, dependendo de seus pontos vizinhos. Para evitar este tipo de classificação incorreta, são aplicados na região glandular densa da imagem dois OMs, a abertura e o fechamento.

A abertura é aplicada com a finalidade de alisar os contornos e eliminar pequenas protuberâncias da região densa, já o fechamento é utilizado para preencher pequenos buracos e lacunas existentes na região após classificação. O código responsável pela execução destes dois operadores encontra-se no Quadro 18, onde as linhas 05 e 14 são responsáveis, respectivamente, pela execução dos OMs de abertura e fechamento. Ambas as funções são disponibilizadas pelo JavaCV.

Quadro 18 – Código dos operadores morfológicos de abertura e fechamento

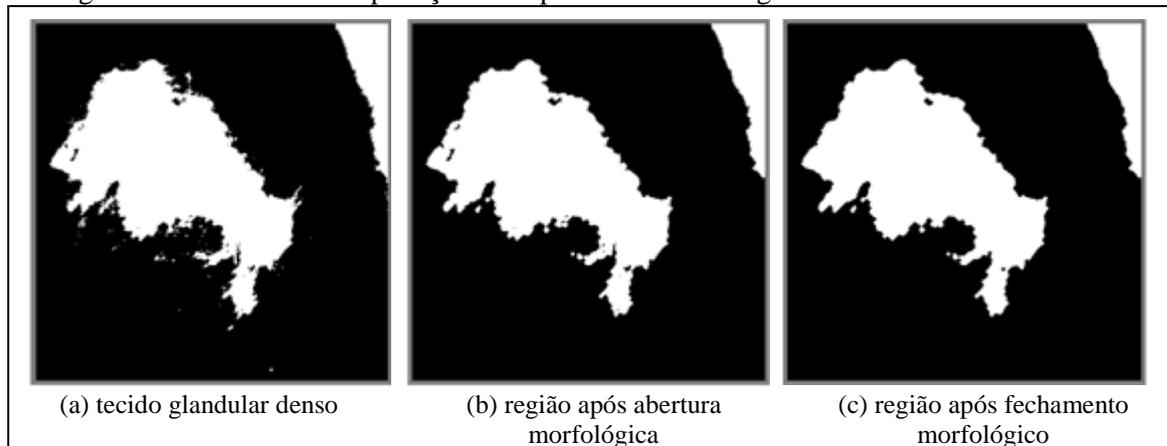
```

01. public IplImage opening(IplImage image) {
02.
03.     IplImage outputImage = cvCloneImage(image);
04.     IplImage temp = new IplImage();
05.     cvMorphologyEx(image, outputImage, temp, structuringElement,
                                MORPH_OPEN, 1);
06.
07.     return outputImage;
08. }
09.
10. public IplImage closing(IplImage image) {
11.
12.     IplImage outputImage = cvCloneImage(image);
13.     IplImage temp = new IplImage();
14.     cvMorphologyEx(preProcessedImage, outputImage, temp,
                                structuringElement, MORPH_CLOSE, 1);
15.
16.     return outputImage;
17. }

```

Por sua vez, o resultado da aplicação destes operadores morfológicos na região densa da imagem é exibido na Figura 28. A região exibida foi ampliada e representa uma parte da imagem segmentada, com ênfase apenas na região densa.

Figura 28 – Resultado da aplicação dos operadores morfológicos de abertura e fechamento



Um ponto importante a ser observado é que a região do músculo da paciente é visível na mamografia, no canto superior direito, e por isto acaba sendo classificada pela ferramenta. Por semelhança, esta região sempre é classificada como tecido glandular denso, mesmo não fazendo parte do tecido mamário. O ideal neste caso seria realizar um outro processamento, a fim de identificar esta região e ignorá-la. No entanto, esta atividade foge do escopo do trabalho e não foi implementada.

Após execução da etapa de segmentação, o próximo passo consiste em gerar a imagem binária contendo as possíveis microcalcificações da imagem e é apresentado na seção a seguir.

3.3.1.4 Geração de imagem binária das possíveis microcalcificações

Para geração da imagem binária contendo os pontos de possíveis microcalcificações é aplicado sobre a imagem realçada uma limiarização. O valor de limiar utilizado é de 8 para a área densa da mama e 15 para o restante da imagem. Estes valores foram encontrados na etapa de testes da ferramenta e podem ser alterados pelo usuário na aba de preferências.

A limiarização é realizada duas vezes, uma para cada valor de limiar. Este processo pode ser visto no Quadro 19, onde as linhas 07 e 08 executam a limiarização para cada tipo de tecido e a linha 10 executa a função `buildMicrocalcificationImage`, responsável por unir ambas as imagens em uma só. Pode-se notar que caso o parâmetro para utilização de limiar alternativo para área densa esteja desabilitado (`useAlternativeDenseThreshold`, linha 1), a ferramenta irá apenas utilizar o limiar padrão (15) em toda a imagem, conforme linha 12.

Quadro 19 – Código da limiarização da imagem realçada

```

01.  if (ValuesUtil.useAlternativeDenseThreshold) {
02.
03.      IplImage denseTissueImage =
                                seg.getDenseTissue(preProcessedImage);
04.      denseTissueImage = mm.opening(denseTissueImage);
05.      denseTissueImage = mm.closing(denseTissueImage);
06.
07.      IplImage denseThresholdImage =
                                ih.threshold(mm.subtractResult(preProcessedImage, enhancedImage),
                                ValuesUtil.denseTissueMicrocalcificationThreshold);
08.      IplImage defaultThresholdImage =
                                ih.threshold(mm.subtractResult(preProcessedImage,
                                enhancedImage), ValuesUtil.microcalcificationThreshold);
09.
10.      microcalcificationImage =
                                buildMicrocalcificationImage(denseTissueImage,
                                denseThresholdImage, defaultThresholdImage);
11.  } else {
12.      microcalcificationImage =
                                ih.threshold(mm.subtractResult(preProcessedImage,
                                enhancedImage), ValuesUtil.microcalcificationThreshold);
13.  }

```

O bloco contido na função `buildMicrocalcificationImage` é responsável por unir as duas imagens e é apresentado no Quadro 20. A variável `denseTissueValue` representa a imagem que contém a região densa da mama, onde a região branca da imagem deve utilizar o limiar para tecido denso e a região preta deve utilizar o limiar padrão. O teste é realizado na linha 06, e as demais linhas são responsáveis por ler cada uma das imagens limiarizadas e gravar a informação na imagem de saída (`microcalcificationBuffer`).

Quadro 20 – Código da união entre imagens limiarizadas

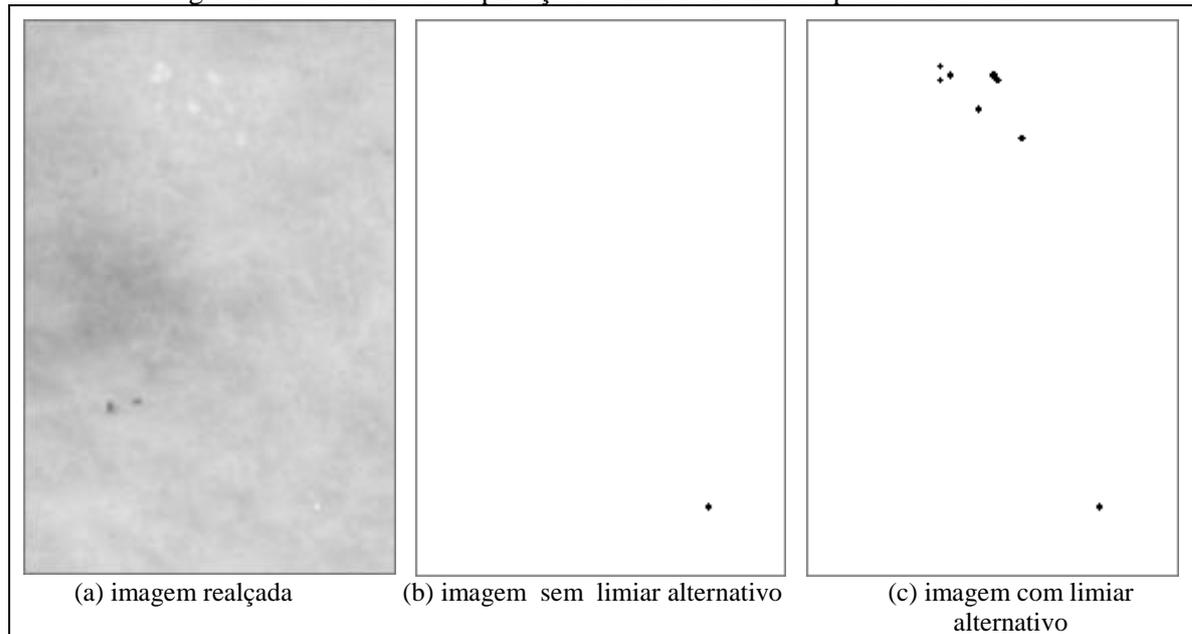
```

01. for (int y = 0; y < microcalcificationImage.height()-3; y++) {
02.     for (int x = 0; x < microcalcificationImage.width(); x++) {
03.         int denseTissueIndex = y * denseTissueImage.widthStep() + x
                                * denseTissueImage.nChannels();
04.         int denseTissueValue =
                                denseTissueBuffer.get(denseTissueIndex) & 0xFF;
05.
06.         if (denseTissueValue == 255) {
07.             ...
08.             if (denseThresholdValue == 255) {
09.                 microcalcificationBuffer.put(denseThresholdIndex,
                                                new Byte((byte) 255));
10.            } else {
11.                microcalcificationBuffer.put(denseThresholdIndex,
                                                new Byte((byte) 0));
12.            }
13.        } else {
14.            ...
15.            if (defaultThresholdValue == 255) {
16.                microcalcificationBuffer.put(defaultThresholdIndex,
                                                new Byte((byte) 255));
17.            } else {
18.                microcalcificationBuffer.put(defaultThresholdIndex,
                                                new Byte((byte) 0));
19.            }
20.        }
21.    }
22. }

```

A utilização do limiar alternativo para tecido denso foi necessária pois em alguns casos a ferramenta acabava não encontrando estes pontos de microcalcificações. Isto ocorre pois o contraste entre a microcalcificação e seus pontos vizinhos no tecido denso é menor que nos outros tecidos. A Figura 29 ilustra um caso onde isto ocorre. Para facilitar a visualização, as figuras 29b e 29c foram invertidas, ou seja, pixels pretos foram transformados em brancos e pixels brancos em pretos.

Figura 29 – Resultado da aplicação de limiar alternativo para tecido denso

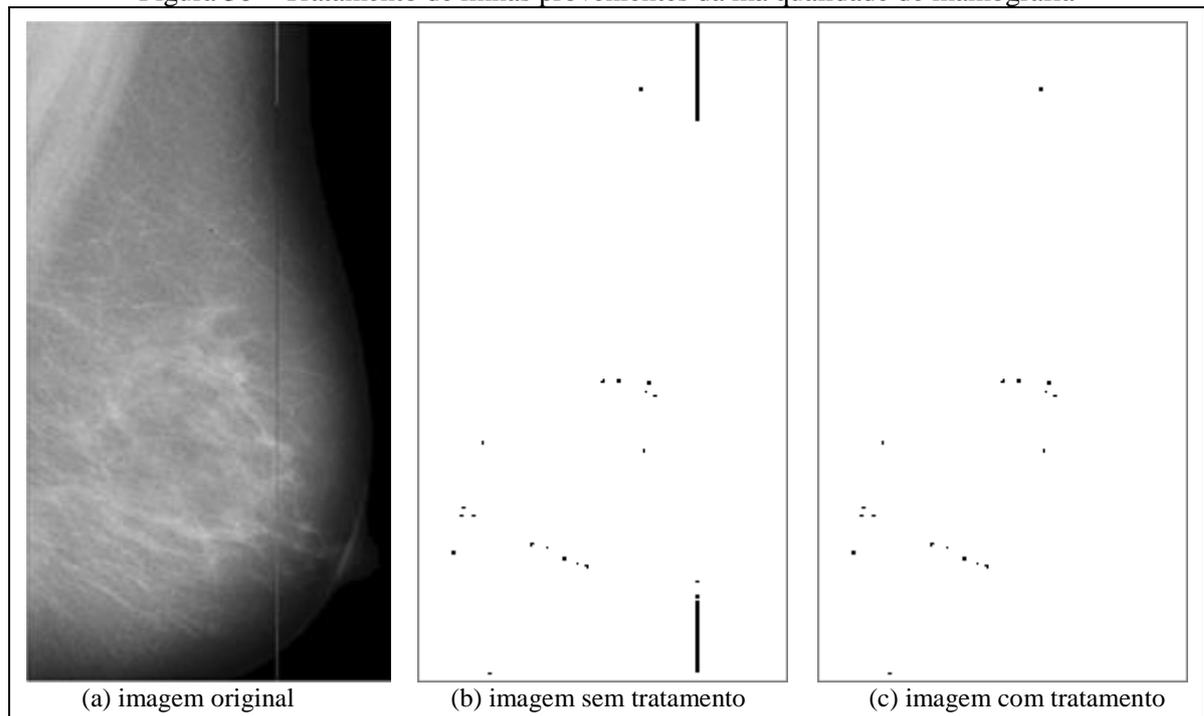


Por fim, existe um pós-processamento na imagem binária que foi gerada. Esta etapa consiste em eliminar os pontos de borda da imagem que podem ter sido classificados incorretamente como microcalcificações. Isto ocorre pois como alguns pixels vizinhos à estas falsas microcalcificações fazem parte do filme (são pretos), o contraste entre eles é acentuado. Estes pontos são ignorados e transformados da cor branca para cor preta.

A última etapa de pós-processamento consiste em eliminar linhas que eventualmente possam existir na imagem, devido a má qualidade da mamografia. Para eliminar estas linhas, a ferramenta irá verificar primeiramente se existem mais de 40 pontos de microcalcificações na imagem. Se existir, irá verificar se alguma das 1024 linhas ou colunas possui mais que 25% dos pontos totais da imagem. Se isto ocorrer, os pontos desta linha serão transformados na cor preta. Por fim, as linhas ou colunas vizinhas também serão testadas. Se possuírem mais que 10% dos pontos restantes da imagem também serão transformados em pontos pretos.

A Figura 30 ilustra o resultado gerado após tratamento destas possíveis linhas. As figuras 30b e 30c foram invertidas para melhor visualização, onde o efeito de negativo foi aplicado, ou seja, apresentam uma imagem binária onde os pontos pretos indicam as possíveis microcalcificações encontradas na imagem original. Devido a existência de uma linha vertical na imagem original, vários pontos eram incorretamente classificados como microcalcificações (Figura 30b). Após execução do pós-processamento esta linha foi descartada, conforme Figura 30c.

Figura 30 – Tratamento de linhas provenientes da má qualidade de mamografia



Com isto, a ferramenta encontra uma imagem binária onde os pontos brancos da imagem representam as possíveis microcalcificações existentes na mamografia. A partir disto, a próxima etapa consiste em gerar uma imagem colorida com base na original onde os possíveis pontos de microcalcificações são realçados.

3.3.1.5 Geração da imagem final

Com base na imagem binária contendo as possíveis microcalcificações, a próxima etapa consiste em gerar uma imagem colorida realçando as possíveis microcalcificações existentes na mamografia analisada. Cada ponto branco existente nesta imagem binária deve ser colorido na imagem original.

O Quadro 21 apresenta o código responsável pela geração da imagem colorida, onde a linha 01 é responsável pela criação da variável que mantém a imagem final. Destaca-se que, diferentemente das outras imagens utilizadas até o momento que possuíam apenas um canal de cor, esta possui três. Os três canais são necessários para armazenar os valores de vermelho (*red*), verde (*green*) e azul (*blue*) de cada pixel. A linha 05, por sua vez, utiliza uma função disponibilizada pelo JavaCV que é capaz de transformar a imagem original (1 canal) em uma imagem colorida (3 canais).

As linhas 07 e 08 são responsáveis por percorrer todos os pixels da imagem binária contendo as microcalcificações, enquanto a linha 14 testa seu valor. Se o pixel possuir a cor branca, este mesmo pixel é colorido na imagem original com a cor vermelha.

Para facilitar a visualização deste ponto, os seus vizinhos também são coloridos, ou seja, pixel acima, abaixo, a direita e a esquerda. Esta cor de realce pode ser alterada a qualquer momento pelo usuário na aba de preferências da ferramenta.

Quadro 21 – Código da geração da imagem final

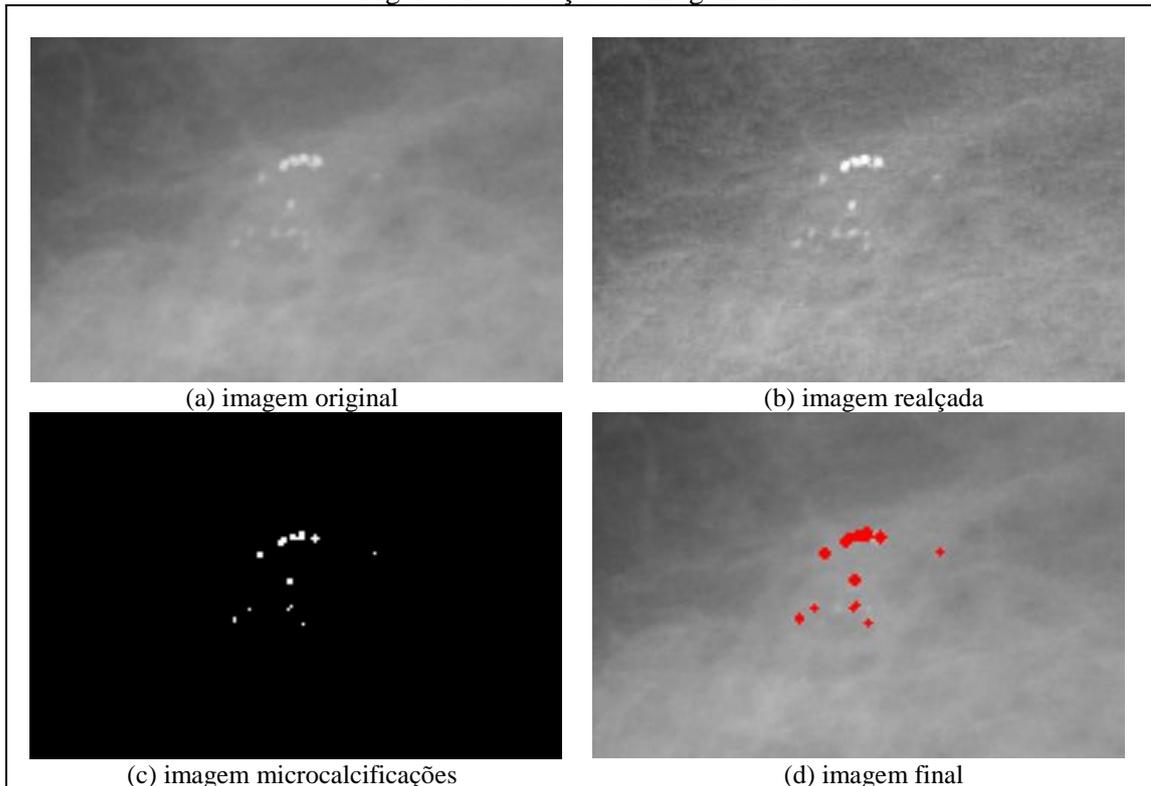
```

01.  IplImage outputImage = IplImage.create(normalImage.width(),
                                           normalImage.height(), IPL_DEPTH_8U, 3);
02.  ByteBuffer microcalcificationBuffer =
                                           microcalcificationsImage.getByteBuffer();
03.  ByteBuffer outputBuffer = outputImage.getByteBuffer();
04.
05.  cvCvtColor(normalImage, outputImage, CV_GRAY2BGR);
06.
07.  for (int y = 0; y < microcalcificationsImage.height(); y++) {
08.      for (int x = 0; x < microcalcificationsImage.width(); x++) {
09.          int microcalcificationIndex = y *
                                           microcalcificationsImage.widthStep() + x *
                                           microcalcificationsImage.nChannels();
10.          int outputIndex = 0;
11.          int microcalcificationValue =
                                           microcalcificationBuffer.get(microcalcificationIndex)
                                           & 0xFF;
12.          int outputValue = 0;
13.
14.          if (microcalcificationValue == 255) {
15.              outputIndex = y * outputImage.widthStep() + x *
                                           outputImage.nChannels();
16.              outputBuffer = paintPoint(outputIndex, outputBuffer);
17.              outputBuffer = paintNeighbors(x, y, outputBuffer,
                                           outputImage);
18.          }
19.      }
20.  }

```

A Figura 31 ilustra o resultado obtido após execução do algoritmo, onde foi aplicado zoom de 2x na imagem a fim de facilitar a visualização.

Figura 31 – Geração da imagem final



Após geração da imagem com as microcalcificações realçadas, foi desenvolvida uma funcionalidade que procura a maior quantidade de microcalcificações em um determinado raio.

3.3.1.6 Demarcação da maior concentração de microcalcificações

A última etapa a ser executada pela ferramenta de realce de microcalcificações é a demarcação da maior concentração deste tipo de ocorrência na imagem. A ferramenta utiliza, por padrão, um raio de 45 pixels, porém esta informação pode ser alterada pelo usuário a qualquer momento na aba de preferências da ferramenta.

A etapa começa percorrendo todos os pixels da imagem binária de microcalcificações, onde cada ponto branco encontrado é mantido em uma lista, mantendo a informação de sua coordenada. Após todos os pontos serem lidos, é executada a função `getLargestNeighborhoodPoints`, que é responsável por retornar o ponto com maior quantidade de vizinhos.

O código responsável por encontrar os pontos vizinhos é apresentado no Quadro 22. As linhas 01 e 02 são responsáveis pela leitura de todos os pontos encontrados na imagem. A linha 03 descarta a possibilidade de um ponto ser considerado vizinho dele mesmo. A linha 04, por sua vez, executa a função `calculateDistance`, que calcula a distância entre dois

pontos. Por fim, a linha 05 testa se a distância entre os dois pontos é menor que o raio configurado e, caso seja, a linha 06 adiciona este ponto como vizinho.

Quadro 22 – Código responsável por encontrar pontos vizinhos

```

01. for (Point p1 : points) {
02.     for (Point p2 : points) {
03.         if (p1.getX() != p2.getX() || p1.getY() != p2.getY()) {
04.             double distance = calculateDistance(p1.getX(),
05.                                                 p1.getY(), p2.getX(), p2.getY());
06.             if (distance < ValuesUtil.radiusDistance) {
07.                 p1.addNeighbor(p2);
08.             }
09.         }
10.     }

```

A função `calculateDistance` é apresentada no quadro 23, onde a distância é calculada na linha 10 através da fórmula da distância euclidiana.

Quadro 23 – Código responsável por encontrar a distância entre dois pontos

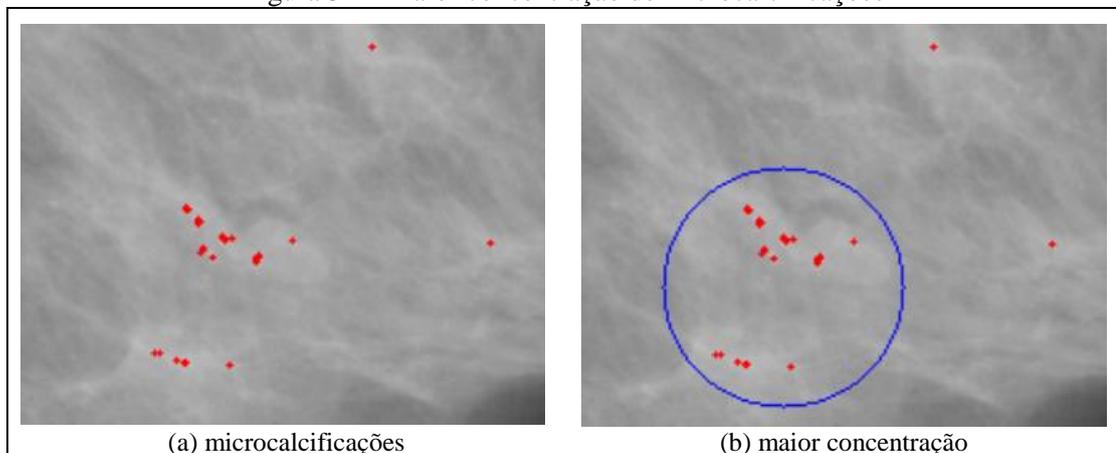
```

01. private double calculateDistance(int xParam1, int yParam1, int
02.                                 xParam2, int yParam2) {
03.     Float x1, y1, x2, y2;
04.     double distance = 0;
05.     x1 = (float) xParam1;
06.     y1 = (float) yParam1;
07.     x2 = (float) xParam2;
08.     y2 = (float) yParam2;
09.
10.     distance = Math.sqrt(Math.pow((x1 - x2), 2) + Math.pow((y1 -
11.                                                         y2), 2));
12.     return distance;
13. }

```

A Figura 32 ilustra o resultado obtido após execução deste algoritmo, onde o círculo azul indica a área com maior concentração de microcalcificações presente na imagem.

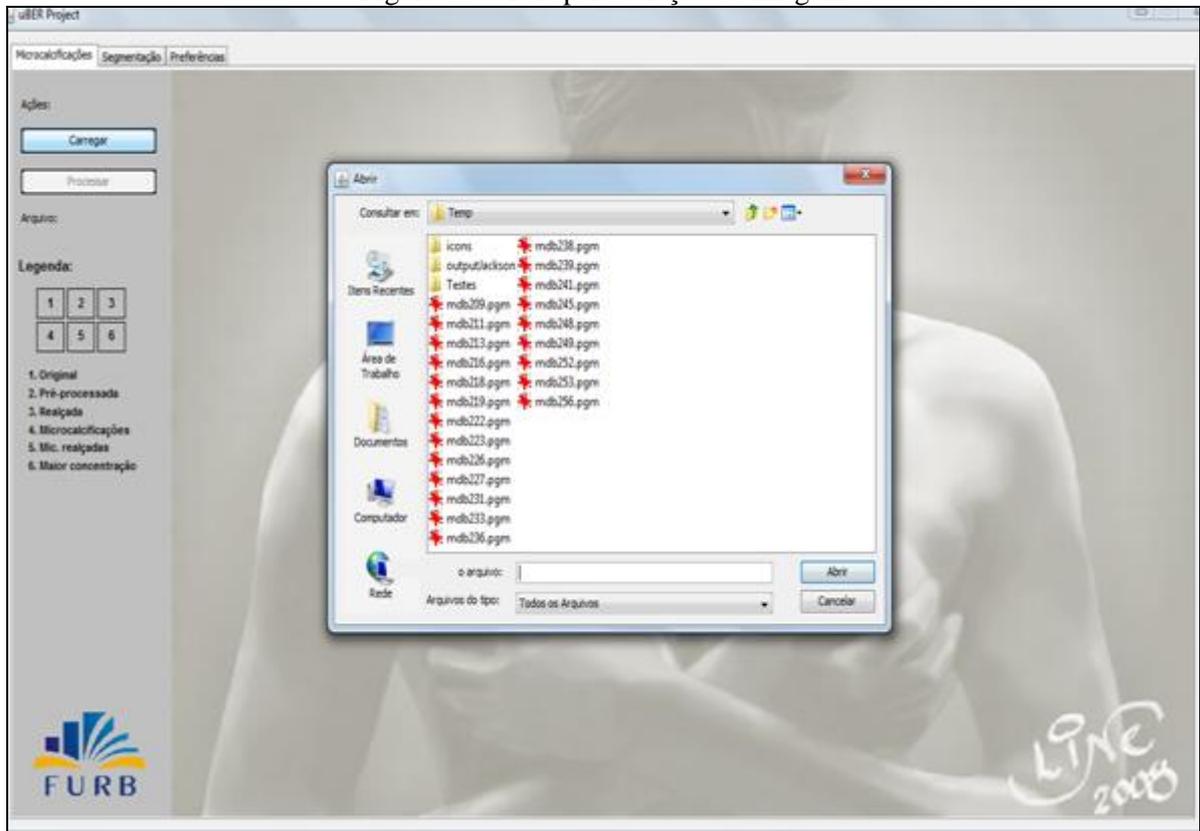
Figura 32 – Maior concentração de microcalcificações



3.3.2 Operacionalidade da implementação

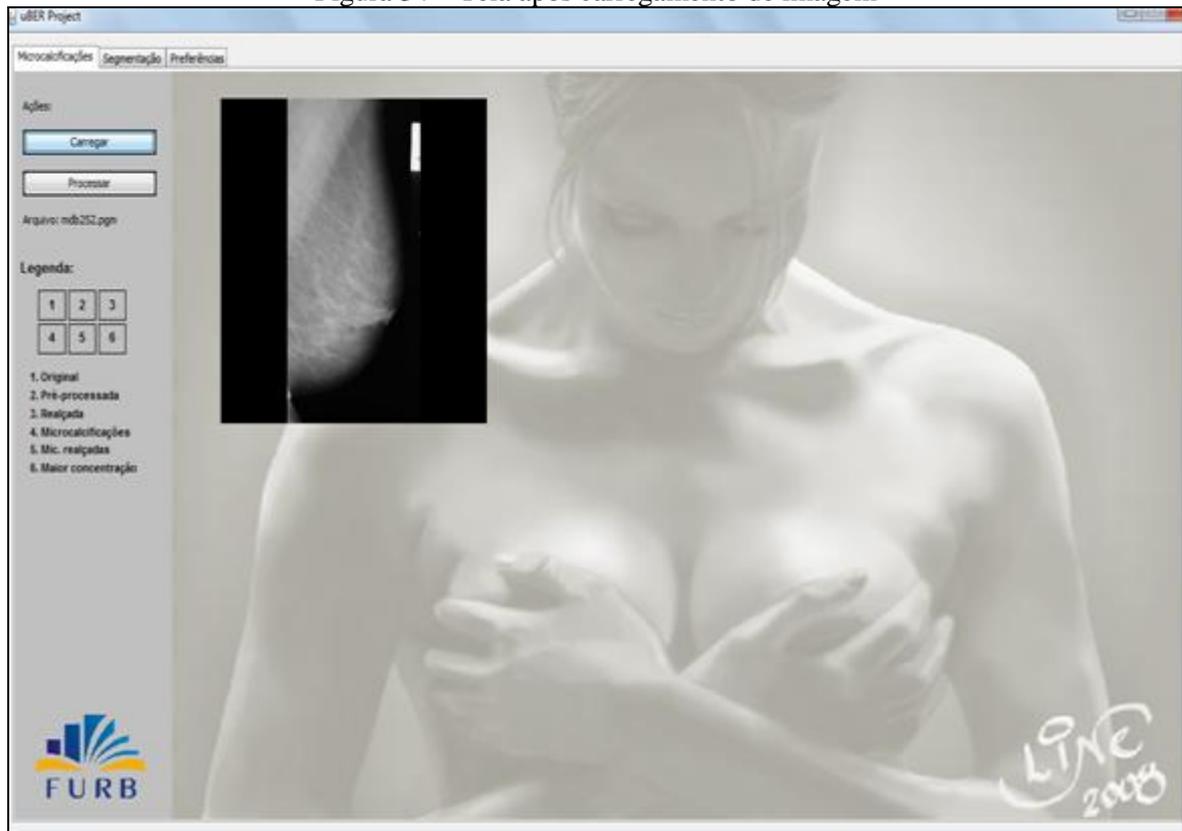
Para utilização da ferramenta, o usuário deverá selecionar uma imagem, já existente em sua máquina, através do botão Carregar. Esta tela é demonstrada através da Figura 33.

Figura 33 – Tela para seleção de imagem



Após selecionar a imagem desejada e pressionar o botão Abrir, a imagem é redimensionada para a resolução de 300 x 300 pixels e exibida na ferramenta, conforme ilustra a Figura 34.

Figura 34 – Tela após carregamento de imagem

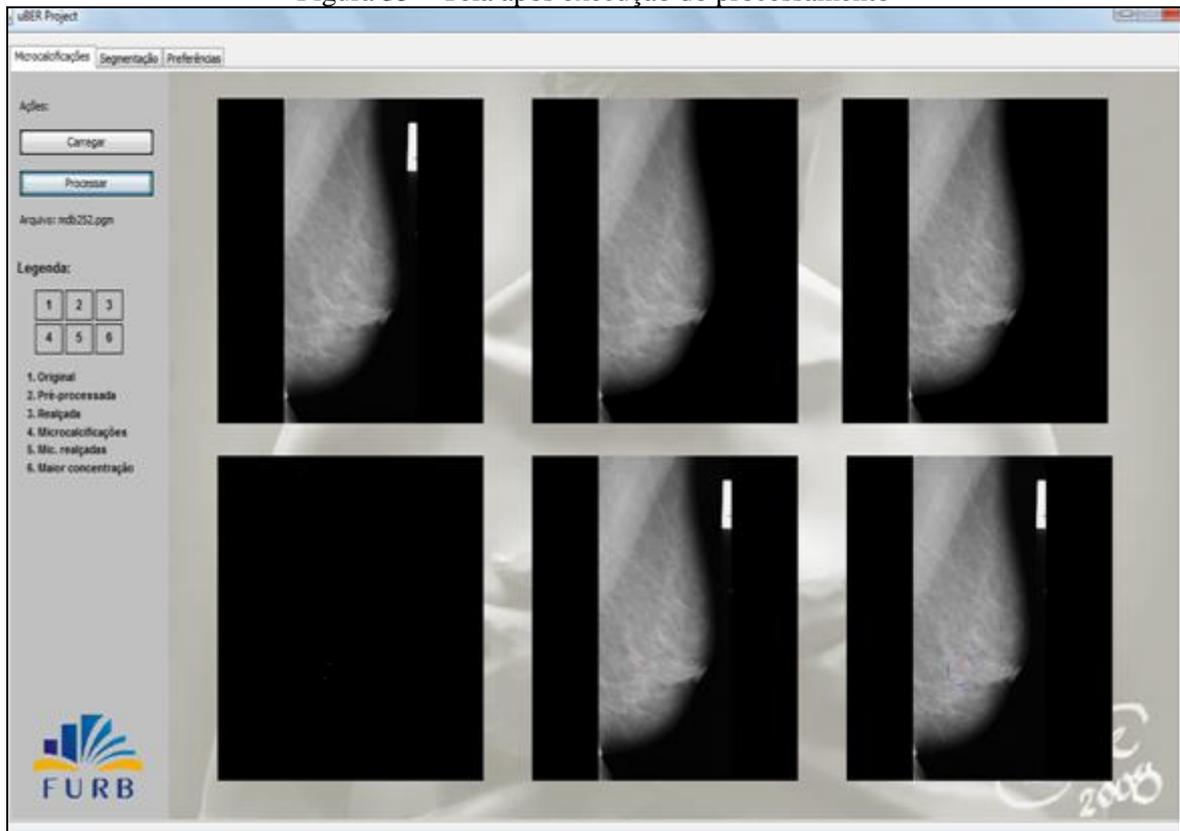


Após a imagem ser carregada, o usuário deverá pressionar o botão `Processar`. Isto fará com que a ferramenta apresente 5 novas imagens.

A imagem pré-processada apresenta somente a região de interesse da mama, excluindo informações irrelevantes que possam constar na região do filme. A imagem realçada, por sua vez, apresenta um maior contraste que a original. A imagem binária contém as microcalcificações, onde os pontos brancos indicam possíveis microcalcificações. É apresentada também a imagem com as microcalcificações realçadas (coloridas) e a imagem com maior concentração de microcalcificações circulado.

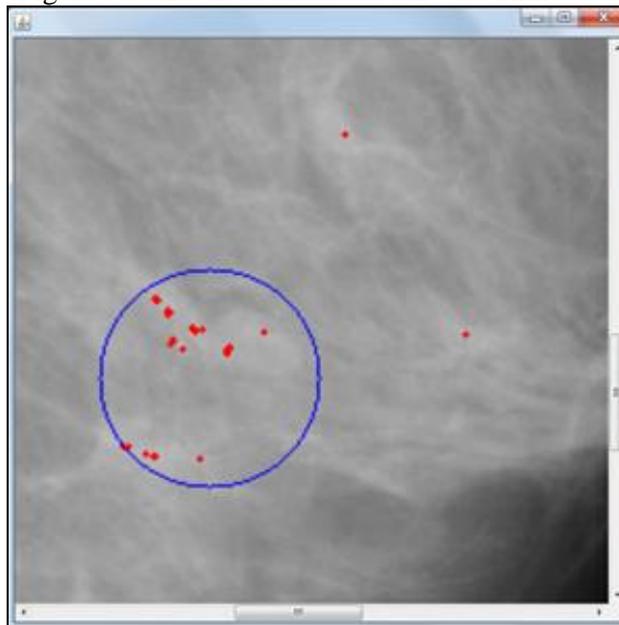
A Figura 35 ilustra a tela apresentada pela ferramenta após execução do processamento.

Figura 35 – Tela após execução do processamento



O usuário pode optar por realizar zoom na imagem a qualquer momento. Para isto, basta clicar sobre determinada região da imagem em miniatura que esta região será ampliada. A Figura 36 ilustra esta funcionalidade.

Figura 36 – Zoom ao clicar em uma das miniaturas



3.4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

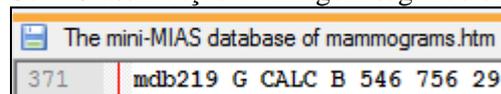
Neste capítulo são apresentados os experimentos realizados, bem como os resultados obtidos. A seção 3.4.1 descreve a montagem da base de testes, enquanto a seção 3.4.2 apresenta os resultados obtidos na etapa de pré-processamento. A seção 3.4.3 apresenta os resultados referentes ao realce das microcalcificações. A seção 3.4.4, por sua vez, apresenta os resultados do algoritmo responsável por circular a maior concentração de microcalcificações. Por fim, a seção 3.4.5 apresenta um comparativo entre o trabalho realizado e os trabalhos correlatos.

3.4.1 Montagem da base de testes

Para validar a implementação, foram efetuados testes do algoritmo em uma base de imagens criada a partir da biblioteca MIAS *MiniMammographic Database* (SUCKLING et al., 1994). Como o intuito da ferramenta desenvolvida é realçar microcalcificações presentes na imagem, foram selecionadas todas as imagens que possuíam microcalcificações existentes nesta biblioteca, totalizando 22 imagens. As imagens desta base de dados são previamente classificadas por especialistas. Assim, os resultados da ferramenta desenvolvida foram comparados com esta classificação disponibilizada, a fim de estabelecer o percentual de acerto da ferramenta.

A Figura 37 ilustra a forma como estas imagens são previamente classificadas.

Figura 37 – Classificação da imagem segundo biblioteca



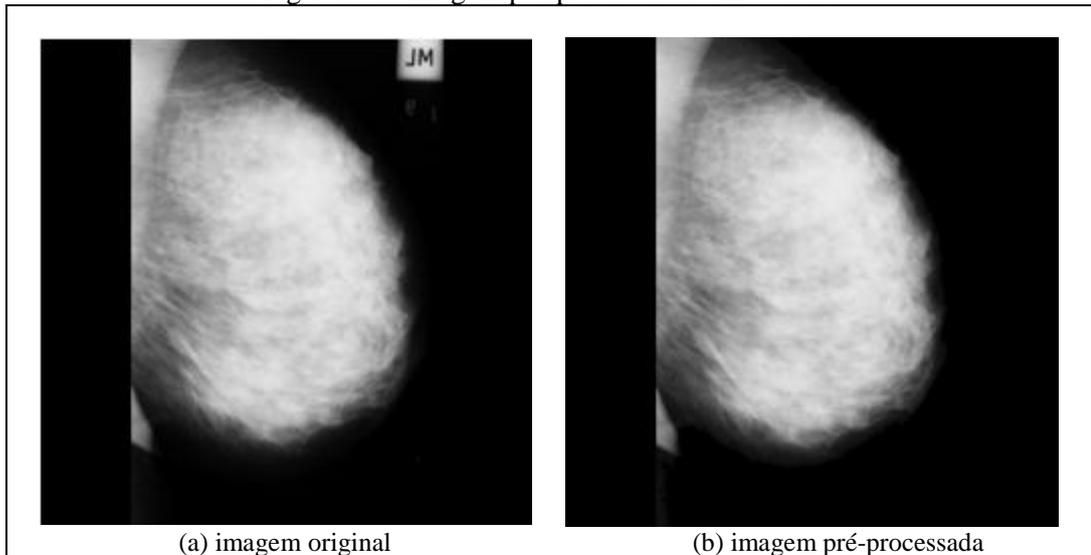
A Figura 37 representa a classificação da imagem mdb219.pgm segundo a biblioteca. A classificação indica que o tecido ao fundo da microcalcificação é glandular (G), que trata-se de um achado benigno (B), que o centro da anormalidade está localizada na coordenada 546, 756 (x, y) e que possui raio de 29 pixels.

3.4.2 Pré-processamento

Para examinar e determinar a precisão do algoritmo de pré-processamento foram realizados testes com todas as 22 imagens da base de dados. Foram selecionadas 2 imagens como amostra da base de testes, 1 pré-processada com sucesso e 1 com erro. Por sinal, esta última amostra representa o único caso de erro retornado pela ferramenta nesta etapa.

A Figura 38 representa a imagem mdb216.pgm existente na biblioteca, e ilustra a amostra pré-processada corretamente.

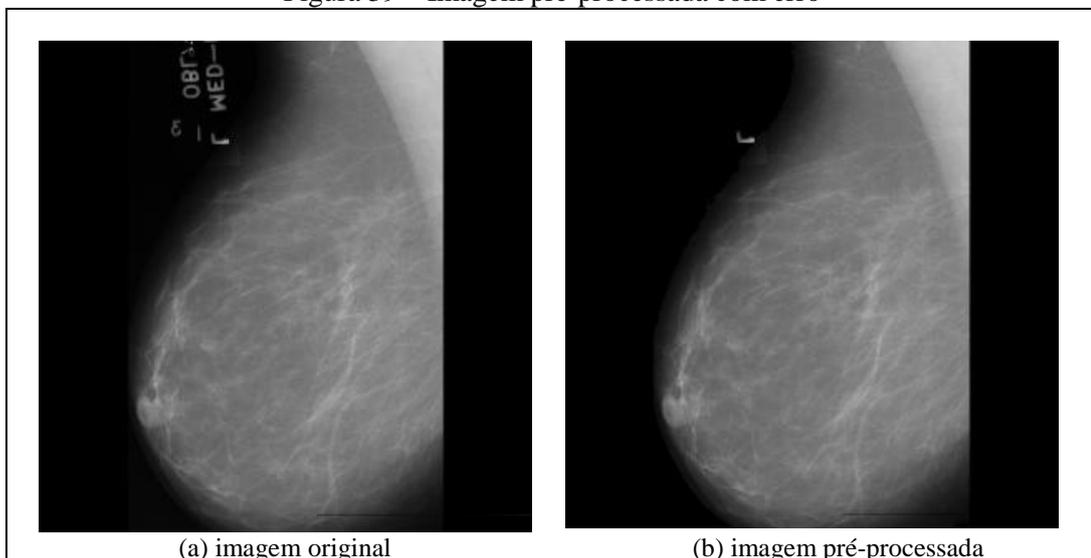
Figura 38 – Imagem pré-processada com sucesso



Nota-se na Figura 38a que no canto superior direito existem informações irrelevantes para a ferramenta, uma vez que não possuem relação com a área da mama. A Figura 38b, por sua vez, representa a mesma imagem após realização do pré-processamento. Nota-se que foi mantida apenas a região de interesse, ou seja, a região ocupada pela mama.

Para ilustrar o caso de erro no pré-processamento é apresentada a Figura 39, que representa a imagem mdb231.pgm existente na biblioteca.

Figura 39 – Imagem pré-processada com erro



Nota-se na Figura 39a que no canto superior esquerdo existem informações irrelevantes para a ferramenta, porém parte destas informações sobrepõe a região da mama. Devido a esta sobreposição, as informações irrelevantes não foram completamente retiradas pela ferramenta, como pode ser visto na Figura 39b.

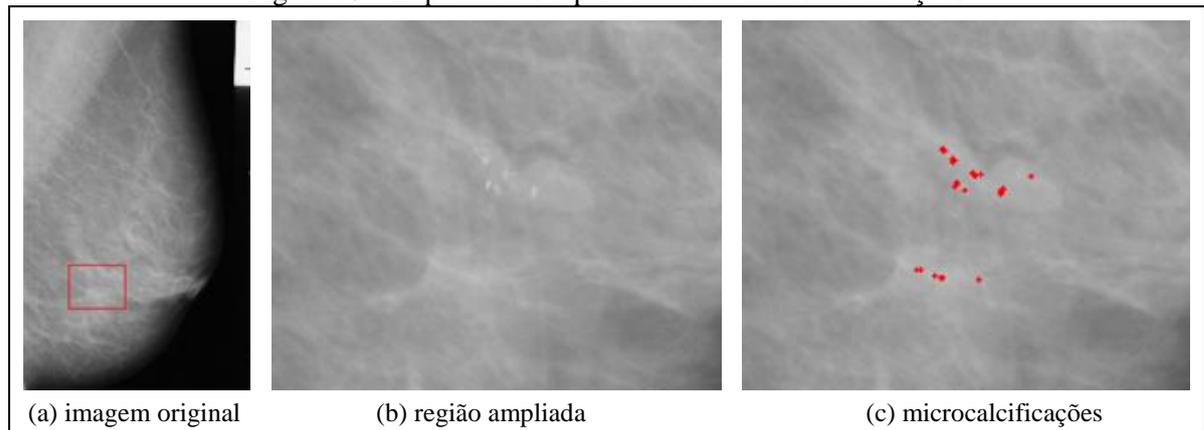
Conforme resultado obtido na Figura 38, conclui-se que o método de pré-processamento funciona da forma correta, eliminando qualquer informação irrelevante para a ferramenta. Contudo, caso exista alguma informação no filme que sobreponha a área da mama, esta não será excluída, onde a Figura 39 apresenta o único caso em que isto ocorre.

3.4.3 Realce de microcalcificações

Para validar a etapa de realce de microcalcificações foram separadas 4 amostras da base de testes, sendo que a área que possui microcalcificações foi previamente demarcada por especialistas na biblioteca *MIAS MiniMammographic Database* (SUCKLING et al., 1994).

Para melhor visualização do resultado, é apresentada a imagem com zoom de 4x (com relação a imagem original) na área em que o especialista indica que existe ocorrência de microcalcificações. A Figura 40 representa a imagem *mdb252.pgm* existente na biblioteca e ilustra um dos casos de sucesso da ferramenta.

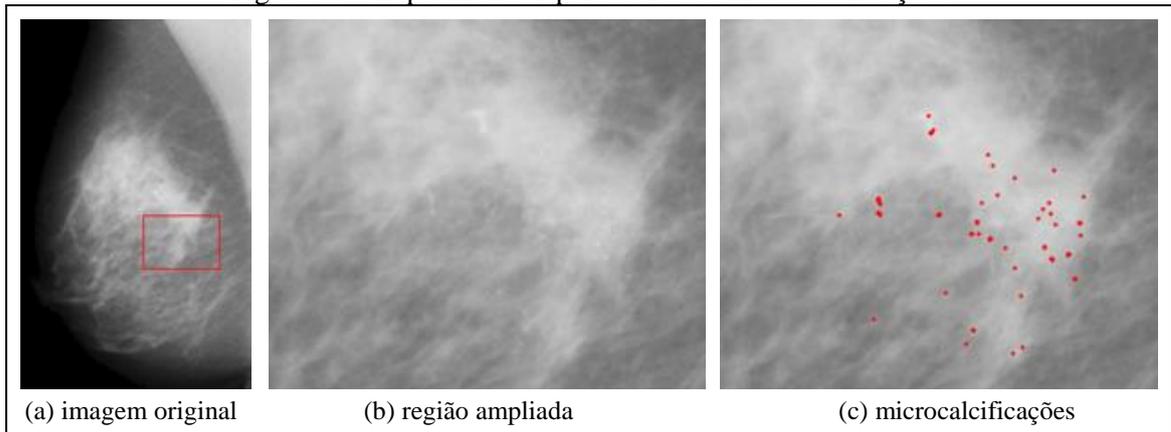
Figura 40 – Experimento 1 para realce de microcalcificações



Nota-se na figura 40a que a região que, segundo os especialistas, possui microcalcificações, está localizada na área do tecido glandular da mama. O realce foi realizado corretamente, conforme pode ser visto na Figura 40c.

A Figura 41 representa a imagem *mdb209.pgm* existente na biblioteca e ilustra outro caso de sucesso da ferramenta.

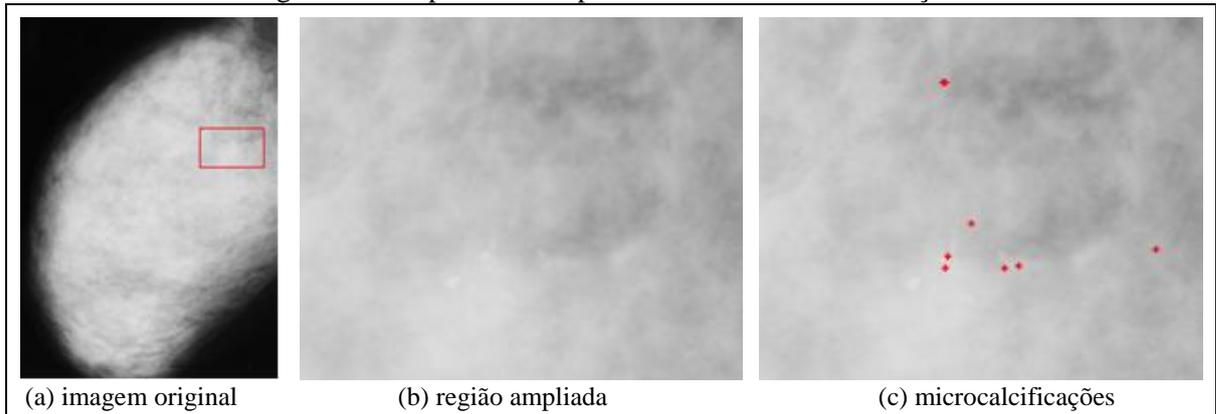
Figura 41 – Experimento 2 para realce de microcalcificações



Percebe-se na Figura 41a que a região que, segundo os especialistas, possui microcalcificações, está localizada entre o tecido glandular e o tecido glandular denso. O realce foi realizado corretamente, conforme pode ser visto na Figura 41c.

A Figura 42, por sua vez, representa a terceira amostra de sucesso da etapa de realce de microcalcificações da ferramenta.

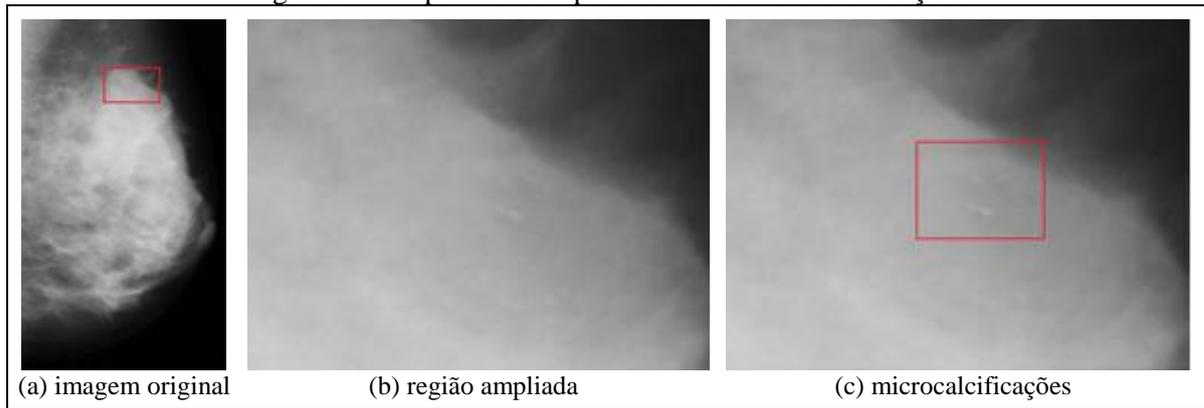
Figura 42 – Experimento 3 para realce de microcalcificações



Nota-se na Figura 42a que a região que, segundo os especialistas, possui microcalcificações, está localizada na área do tecido glandular denso da mama. Esta região também foi realçada corretamente pela ferramenta, conforme ilustra a Figura 42c.

Por fim, a Figura 43 representa um caso de erro no realce de microcalcificações apresentado pela ferramenta.

Figura 43 – Experimento 4 para realce de microcalcificações



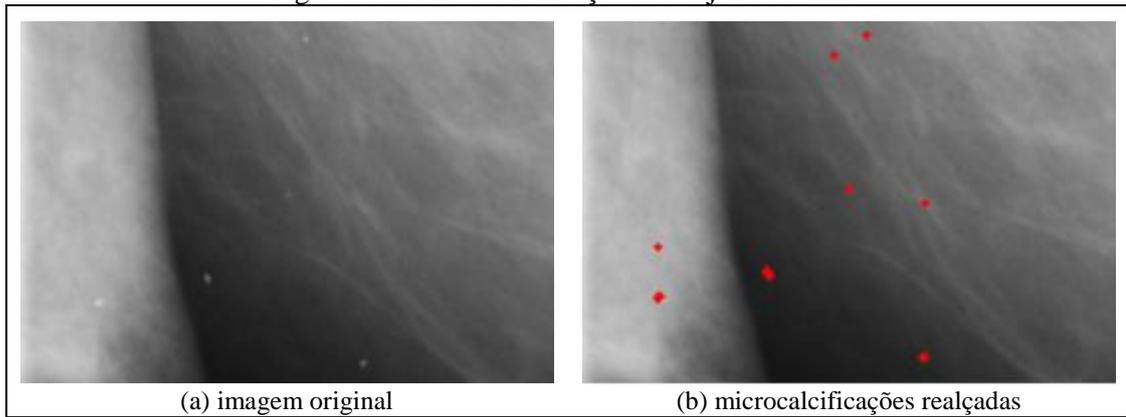
Nota-se na Figura 43a que a região que, segundo os especialistas, possui microcalcificações, está localizada na área do tecido glandular denso da mama. A figura 43b representa de forma ampliada a região demarcada na Figura 43a. Foi necessário aplicar um zoom de 8x (dobro das anteriores) na região para melhor visualização das microcalcificações. A figura 43c, por sua vez, possui microcalcificações na área selecionada que deveriam ter sido realçadas pela ferramenta. Contudo, o realce não ocorreu devido ao baixo contraste entre a região da microcalcificação e tecido denso da mama.

Com base nos casos apresentados acima, conclui-se que a etapa de realce das microcalcificações apresenta resultados próximos aos esperados. Existem algumas exceções em que há um baixo contraste entre a área de microcalcificação e tecido da mama onde a ferramenta não realça este tipo de microcalcificação.

Outra situação que deve ser citada diz respeito às áreas normais (segundo a biblioteca) que foram realçadas pela ferramenta como microcalcificações. Isto ocorre pois de fato existe um alto contraste entre as regiões e pode tanto tratar-se de uma microcalcificação quanto a sujeira no filme no momento da digitalização. A biblioteca somente indica a maior concentração de microcalcificações que poderia apresentar algum risco à saúde da mama.

A Figura 44 apresenta um destes casos, onde pode-se ver que a imagem original, ampliada em 8x, possui casos de microcalcificações em pontos distintos do apresentado pela biblioteca.

Figura 44 – Microcalcificações ou sujeira de filme



Por fim, para apresentar os resultados da etapa de realce de microcalcificações, criou-se a Tabela 1, onde é apresentado o total de imagens, a quantidade de imagens realçadas corretamente e o percentual de acerto do módulo.

Tabela 1 – Resultados da etapa de realce de microcalcificação

Quantidade de imagens	Imagens realçadas corretamente pela ferramenta	Percentual de imagens realçadas corretamente
22	21	95,45%

Com base nos dados da Tabela 1 percebe-se que o percentual de acerto da ferramenta quanto ao realce das microcalcificações foi satisfatório, embora deve ser considerado que a ferramenta acabou realçando alguns pontos que não necessariamente dizem respeito à microcalcificações.

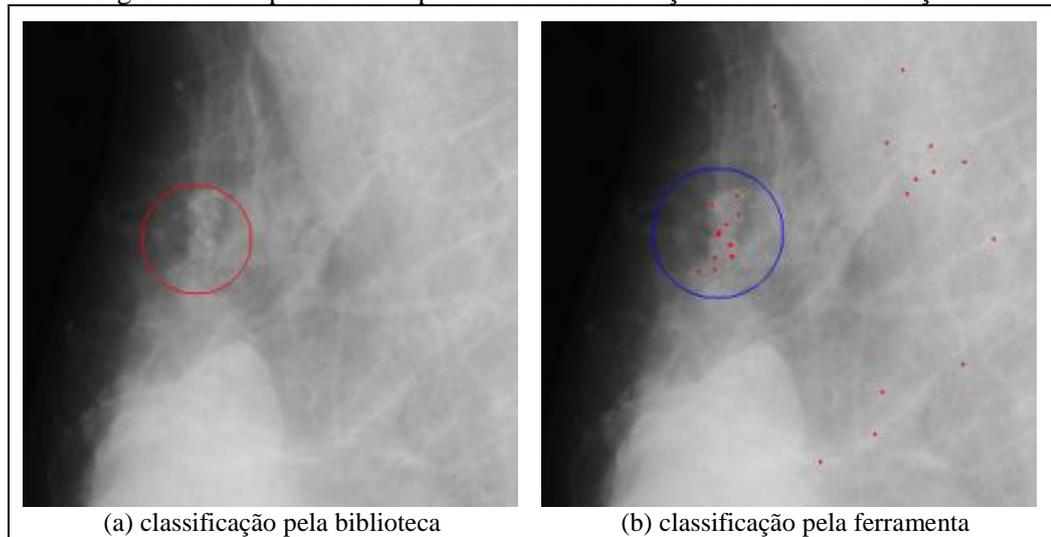
3.4.4 Maior concentração de microcalcificações

A etapa que circula a maior concentração de microcalcificações foi validada ao comparar o resultado obtido com a análise realizada pelos especialistas na biblioteca. A base de imagens utilizada informa a coordenada (x, y) em que há ocorrência de microcalcificações e o raio abrangido por elas em cada imagem.

Para validar esta etapa, foram separadas 5 amostras da base de testes, que são apresentadas nas figuras a seguir, onde foi aplicado um zoom de 2x nas imagens a fim de facilitar a visualização.

A Figura 45 representa a imagem mdb241.pgm existente na biblioteca, e ilustra um caso de sucesso na classificação realizada pela ferramenta.

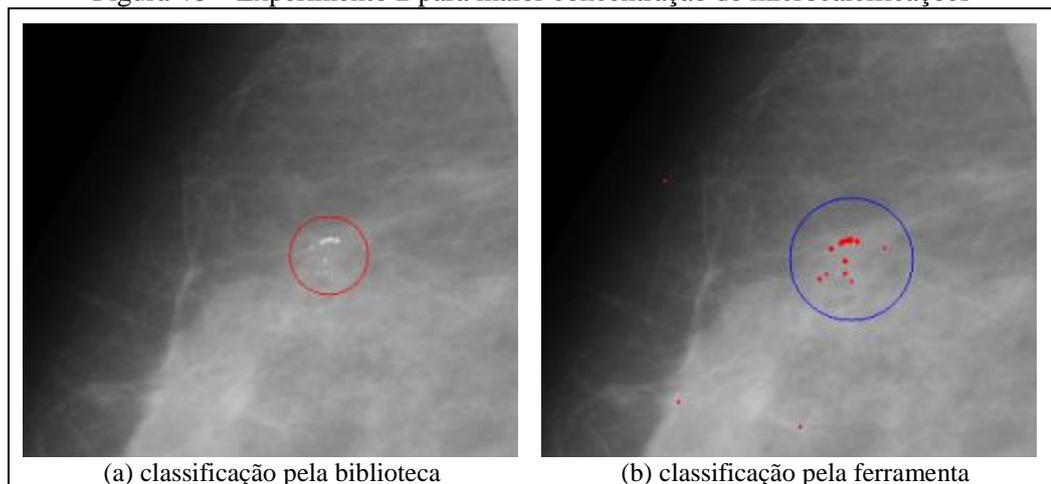
Figura 45 – Experimento 1 para maior concentração de microcalcificações



A Figura 45a representa a classificação realizada pelos especialistas, onde a área circulada possui raio de 38 pixels. A Figura 45b, por sua vez, representa a classificação realizada pela ferramenta com raio de 45 pixels. Nota-se que a região circulada é exatamente idêntica à sinalizada pela biblioteca. Percebe-se também que várias ocorrências de microcalcificações foram realçadas na região que representa o músculo da paciente. Este tipo de realce pode interferir no momento em que a ferramenta procura a maior concentração de microcalcificações.

A Figura 46 representa a imagem mdb219.pgm existente na biblioteca, e ilustra o segundo caso de sucesso na classificação realizada pela ferramenta.

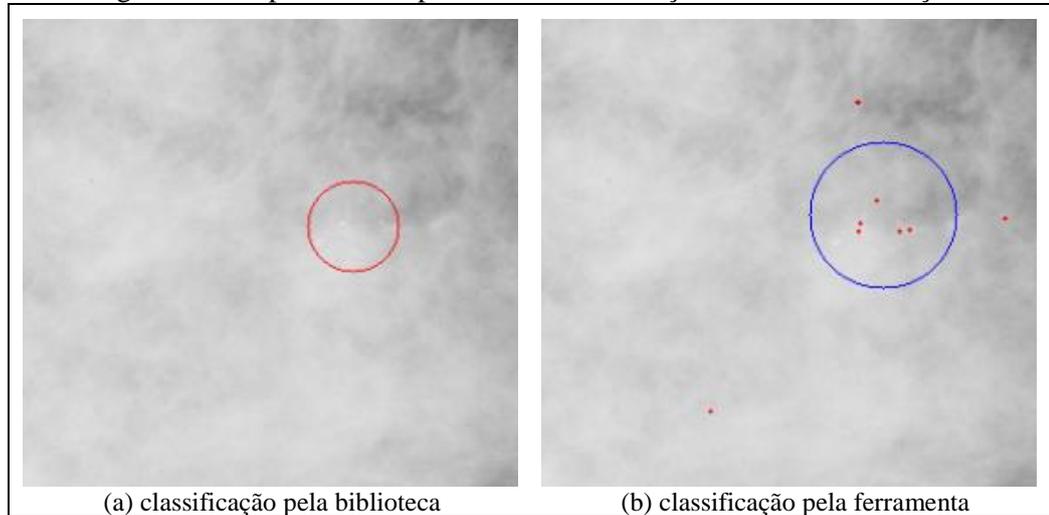
Figura 46 – Experimento 2 para maior concentração de microcalcificações



A Figura 46a representa a classificação realizada pelos especialistas, onde a área circulada possui raio de 29 pixels. A Figura 46b representa a classificação realizada pela ferramenta, com raio de 45 pixels. Nota-se que a região circulada é exatamente idêntica à sinalizada pela biblioteca.

A Figura 47 representa a imagem mdb253.pgm existente na biblioteca, e ilustra o terceiro caso de sucesso apresentado pela ferramenta.

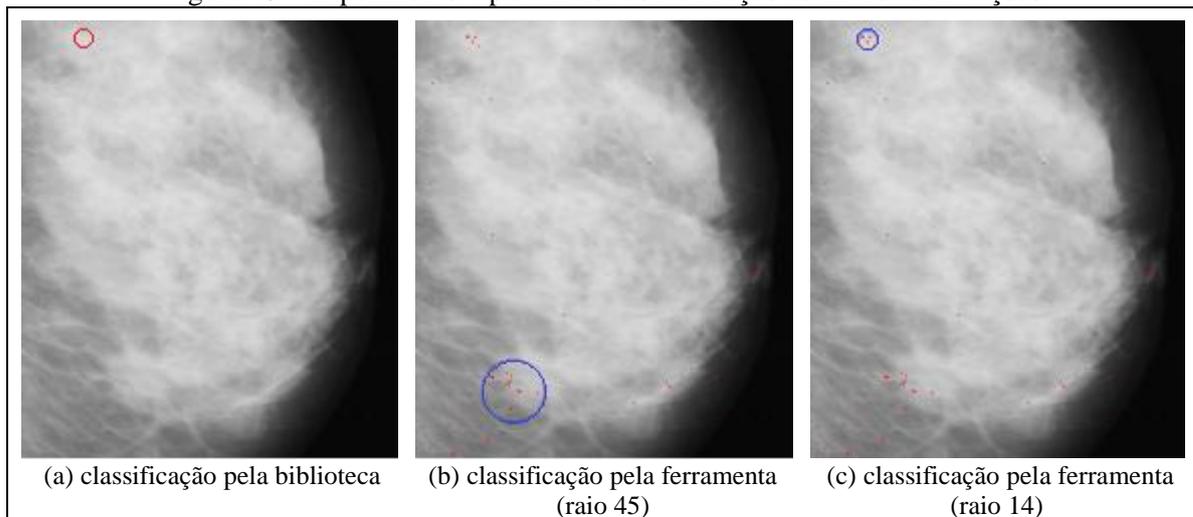
Figura 47 – Experimento 3 para maior concentração de microcalcificações



A Figura 47a representa a classificação realizada pelos especialistas, onde a área circulada possui raio de 28 pixels. Nota-se que a região microcalcificada pertence ao tecido glandular denso da mama e é de difícil visualização. A Figura 47b representa a classificação realizada pela ferramenta, com raio de 45 pixels. Nota-se que a região circulada é exatamente idêntica à sinalizada pela biblioteca.

A Figura 48, por sua vez, representa a imagem mdb236.pgm existente na biblioteca e representa o primeiro caso de erro na classificação realizada pela ferramenta.

Figura 48 – Experimento 4 para maior concentração de microcalcificações

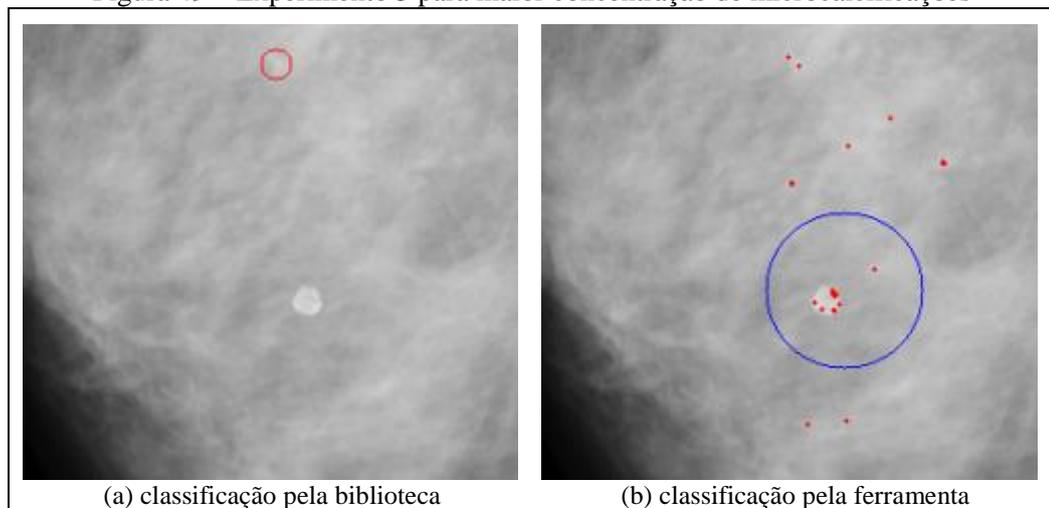


Nota-se na figura 48a que a região que, segundo os especialistas, possui microcalcificações, está localizada na área superior da mama e possui raio de 14 pixels. A Figura 48b representa a classificação realizada pela ferramenta, com raio de 45 pixels. Nota-

se que a região circulada não corresponde à mesma área definida pelos especialistas. Isto ocorre, pois a ferramenta utilizou um raio muito superior ao que foi utilizado pelos especialistas, que é de 14. A Figura 48c, por sua vez, representa a classificação realizada pela ferramenta ao informar o raio 14 pixels. Nota-se que neste caso, a região circulada é exatamente idêntica à sinalizada pela biblioteca.

Por fim, a Figura 49 representa a imagem mdb227.pgm existente na biblioteca, e ilustra o segundo erro retornado pela ferramenta na classificação.

Figura 49 – Experimento 5 para maior concentração de microcalcificações



A região selecionada na Figura 49a representa o raio de 9 pixels que, segundo os especialistas, possui microcalcificações. A Figura 49b, por sua vez, representa a classificação realizada pela ferramenta, com raio de 45 pixels. Nota-se que a região circulada não corresponde à mesma área definida pelos especialistas. A falha ocorreu, pois devido à presença de uma calcificação na imagem, vários pontos nesta região foram realçados como microcalcificações. Devido a esta elevada quantidade de pontos, esta região sempre é a escolhida, seja qual for o raio utilizado.

Por fim, para apresentar os resultados da etapa de realce da maior concentração de microcalcificações, criou-se a Tabela 2. Nela, são apresentados os percentuais de acerto para o raio padrão (45) e o raio idêntico ao utilizado pelos especialistas na biblioteca, informado manualmente para cada amostra.

Tabela 2 – Resultados da etapa de realce da maior concentração de microcalcificações

Raio utilizado	Imagens realçadas corretamente pela ferramenta	Percentual de imagens realçadas corretamente
45	16	72,72%
Idêntico ao definido na biblioteca	18	81,81%

Com base nos quadros observados acima e nos resultados apresentados na Tabela 2, pode-se concluir que o módulo responsável por realçar a maior concentração de microcalcificações apresenta resultados próximos ao esperado. Porém, ajustes na etapa de realce de microcalcificações são necessários à fim de melhorar o percentual de acerto da ferramenta.

3.4.5 Comparativo com os trabalhos correlatos

Como forma de comparação entre a ferramenta desenvolvida e os trabalhos correlatos, criou-se o Quadro 24, que apresenta as principais características de cada trabalho.

Quadro 24 – Comparativo dos trabalhos correlatos e este trabalho

características / trabalhos relacionados	Mascaro (2007)	Pereira (2009)	Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004)	Jackson Krause (2013)
utilização de redes neurais	Sim	-	-	-
pré-processamento (separação entre filme e mama)	Sim	Sim	-	Sim
ambiente de programação (Software)	MatLab	MatLab 6.1	C++ Builder 5.0	IDE Netbeans 7.2.1 (Java)
utilização de informações multivisão (CC e MLO)	-	Sim	-	-
algoritmos utilizados no processamento	histograma da soma, LBP, GLCM, SOM e K-Médias	wavelet Coiflet, algoritmo genético	limiarização, contraste, negativo e <i>region growing</i>	limiarização, top-hat, black-hat, negativo, componentes conexas
origem das amostras testadas	Mini MIAS - <i>MiniMammographic Database</i>	DDSM (<i>Digital Database for Screening Mammography</i>)	<i>Scanner</i>	Mini MIAS - <i>MiniMammographic Database</i>

Ao comparar o trabalho desenvolvido com os trabalhos correlatos, percebe-se que a principal diferença está nos algoritmos utilizados no processamento, que são bem distintos dos utilizados nos outros trabalhos. Outra diferença está na linguagem e ambiente de

programação utilizado, pois a maioria dos trabalhos correlatos utilizou o MatLab como ambiente, já o trabalho proposto utilizou a IDE Netbeans 7.2.1 e linguagem Java.

O único dos trabalhos onde não foi desenvolvida uma rotina de pré-processamento foi o desenvolvido por Henrique Neto, Ribeiro e Valeri (2004), já o único trabalho que utilizou informações multivisão foi o desenvolvido por Pereira (2009). É importante ressaltar que a biblioteca de imagens utilizada por Pereira (2009) possui uma resolução muito superior às bibliotecas utilizadas nos outros trabalhos, onde cada imagem, por exemplo, possui tamanho de 20 mb, comparado a 1 mb de uma imagem da biblioteca MIAS *MiniMammographic Database* (SUCKLING et al., 1994).

4 CONCLUSÕES

Este trabalho propôs o desenvolvimento de uma ferramenta para realce de microcalcificações em mamografia digital, onde os objetivos principais foram segmentar os tecidos da mama, realçar as possíveis microcalcificações e circular a maior concentração de microcalcificações presente na imagem.

A ferramenta foi desenvolvida na linguagem Java, fazendo uso das bibliotecas JavaCV e MigLayout, auxiliando nas rotinas de processamento de imagens e criação de interface gráfica, respectivamente.

Com a finalidade de realizar os testes da ferramenta desenvolvida, foi utilizada a base de imagens MIAS *MiniMammographic Database* (SUCKLING et al., 1994), onde foram escolhidas as 22 imagens que apresentavam microcalcificações. A maior concentração de microcalcificações foi previamente classificada por especialistas e constava na própria biblioteca. Lembrando que esta base foi utilizada devido a grande dificuldade em encontrar-se mamografias digitais (não digitalizadas) para testes, pois tratam-se de dados sigilosos que são de acesso restrito.

Antes de realizar o realce das microcalcificações, foi necessário implementar uma rotina para realizar o pré-processamento das imagens, uma vez que muitas delas possuíam informações na área de filme, irrelevantes para a ferramenta. Esta rotina de pré-processamento mostrou-se muito eficiente, falhando em apenas um caso, onde a informação estava sobreposta à área da mama.

O realce de microcalcificações também mostrou-se eficiente, onde cerca de 95% das imagens tiveram as microcalcificações realçadas com sucesso. Porém, a ferramenta apresentou vários pontos de microcalcificações que não são classificados na biblioteca como tal. Isto ocorre por diversos fatores, que podem ser: pequenas partículas no filme no momento da digitalização das imagens, pontos mais claros presentes na área de músculo da paciente e em alguns casos trata-se mesmo de microcalcificações, porém não listadas pela biblioteca. Lembrando que apenas a maior concentração de microcalcificações é apresentada pela biblioteca.

Com relação ao módulo responsável por demarcar a maior concentração de microcalcificações, este mostrou-se, na medida do possível, eficiente. O índice de acerto de 72,7% ocorreu devido às falsas microcalcificações apresentadas pela ferramenta em alguns casos na etapa anterior e, devido ao raio com valor fixo utilizado na busca de pontos vizinhos.

Destaca-se como limitação da ferramenta este realce indevido em alguns casos, onde para obtenção de resultados mais próximos aos obtidos por especialistas seria necessário tratá-los.

Por fim, este trabalho apresentou funcionalidades que podem servir como base para futuros trabalhos em áreas como visão computacional, processamento de imagens e análises de mamografias digitais.

4.1 EXTENSÕES

Como sugestão de extensão para a ferramenta propõem-se:

- a) melhoria na técnica de segmentação dos tecidos, utilizando técnicas de inteligência artificial, como por exemplo, *Support Vector Machines* (SVM) ou uma Rede Neural Perceptron Multicamadas;
- b) exclusão do tecido muscular da paciente ao realizar o realce de microcalcificações;
- c) melhoria na técnica de realce de microcalcificações, a fim de apresentar um menor número de falsas ocorrências;
- d) adaptação da ferramenta, se necessário, para utilização de imagens provenientes de aparelhos digitais, não digitalizadas. A qualidade deste tipo de imagem é bem superior à utilizada;
- e) ao utilizar uma imagem com melhor resolução, pode-se desenvolver métodos para classificação das lesões através do método *Breast Image Reporting and Data System* (BI-RADS).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVARENGA, André V. et al. Aplicação de operadores morfológicos na segmentação e determinação do contorno de tumores de mama em imagens por ultra-som. **Revista Brasileira de Engenharia Biomédica**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 2, p. 91-101, ago. 2003. Disponível em: <http://rbeb.ceb.unicamp.br/artigos/rev19/n2/art-d_19_2.pdf>. Acesso em: 01 ago. 2013.

ARIEL, Irving M.; CAHAN, Anthony C. **Tratamento das lesões pré-malignas e do câncer inicial da mama**. Rio de Janeiro: Revinter, 1994.

ATAIDE, Thiago P.; PIMENTEL, Renata C. **Segmentação de imagens aplicadas a jogos**. Sorocaba, [2008]. Disponível em: <<http://fatecindaiatuba.edu.br/reverte/index.php/revista/article/view/14/20>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

BASSETT, Lawrence W.; GOLD, Richard H. Introdução à mamografia. In: MITCHELL JR, George W.; BASSETT, Lawrence W. **Mastologia prática**. Rio de Janeiro: Revinter, 1993. p. 130-139.

BASTOS, Vanessa P. **Realce**. [Pelotas], 2002. Disponível em: <<http://paginas.ucpel.tche.br/~vbastos/realce.htm>>. Acesso em: 16 set. 2012.

BRYN, Leonardo M. **Página dinâmica para aprendizado do sensoriamento remoto**. 2008. 153 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. Disponível em: <http://www.ufrgs.br/ppgsr/publicacoes/Dissert_LeonardoBryn.pdf>. Acesso em: 01 ago. 2013.

CALDAS, Flávio A. A. et al. **Controle de qualidade e artefatos em mamografia**. São Paulo, 2005. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S0100-39842005000400012&script=sci_arttext>. Acesso em: 01 ago. 2013.

CONCI, Aura; AZEVEDO, Eduardo; LETA, Fabiana R. **Computação gráfica: teoria e prática**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

DAMBROS, Alexandre L. **Sistema de reconhecimento de placas de veículos automotores**. 2008. 77 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciência da Computação) – Centro Universitário Feevale, Novo Hamburgo. Disponível em: <http://tconline.feevale.br/tc/files/0001_1484.pdf>. Acesso em: 03 set. 2013.

DUARTE, Dakir L. Mamografia na atualidade. In: DIAS, Ezio N. et al. **Mastologia atual**. Rio de Janeiro: Revinter, 1994. p. 63-73.

FARRIA, Dione M.; KIMME-SMITH, Carolyn; BASSETT, Lawrence W. Equipamento, processamento e receptores de imagem. In: BASSETT, Lawrence W. et al. **Doenças da mama: diagnóstico e tratamento**. Rio de Janeiro: Revinter, 2000. p. 29-41.

GOLD, Richard H.; YAGHMAI, Amy A.; BASSETT, Lawrence W. A história do rastreamento mamário por imagem. In: BASSETT, Lawrence W. et al. **Doenças da mama: diagnóstico e tratamento**. Rio de Janeiro: Revinter, 2000. p. 3-26.

HEATH, Michael et al. **DDSM: digital database for screening mammography**. Florida, 2008. Disponível em: <<http://marathon.csee.usf.edu/Mammography/Database.html>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

HENRIQUE NETO, Geraldo; RIBEIRO, Gilmar C.; VALERI, Fábio V. **Processamento e segmentação de mamogramas digitais**. Ribeirão Preto, 2004. Disponível em: <<http://www.sbis.org.br/cbis9/arquivos/763.pdf>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

INSTITUTO NACIONAL DE CÂNCER. **Câncer**. [S.l.], 2012. Disponível em: <<http://www2.inca.gov.br/wps/wcm/connect/cancer/site/oqueue>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

INTERNATIONAL UNION AGAINST CANCER. **World cancer day: why world cancer day is important**. Genova, 2012. Disponível em: <<http://www.uicc.org/convening/world-cancer-day/why-world-cancer-day-matters>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

JANECZKO, César. **Limiarização**. [Curitiba], 2010. Disponível em: <http://www.pessoal.utfpr.edu.br/janeczko/index_files/pdi/aula06_PDI_Limiarizacao.pdf>. Acesso em: 03 set. 2013.

KLAVA, Bruno. **Ferramenta interativa para segmentação de imagens digitais**. [São Paulo], 2006. Disponível em: <http://www.ime.usp.br/~klava/tfs/tfs_klava.pdf>. Acesso em: 03 set. 2013.

LINS, Luiz C.; BERNZ, Michela C. N. **Mastologia prática: guia de orientação**. Blumenau: Editora FURB, 1999.

MASCARO, Angélica A. **Segmentação de imagens de mamografias digitais**. 2007. 46 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Engenharia da Computação) – Universidade de Pernambuco, Recife. Disponível em: <http://www.dsc.upe.br/~tcc/20072/monografia_Angelica.pdf>. Acesso em: 01 ago. 2013.

MEDEIROS, Nilcilene G.; SILVA, Erivaldo A.; NOGUEIRA, José R. **Segmentação morfológica de imagens utilizando o gradiente morfológico multi-escala**. Presidente Prudente, 2002. Disponível em: <http://www.rbc.ufrj.br/_pdf_54_2002/54_08.pdf>. Acesso em: 30 ago. 2013.

MITCHELL JR, George W. História e exame físico. In: MITCHELL JR, George W.; BASSETT, Lawrence W. **Mastologia prática**. Rio de Janeiro: Revinter, 1993. p. 14-22.

OLIVEIRA, Celestino de; ALMEIDA, Ladislau; LUNA, Marconi. Câncer de mama – diagnóstico por imagem – mamografia. In: FRANCO, Josélio M. **Mastologia: formação do especialista**. São Paulo: Atheneu, 1997. p.45-60.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DE SAÚDE. **Cancer mortality and morbidity**. [S.l.], 2012. Disponível em: <http://www.who.int/gho/ncd/mortality_morbidity/cancer/en/index.html>. Acesso em: 01 ago. 2013.

PEREIRA, Danilo C. **Técnica automática de detecção de nódulo mamário usando informações de multivisão**. 2009. 147 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Informação) – Universidade Federal do ABC, Santo André. Disponível em: <http://tede.ufabc.edu.br/tde_arquivos/6/TDE-2010-11-17T170508Z-40/Publico/danilo%20cesar.pdf>. Acesso em: 01 ago. 2013.

PETROU, Maria; BOSDOGIANNI, Panagiota. **Image processing: the fundamentals**. New York: John Wiley & Sons, 1999.

REN, Tsang I. **Processamento de imagem morfológica: morfologia matemática**. [Recife], 2010. Disponível em: <<http://www.cin.ufpe.br/~tir/ComputacaoCientifica/7.Morfologia%20Matematica.pdf>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

RUSS, John C. **The image processing handbook**. 2nd. ed. Raleigh: Library of Congress, 1994.

SALDANHA, Marcus F. S.; FREITAS, Corina C. **Segmentação de imagens digitais: uma revisão**. São José dos Campos, 2009. Disponível em: <<http://mtc-m18.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m18%4080/2010/06.22.18.13/doc/106003.pdf>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

SHIN-TING, Wu. **Realce de imagens**. Campinas, 2007. Disponível em: <<http://www.dca.fee.unicamp.br/courses/EA978/2s2007/notes/cap14.pdf>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

SILVA, Katia C.; SCHIABEL, Homero; NUNES, Fátima L. S. Medição de assimetria em imagens mamográficas. **Revista UNORP**, [São José do Rio Preto], v. 4, n. 2, p. 29-37, jul. 2003. Disponível em: <<http://www.unorp.br/asp/..%5Crevista%5CcomputacaoI%5C4.pdf>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

SUCKLING, John. et al. **The mini-MIAS database of mammograms**. [S.l.], 1994. Disponível em: <<http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

TOSCANO, Paulo S. R. Diagnóstico por imagem do câncer da mama. In: CHAVES, Ely. **Câncer da mama: diagnóstico, tratamento e prognóstico**. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1994. p. 18-37.

VINHAIS, Carlos. **Operações morfológicas**. Porto, 2008. Disponível em: <http://cvinhais.homeip.net/itk/Lectures/PIMED_Morfologia.pdf>. Acesso em: 30 ago. 2013.

WANGENHEIM, Aldo V. **Análise de sinais e imagens para reconhecimento de padrões**. [Florianópolis], 2007. Disponível em: <<http://www.inf.ufsc.br/~patrec/imagens.html>>. Acesso em: 03 set. 2013.