

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

UBER: UMA FERRAMENTA PARA DETECÇÃO DE
AGRUPAMENTOS DE MICROCALCIFICAÇÕES MAMÁRIAS

JÉSSICA STEFANIE HAUSMANN

BLUMENAU
2015

2015/1-17

JÉSSICA STEFANIE HAUSMANN

**UBER: UMA FERRAMENTA PARA DETECÇÃO DE
AGRUPAMENTOS DE MICROCALCIFICAÇÕES
MAMÁRIAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de graduação em Ciência da Computação do Centro de Ciências Exatas e Naturais da Universidade Regional de Blumenau como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Prof. Aurélio Faustino Hoppe, Mestre - Orientador

**BLUMENAU
2015**

2015/1-17

**UBER: UMA FERRAMENTA PARA DETECÇÃO DE
AGRUPAMENTOS DE MICROCALCIFICAÇÕES
MAMÁRIAS**

Por

JÉSSICA STEFANIE HAUSMANN

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

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

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

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

Blumenau, 09 de julho de 2015

Dedico este trabalho à minha mãe, exemplo de mulher guerreira, da qual me orgulho muito, e que tornou tudo isso possível.

AGRADECIMENTOS

À minha família, por sempre me apoiarem, motivarem e acreditarem em mim.

Aos meus amigos, pela compreensão nos momentos de ausência e por não deixarem eu desaminar.

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

Só sabemos com exatidão quando sabemos pouco, à medida que vamos adquirindo conhecimentos, instala-se a dúvida.

Johann Goethe

RESUMO

Esse trabalho apresenta o desenvolvimento de uma ferramenta para classificar a distribuição das microcalcificações em mamografias digitalizadas. Para realizar essa classificação, precisou-se realçar e remover falsas microcalcificações através de um *grid* lógico. Em seguida, utilizou-se dilatação e componentes conexas para analisar e classificar a distribuição. Obteve-se aproximadamente 86% de acerto utilizando algumas imagens manipuladas oriundas da base MIAS. A partir dos resultados nota-se que a ferramenta demonstra-se eficiente na remoção de falsas microcalcificações e precisa de ajustes no momento da classificação da distribuição.

Palavras-chave: Distribuição. Microcalcificações. Mamografia digitalizada. Processamento de imagens.

ABSTRACT

This work presents the development of a tool to classify the distribution of microcalcifications in digitized mammograms. To accomplish this classification, it is necessary to enhance and remove false microcalcifications through a logical grid. Then it used dilating and components space to analyze and classify the distribution. Obtained accuracy 86% using some images manipulated arising from the MIAS base. From the results it is noted that the tool shown to be effective in the removal of false microcalcification and need adjustments of the distribution classification.

Key-words: Distribution. Microcalcification. Scanned mammography. Image processing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1– Estágios do Câncer Ductal	17
Figura 2 – Estágios do Câncer Lobular	18
Figura 3 – Categorias de distribuições das microcalcificações	21
Figura 4 – Diferenças entre conectividade 4 e conectividade 8	22
Figura 5 – Componentes conexas em uma imagem bidimensional	22
Figura 6 – Definição da dilatação.....	23
Figura 7 – Dilatações de conjuntos pretos.....	23
Figura 8 – Fluxo geral da ferramenta	28
Figura 9 – Etapas pré-processamento	29
Figura 10 – Realce de imagem	29
Figura 11 – Segmentação dos tecidos.....	30
Figura 12 – Possíveis microcalcificações	31
Figura 13 – Microcalcificações coloridas.....	31
Figura 14 – Demarcação da maior concentração.....	32
Figura 15 – Diagrama de caso de uso.....	33
Figura 16 – Diagrama de pacotes	34
Figura 17 – Classe Distribution	35
Figura 18 – Fluxo geral da ferramenta	36
Figura 19 – Imagem pré-processada.....	37
Figura 20 – Imagem redimensionada	39
Figura 21 – Realce da Imagem.....	40
Figura 22 – Grid da imagem.....	42
Figura 23 – Remoção de falsas microcalcificações.....	43
Figura 24 – Processo de dilatação	45
Figura 25 – Imagem com <i>bounding box</i>	46
Figura 26 – Aba distribuição	48
Figura 27 – Imagem selecionada	48
Figura 28 – Processamento distribuição regional.....	49
Figura 29 – Processamento distribuição múltipla.....	50
Figura 30 – Imagens manipuladas.....	51
Figura 31 – Experimento para remoção de falsas microcalcificações.....	52

Figura 32 – Resultado da classificação das distribuições.....	53
Figura 33 – Experimento 6 falhas na classificação	55
Figura 34 – Envoltórias convexas	56
Figura 35 – Conversão de DICOM para JPG	57
Figura 36 – Exemplos OBBs	57
Figura 37 – Exemplo filtro da média.....	58
Figura 38 – Experimento para remoção de falsas microcalcificações.....	63

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Características dos trabalhos	27
Quadro 2 – Caso de uso UC01 - Obter distribuição classificada.....	34
Quadro 3 – Código responsável por encontrar a região de interesse.....	38
Quadro 4 – Geração do grid	41
Quadro 5 – Trecho do código <code>filterPoints</code>	43
Quadro 6 – Trecho do código <code>verifyMultiples</code>	44
Quadro 7 – Trecho do código <code>calculateBBox</code>	46
Quadro 8 – Trecho do código <code>analyzesDistribution</code>	47

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BI-RADS – *Breast Imaging-Reporting and Data System*

DICOM – *Digital Imaging and Communications in Medicine*

EA – Enterprise Architect

GLCM – Gray Level Co-Occurrence Matrix

HS – Histograma da Soma

JAI – *Java Advanced Imaging*

JPEG – *Joint Photographic Experts Group*

LBP – *Local Binary Pattern*

MIAS – *Mammographic Image Analysis Society*

MLP – *Multi-Layer Perceptron*

OBB – *Oriented Bounding Box*

PMC – *Perceptron Múltiplas Camadas*

RBC – Raciocínio Baseado em Casos

RF – Requisitos Funcionais

RNA – Rede Neural Artificial

RNF – Requisitos Não Funcionais

ROI – *Region Of Interest*

SOM – *Self Organized Maps*

TIFF – *Tagged Image File Format*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	14
1.1 OBJETIVOS.....	14
1.2 ESTRUTURA.....	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1 CÂNCER DE MAMA.....	16
2.2 MICROCALCIFICAÇÕES.....	19
2.3 OPERAÇÕES MORFOLÓGICAS	21
2.3.1 Componentes conexas.....	21
2.3.2 Dilatação	22
2.4 TRABALHOS CORRELATOS	23
2.4.1 Segmentação de imagens de mamografias digitais	24
2.4.2 Sistema de processamento de imagens mamográficas e auxílio ao diagnóstico via internet.....	25
2.4.3 Sistema de auxílio na avaliação de calcificações mamárias por processamento digital de imagens e inteligência artificial	26
2.4.4 Comparativo entre trabalhos	27
2.5 SISTEMA ATUAL	28
3 DESENVOLVIMENTO.....	33
3.1 REQUISITOS PRINCIPAIS DO PROBLEMA A SER TRABALHADO.....	33
3.2 ESPECIFICAÇÃO	33
3.2.1 Diagrama de caso de uso.....	33
3.2.2 Diagrama de pacotes	34
3.3 IMPLEMENTAÇÃO	35
3.3.1 Técnicas e ferramentas utilizadas.....	35
3.3.2 Fluxo geral da aplicação.....	36
3.3.2.1 Segmentação e realce da imagem	36
3.3.2.2 Remoção de falsas microcalcificações	40
3.3.2.3 Verificação e classificação da distribuição	43
3.3.3 Operacionalidade da implementação	47
3.4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	50
3.4.1 Montagem da base de testes.....	50

3.4.2 Experimento 01: remoção de falsas microcalcificações	51
3.4.3 Experimento 02: classificação da distribuição	53
3.4.4 Outros experimentos realizados durante o desenvolvimento da ferramenta.....	56
4 CONCLUSÕES.....	59
4.1 EXTENSÕES	59
REFERÊNCIAS	60
APÊNDICE A – Experimento para remoção de falsas microcalcificações.....	63

1 INTRODUÇÃO

De acordo com as últimas estatísticas da International Agency for Research on Cancer (2014), o número de casos de câncer deverá subir para 22 milhões por ano nas próximas duas décadas, em comparação aos 14 milhões em 2012. Diante desses números, as mortes por câncer aumentarão de 8,2 milhões para 13 milhões por ano. Esses números poderiam ser reduzidos possibilitando o acesso a tratamentos eficazes e acessíveis nos países em desenvolvimento (INTERNATIONAL AGENCY FOR RESEARCH ON CANCER, 2014).

Conforme o Instituto Nacional de Câncer (2002), o câncer é o crescimento desordenado de células que podem comprometer tecidos e órgãos. O câncer pode ser carcinoma quando iniciado em tecidos epiteliais e sarcoma quando iniciado em tecidos conjuntivos. A formação do câncer é lenta e pode levar anos para se tornar palpável. O carcinoma ductal *in situ* geralmente é descoberto em fase subclínica, através da mamografia, devido à presença de microcalcificações e em quase 100% dos casos é curável (INSTITUTO NACIONAL DE CÂNCER, 2002).

Segundo Martinazzi (2008, p. 9-10), as microcalcificações possuem tamanho menor que 0,5mm e são analisadas através de suas características, sendo a forma e a distribuição as de maior importância. A causa dessas microcalcificações ainda é desconhecida, mas basicamente são formadas por cálcio que causa grande atenuação na mamografia em comparação aos demais tecidos, possibilitando assim boa visualização.

Com o avanço da tecnologia, mais e menores microcalcificações são detectadas diminuindo o número de biópsias desnecessárias, tendo-se, dessa forma, a necessidade de esgotar as interpretações de suas características e classificar de forma adequada as microcalcificações (MARTINS, 2010). Para auxiliar no diagnóstico, técnicas de processamento de imagens são utilizadas para a extração e identificação de informações em uma imagem melhorando a sua qualidade visual (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008, p. 1).

Diante do exposto, o objetivo desse trabalho é realizar a detecção dos tipos de distribuições em mamografias digitalizadas para auxiliar os especialistas na análise da malignidade das microcalcificações.

1.1 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo dar continuação ao trabalho de conclusão de curso desenvolvido por Krause (2013), sendo incluído um módulo para a detecção de agrupamentos de microcalcificações em imagens mamográficas digitalizadas.

Os objetivos específicos do trabalho são:

- a) identificar a disposição das microcalcificações mamárias;
- b) classificar a distribuição em: grupos múltiplos, espalhada, regional, segmentada, ou linear.

1.2 ESTRUTURA

Esse trabalho está dividido em quatro capítulos. O primeiro apresenta a justificativa, os objetivos e a estrutura desse trabalho.

O segundo capítulo é responsável pela fundamentação teórica, apresentando conceitos, trabalhos correlatos e o sistema atual.

O terceiro capítulo apresenta o desenvolvimento da ferramenta, requisitos e diagramas. Descreve também a implementação abordando as técnicas e ferramentas utilizadas, operacionalidade e por fim são apresentados alguns experimentos e resultados obtidos.

O quarto e último capítulo relata as conclusões deste trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A seção 2.1 apresenta o conceito de câncer de mama e os tipos de cânceres de mama. A seção 2.2 descreve sobre microcalcificações e sobre suas características, destacando sua distribuição. A seção 2.3 destina-se a operações morfológicas e apresenta os operadores utilizados na implementação desse trabalho. A seção 2.4 apresenta 3 trabalhos correlatos e por fim, na seção 2.5 é apresentado o sistema atual, no qual a implementação desse trabalho foi adicionada.

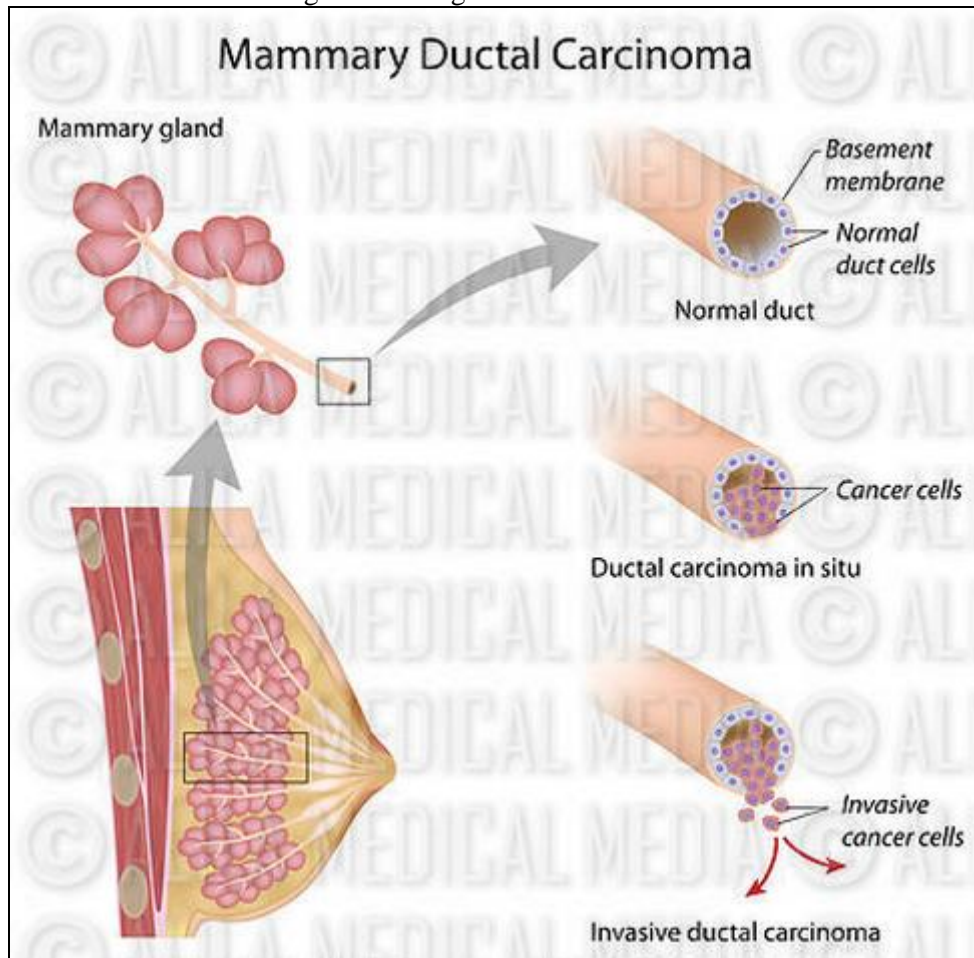
2.1 CÂNCER DE MAMA

É caracterizado como câncer alterações celulares que possuem crescimento desordenado, multiplicando-se, podendo comprometer tecidos e órgãos. Quando iniciado em tecidos epiteliais é chamado de carcinoma ou se iniciado em tecidos conjuntivos é chamado de sarcoma (INSTITUTO NACIONAL DE CÂNCER, 2002).

De acordo com a American Cancer Society (2015), um tumor sarcoma é pouco comum, sendo de grande maioria os tumores carcinomas. O sarcoma pode-se desenvolver em tecidos como gordura ou músculo, ossos, nervos, tecidos fibrosos, vasos sanguíneos ou tecidos da pele profunda. Esses tumores também podem ser encontrados em qualquer parte do corpo (AMERICAN CANCER SOCIETY, 2015).

De acordo com o Instituto Oncoguia (2014), os tumores carcinomas podem ser classificados como Ductais ou Lobulares, que por sua vez, são subclassificados como *in Situ* ou Invasivo. No Carcinoma Ductal *in Situ*, as células não se espalham pelos os ductos adjacentes, é considerado um pré-câncer podendo tornar-se um câncer invasivo. Carcinoma Ductal Invasivo, é o mais comum iniciando num duto de leite, rompendo-o, crescendo no tecido adiposo e espalhando-se através do sistema linfático (INSTITUTO ONCOGUIA, 2014). Estágios do Câncer Ductal podem ser visualizados na Figura 1.

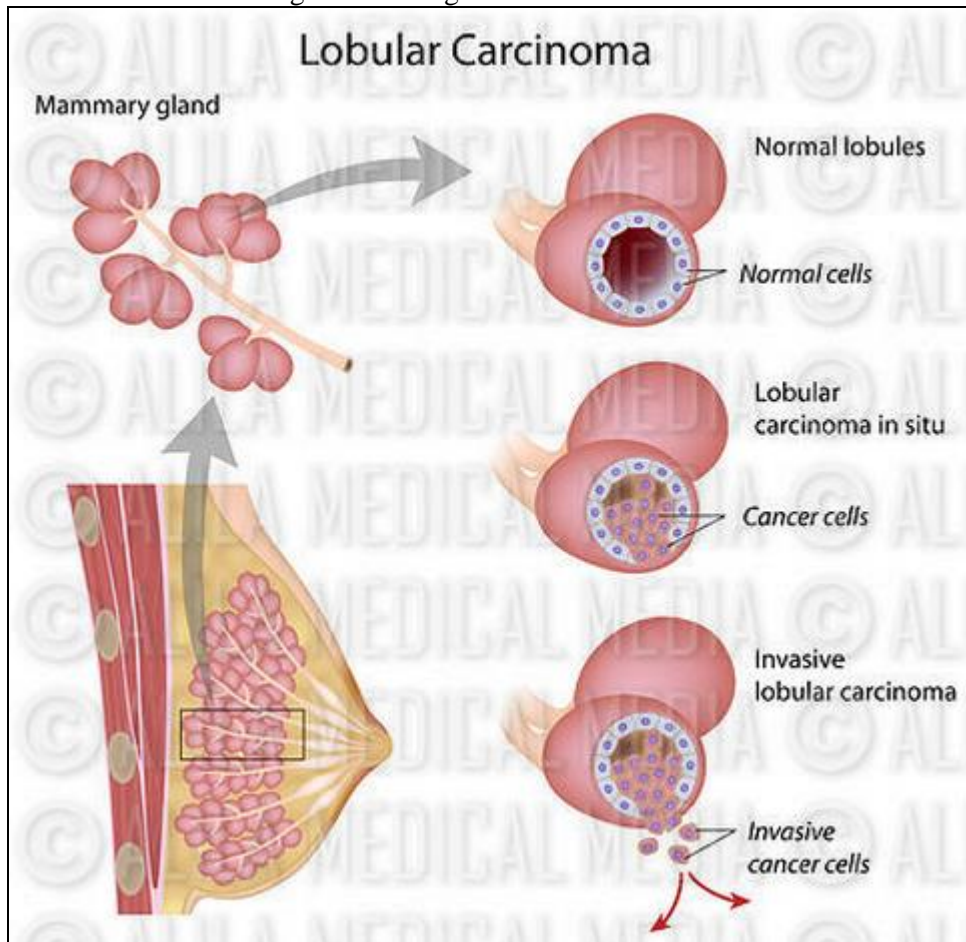
Figura 1– Estágios do Câncer Ductal



Fonte: Alila Medical Media (2015).

O Carcinoma Lobular *in Situ* cresce mas não se desenvolve nos lobos, que são as glândulas produtoras de leite. Carcinoma Lobular Invasivo inicia nos lobos e espalham-se pelo corpo, porém, sua detecção é mais difícil através da mamografia (INSTITUTO ONCOGUIA, 2014). Estágios do Câncer Lobular podem ser vistos na Figura 2.

Figura 2 – Estágios do Câncer Lobular



Fonte: Alila Medical Media (2015).

Segundo Costa (1994, p. 2-3), o câncer de mama possui os seguintes fatores de risco:

- a) histórico familiar: havendo um aumento de até três vezes em filhas e irmãs;
- b) passado menstrual: menarca precoce e menopausa tardia;
- c) passado reprodutor: gestação antes dos 30 reduz o risco de câncer de mama;
- d) lactação: amamentação por um maior período reduz o risco de câncer;
- e) padrão alimentar e obesidade: boa parte dos carcinógenos estão presentes nos tecidos originados da dieta, sendo eles, boa parte gordura. Diante disto, uma ingestão maior de gordura aumentará a cadeia carcinogênica.

O câncer de mama é composto por diversas fases que podem levar décadas para se manifestarem. Sendo estas: fase de inicialização, geralmente em uma única célula, lesando seu DNA, alterando sua carga genética e sofrendo mutação. Fase de promoção, inicia-se a reprodução destas células ocorrendo o crescimento do tumor. Fase de progressão, essas células já estão desenvolvidas ao ponto de formar um inicial tumor (COSTA, 1994, p. 5-6).

De acordo com Pinotti (1993, p. 23), devido ao câncer de mama ter origem multifatorial, atuar em sua prevenção é ineficiente pois não há evidências na redução da mortalidade.

Entretanto, diagnósticos precoces através de exames físicos realizados por especialistas, autoexames ou mamografias, indicaram tais reduções (PINOTTI, 1993, p. 23).

A mamografia é um exame de raio x que possibilita a análise de pequenas lesões em fases iniciais, ou seja, o começo de um câncer de mama. Devido ser considerado um exame caro, somente mulheres com suspeitas clínicas ou idade igual ou maior a 40 anos realizarão o exame (INSTITUTO NACIONAL DE CÂNCER, 2002, p. 41).

Para Caldas et al. (2005, p. 1), uma mamografia com alto padrão de qualidade pode identificar até 90% dos cânceres iniciais antes mesmo de começarem a se reproduzirem, havendo uma grande probabilidade de cura. A mamografia tem como objetivo gerar imagens com altas qualidades e resoluções, devido a pequena diferença no contraste entre o tecido normal e o tecido doente da mama. Todas essas características são avaliadas para auxiliar nos diagnósticos (CALDAS et al., 2005, p. 1).

2.2 MICROCALCIFICAÇÕES

Calcificações são depósitos de cálcio nas mamas e são classificadas em duas categorias: Macrocalcificações e Microcalcificações. As Macrocalcificações não estão ligadas ao câncer, e sim ao processo natural de envelhecimento da mama. São inofensivas e são encontradas na metade das mulheres com idade acima de 50 anos. Já as microcalcificações, correspondem na maioria das vezes a um precoce câncer de mama. Desta forma, sugere-se um acompanhamento (MACMILLAN CANCER SUPPORT, 2014). Para Mourão (2009), a formação dessas microcalcificações ainda não possui causa definida, mas sabe-se que a presença dessas na mamografia geralmente estão associadas a um câncer de mama no estágio inicial, onde ainda não se é perceptível através da palpação.

De acordo com Martins (2010, p. 2), as microcalcificações são estruturas cálcicas que possuem tamanho igual ou menor que 0,5mm e estão agrupadas em cinco ou mais em uma área de 1cm². São as menores estruturas encontradas numa mamografia, dificultando sua localização e análise, necessitando-se assim, imagens com alta resolução e equipamentos radiológicos aprimorados (MARTINS, 2010).

Diante disso, Martins (2010) nota a necessidade de um esclarecimento diagnóstico mais amplo nos exames mamográficos, ou seja uma melhor compreensão das diferenças morfológicas das microcalcificações. Esgotando todas as interpretações possíveis das microcalcificações encontradas e diminuindo assim o número de biópsias desnecessárias, devido ao elevado custo (MARTINS, 2010).

Silva (2013) e Oliveira (2001) afirmam que as características das microcalcificações estão ligadas diretamente com o seu grau de malignidade, sendo a forma e a distribuição as de maior importância. Diante disso, Silva (2013) analisou e descreveu as características da seguinte forma:

- a) tamanho: possuem diâmetro menor ou igual a 0,5mm; quanto menor a estrutura, maior a probabilidade de ser maligna;
- b) número: são suspeitas quando houver cinco ou mais estruturas em uma área de 1cm²;
- c) densidade: estruturas malignas são densas e possuem variação de densidade;
- d) forma: quanto maior a heterogeneidade maior a suspeita de malignidade;
- e) distribuição: em maioria, espalhadas ou regionais são benignas e segmentares são malignas.

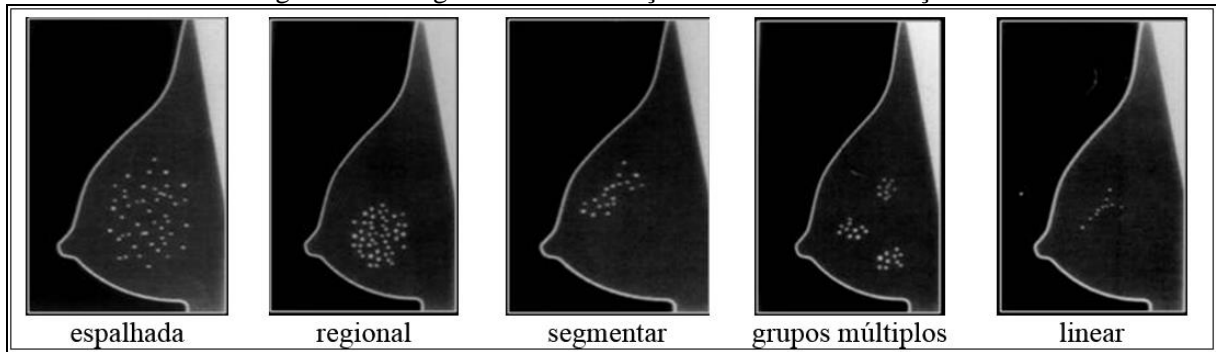
Através da mamografia pode-se analisar as características das microcalcificações e diagnosticar um câncer em desenvolvimento quando ainda não for palpável, como carcinoma Ductal *in Situ* (LINS; BERNZ, 1999). Carcinoma Ductal *in Situ* é curado com mastectomia em 98% dos casos, e em cerca de 75% a 95% dos casos há presença de microcalcificações (VIANNA, 2001).

Para Oliveira (2001), a análise das características das microcalcificações é a chave para determinar seu grau de malignidade, sendo a distribuição uma das características mais importantes a serem avaliadas. Diante disso, Cardenosa et al. (1996) classificaram as distribuições em cinco categorias:

- a) espalhada: são aleatoriamente distribuídas em toda a mama;
- b) regional: espalhadas em um volume maior no tecido da mama;
- c) segmentar: são preocupantes por sugerirem depósito em um ducto e seus ramos;
- d) grupos múltiplos: quando possuírem similaridade em suas distribuições;
- e) linear: em forma de linha podendo haver ramificações.

A Figura 3 ilustra as categorias de distribuições definidas por Cardenosa et al. (1996).

Figura 3 – Categorias de distribuições das microcalcificações



Fonte: European Society of Radiology (2013).

Para Martins (2010), as distribuições espalhadas e regionais são benignas na maioria dos casos. Quando lineares ou segmentares com diversos ramos, a probabilidade de serem malignas é maior. De acordo com as estatísticas, as distribuições lineares e segmentares apresentaram em torno de 50% e 56% de malignidade e as regionais 0% de malignidade (BENT et al., 2009).

2.3 OPERAÇÕES MORFOLÓGICAS

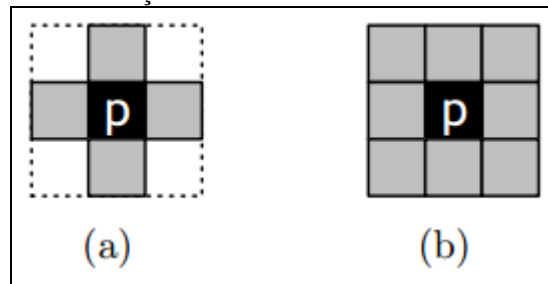
Os operadores morfológicos são muito utilizados em aplicações de processamento de imagens para análise e descrição de objetos. Seus principais operadores são extração de componentes conexas, busca de padrões específicos em imagens, delimitação do fecho convexo, extração de bordas dos objetos, afinamento de bordas, entre outras (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

2.3.1 Componentes conexas

De acordo com Pedrini e Schwartz (2008, p. 31), para se estabelecer limites entre os objetos numa imagem, um dos conceitos mais importantes utilizados é a conectividade. Verifica-se se dois elementos são conexos através de um tipo de vizinhança e elementos de similaridade, que podem ser intensidade de cinza, cor ou textura (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008, p. 31).

Klava (2006) definiu dois tipos de vizinhança, de conectividade 4 e de conectividade 8. Os pixels ao redor de um determinado pixel na direção horizontal ou vertical, classificam-se como conectividade quatro. Já os pixels posicionados em qualquer direção, horizontal, vertical e diagonal, denota-se como conectividade oito (KLAVA, 2006).

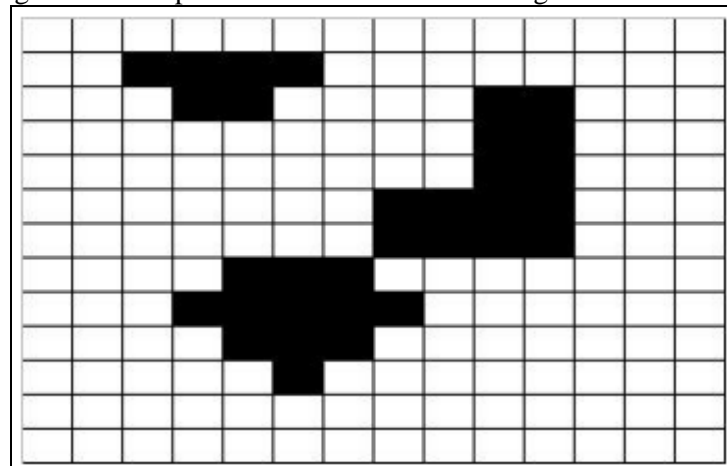
Figura 4 – Diferenças entre conectividade 4 e conectividade 8



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

Diante disso, Pedrini e Schwartz (2008, p. 32) definem que os elementos em uma imagem que possuem um caminho entre si, através da análise da vizinhança, são chamados de componentes conexas. A Figura 5 ilustra três componentes conexas, caso seja considerada vizinhança 4 ou duas componentes conexas se for considerado vizinhança 8 (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008, p. 32).

Figura 5 – Componentes conexas em uma imagem bidimensional

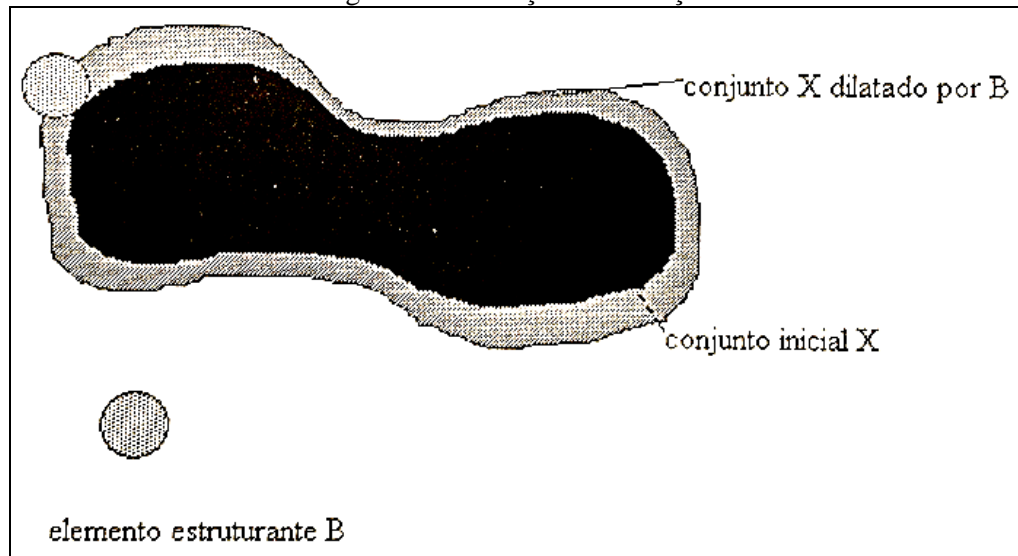


Fonte: Pedrini e Schwartz (2008).

2.3.2 Dilatação

A dilatação tem como função aumentar, dilatar, os elementos de uma imagem através da união de lacunas (GONZALEZ; WOODS, 2010). Facon (1996) define a dilatação como uma operação no conjunto X por um elemento estruturante B , onde o elemento estruturante B percorre o conjunto X verificando uma possível interseção em cada pixel que se caso positivo, gera um pixel relevante na imagem resultante. A Figura 6 ilustra esse cenário.

Figura 6 – Definição da dilatação

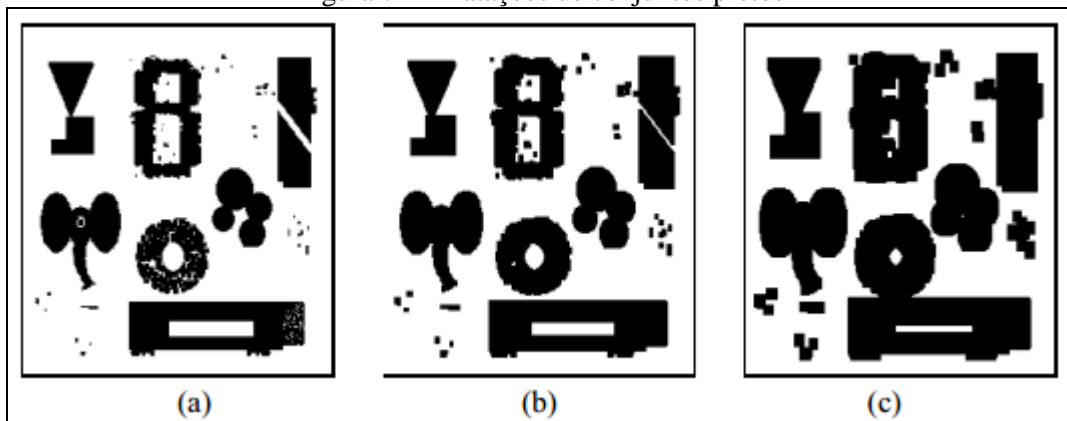


Fonte: Facon (1996).

Os principais efeitos da dilatação são engordar partículas, preencher pequenos buracos, conectar grãos próximos. Ou seja, além de expandir um determinado objeto, a dilatação também conecta conjuntos separados, uma vez que o elemento estruturante seja maior que o espaço entre esses conjuntos.

Segundo Facon (2011), quando se aplica a dilatação em uma imagem binária e maior o elemento estruturante utilizado for, menor o ruído branco ficará e maior os objetos pretos ficarão, podendo criar deformações e conexão entre os objetos (FACON, 2011). A Figura 7 ilustra a explicação de Facon (2011) dilatando o elemento estruturante em até três vezes.

Figura 7 – Dilatações de conjuntos pretos



Fonte: Facon (2011).

2.4 TRABALHOS CORRELATOS

Diversas pesquisas vêm sendo realizadas para auxiliar os especialistas na análise e diagnóstico em mamografias. Esta seção apresenta três trabalhos correlatos com seus objetivos, técnicas utilizadas e resultados: a segmentação de imagens de mamografias digitais

de Mascaro (2007), sistema de processamento de imagens mamográficas e auxílio ao diagnóstico via internet de Angelo (2007) e sistema de auxílio na avaliação de calcificações mamárias por processamento digital de imagens e inteligência artificial de Elpídio (2012). A última seção apresenta uma tabela comparativa entre esses trabalhos.

2.4.1 Segmentação de imagens de mamografias digitais

O objetivo do trabalho de Mascaro (2007) era realizar uma análise de imagens mamográficas através de suas texturas. Para a realização desta análise, as imagens foram comparadas utilizando um índice de fidelidade, que avalia a similaridade entre elas. Inicialmente o índice de fidelidade utilizado foi de -1 a 1, sendo 1 quando as imagens fossem idênticas. O problema deste índice para a comparação de texturas é que o mesmo tem aplicação restrita por não considerar informações estruturais de uma imagem, como por exemplo, a distribuição de cores. Para resolver este problema, uma nova informação foi adicionada ao índice, o Histograma da Soma (HS). Para a realização dos testes, Mascaro (2007) utilizou a base MIAS (SUCKLING, 1994).

Na primeira etapa, o novo índice foi utilizado para realizar a segmentação entre o filme e a borda da mama. Para isso, a imagem foi dividida em regiões e percorrida comparando as texturas e classificando-as em grupos, onde cada grupo de textura recebeu uma cor. Para isolar a borda da mama um problema foi encontrado, o filme não se apresentava como uma região uniforme, com apenas uma cor, devido a radiação extra-focal. Para resolver este problema, uma limiarização global foi aplicada para eliminar o fundo e após isto excluir a borda (MASCARO, 2007).

Na segunda etapa, o mesmo índice foi utilizado para identificar e classificar os tecidos mamários em adiposo, glandular e glandular denso. Para a realização desta etapa, uma coleção de amostras de imagens de tecidos foi utilizada, onde a imagem novamente foi dividida em regiões e classificada conforme o maior grau de semelhança entre a coleção (MASCARO, 2007).

Uma análise de desempenho foi realizada utilizando outros descritores de textura, sendo eles o *Local Binary Pattern* (LBP) e o *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). O LBP compara cada pixel da imagem com seus oito vizinhos e atribui um peso para cada um. Porém apresentou alguns problemas como a alta atribuição de pesos e a não consideração das cores dos pixels. Para a resolução do problema de altos pesos, novas matrizes foram adicionadas para equilibrar o peso de cada posição, e para a desconsideração das cores, um novo elemento que representava a cor da região em análise foi adicionado. O resultado

aproximou-se ao HS para a classificação dos tecidos, mas a região de tecido adiposo ainda foi confundida com o filme. Já o GLCM informa a distribuição de cores e os resultados foram semelhantes aos do HS. Porém, o GLCM tem alto custo computacional, pois leva aproximadamente 1000 vezes mais tempo em comparação ao HS (MASCARO, 2007).

Redes neurais de aprendizado não-supervisionado como Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen (*Self Organized Maps* - SOM) e o K-Médias também foram utilizados para a análise. Mascaro (2007) observou nos resultados da rede de SOM que quanto maior a quantidade de classes, mais detalhes os tecidos terão, como por exemplo veias sanguíneas, dutos e melhor contorno das regiões. O K-Médias também apresentou bons resultados, e não foram encontradas diferenças entre as duas redes, porém o K-Médias apresentou uma opção menos custosa computacionalmente em relação ao SOM que possui um algoritmo mais complexo. Devido ao bom nível de detalhamento dos tecidos através das redes neurais, Mascaro (2007) conclui como sendo uma boa opção para a análise dos formatos das lesões.

2.4.2 Sistema de processamento de imagens mamográficas e auxílio ao diagnóstico via internet

O trabalho de Angelo (2007) permite o envio de imagens digitalizadas e digitais no padrão *Digital Imaging and Communications in Medicine* (DICOM) via-Internet para processá-las e identificar possíveis nódulos e clusters de microcalcificações. Também foi disponibilizado ao usuário o envio da mamografia inteira ou apenas a região de interesse. Quando a imagem é de padrão DICOM uma rotina para a extração da imagem *Tagged Image File Format* (TIFF) é necessária. Para segmentar a mama, uma limiarização global foi necessária para encontrar a borda da mama e isolar da imagem digital mamográfica.

Para a seleção automática de regiões de interesse, dois filtros foram analisados: Laplaciano e Sobel. Após os testes, o filtro Sobel foi selecionado por apresentar melhor resultado, enquanto o filtro Laplaciano apresentava ruídos. Em seguida, uma nova limiarização foi necessária para classificar cada pixel entre objeto ou fundo e uma binarização foi realizada restando apenas pixels delimitados numa área de interesse de 9 cm². Logo após, a imagem é percorrida armazenando os pixels de interesse num vetor com as informações do bloco da qual foi retirada (ANGELO, 2007).

Nas regiões com nódulos as técnicas apresentaram bom desempenho, porém em regiões com clusters de microcalcificações, o cluster era dividido. Para a resolução deste problema, o especialista terá que estabelecer um raio que será utilizado como parâmetro de distância entre as microcalcificações. Mamas densas também apresentaram problema por

possuir pouco contraste, sendo necessária a aplicação de uma técnica de equalização para melhorar o contraste (ANGELO, 2007).

Para a classificação dos resultados, duas redes *Backpropagation* foram implementadas. Uma para classificar os clusters de microcalcificações em suspeitos ou não suspeitos, e outra para a classificação dos nódulos em categorias *Breast Imaging-Reporting and Data System* (BI-RADS). Para a classificação dos nódulos, uma rede neural SOM e uma Matriz de Covariância foram utilizadas para a extração de descritores de textura com objetivo de caracterizar o contorno. O resultado dessa extração serviu de entrada para duas redes neurais, uma *Multi-Layer Perceptron* (MLP) e outra SOM. Para o treinamento dessas redes, as categorias 2 e 6 do BI-RADS não foram consideradas por serem bem definidas e pré-determinadas, conforme a orientação de especialistas. Devido a categoria 4 possuir subcategorias muito específicas, apenas foi definido que um padrão poderia estar nesta categoria (ANGELO, 2007).

O resultado das imagens digitalizadas para a análise de nódulos foi de 92% para verdadeiros-positivos, e para a análise de microcalcificações foi 93% para verdadeiros-positivos. Para as imagens digitais, os resultados foram de 89% verdadeiros-positivos para a análise de nódulos, e 90% verdadeiros-positivos para a análise de microcalcificações (ANGELO, 2007).

Angelo (2007) concluiu que a diferença de acertos entre imagens digitalizadas e imagens digitais ocorre pelo fato da diferença de contraste entre elas, onde as imagens digitalizadas possuem maior variação de intensidade gerando um realce mais visível, e já nas imagens digitais essa maior variação não ocorre devido ao ruído ser menor. Também observou que o tempo de processamento entre os dois tipos de imagens foi semelhante.

2.4.3 Sistema de auxílio na avaliação de calcificações mamárias por processamento digital de imagens e inteligência artificial

Elpídio (2012) propôs um esquema para a extração de características morfológicas das calcificações utilizando uma Rede Neural Artificial (RNA) *Perceptron* Múltiplas Camadas (PMC) para classificar de acordo com o BI-RADS. Também utilizou um sistema de Raciocínio Baseado em Casos (RBC) para realizar a atribuição das classificações às mamografias.

As mamografias utilizadas para realizar a extração das informações possuíam o formato DICOM. A seleção da região de interesse (*Region of Interest* - ROI) era feita manualmente, passando em seguida por uma limiarização. Também foram utilizados ROIs

sintéticos que eram gerados a partir de um algoritmo, que simulavam calcificações reais, para realizar o treinamento da RNA e ampliar o número de amostras. Para realizar o treinamento da RNA, Elpídio (2012) utilizou o algoritmo de aprendizado *Backpropagation*. Em seguida, eram extraídas as seguintes características de cada ROI: área, perímetro, variância, excentricidade, nível de compacidade e circularidade.

O RBC foi utilizado para indicar o nível BI-RADS dos casos de calcificações, usado a representação de atributo-valor. Essa representação foi escolhida devido à facilidade e simplicidade de implementação, além de apresentar boa solução para o armazenamento e recuperação dos dados. Testes realizados com a RNA resultaram em 98% de acertos (ELPÍDIO, 2012).

2.4.4 Comparativo entre trabalhos

A partir das informações obtidas com os trabalhos, apresenta-se o Quadro 1 com as principais características de cada um.

Quadro 1 – Características dos trabalhos

Características	Mascaro (2007)	Angelo (2007)	Elpídio (2012)
Segmentação da mama do filme	Sim	Sim	Sim
Motivo para a utilização de redes neurais	Classificação dos tecidos	Extração das características dos nódulos, e classificação dos nódulos e <i>clusters</i> de microcalcificações	Extração das características das classificações
Algoritmos utilizados	Histograma da soma, LBP, GLCM, SOM e K-Médias	Limiarização, Sobel, Equalização, Histograma, Transformada <i>Watershed</i> , SOM, Matriz de Covariância, MLP, <i>Backpropagation</i>	PMC, RBC, limiarização, <i>Backpropagation</i> TSP
Origem das amostras	Mini MIAS - <i>MiniMammographic Database</i>	Mamografias digitalizadas fornecidas pelo Hospital da UNESP e mamografias digitais fornecidas IMEDI	ROIs sintéticos, mamografias digitais fornecidas pela clínica de estudo CJLR
Ambiente de programação	MatLab	Macromedia Dreamweaver MX, Delphi 7	MatLab
Classificação BI-RADS	Não	Sim	Sim

A partir das informações do Quadro 1 pode-se observar que os três trabalhos realizaram a segmentação da mama do filme para evitar que qualquer ruído pudesse interferir na análise.

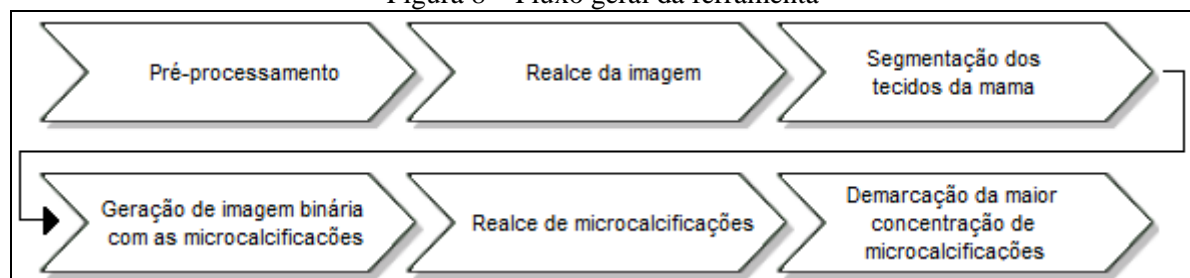
Angelo (2007) e Elpídio (2012) utilizaram redes neurais para extrair características da mamografia com o algoritmo de aprendizagem *Backpropagation* e classificaram conforme o BI-RADS, enquanto Mascaro (2007) utilizou redes neurais para realizar a segmentação dos tecidos.

Angelo (2007) e Elpídio (2012) utilizaram imagens digitais e o auxílio de especialistas para a análise dos casos. Mascaro (2007) utilizou uma base pronta de imagens digitalizadas, o que pode dificultar a análise por apresentar mais ruídos. Mascaro (2007) e Elpídio (2012) usaram o software MatLab que possui funções de cálculos numéricos, como os com matrizes, que auxiliam no processamento de imagem, além de possuir boa performance.

2.5 SISTEMA ATUAL

Krause (2013) desenvolveu uma ferramenta para detectar e realçar microcalcificações mamárias em imagens mamográficas digitalizadas da base de dados *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS) (SUCKLING, 1994). A ferramenta foi desenvolvida na linguagem de programação Java, no ambiente de desenvolvimento Netbeans, e foram utilizadas duas bibliotecas, JavaCV e MigLayout. As etapas desenvolvidas por Krause (2013) estão ilustradas na Figura 8.

Figura 8 – Fluxo geral da ferramenta

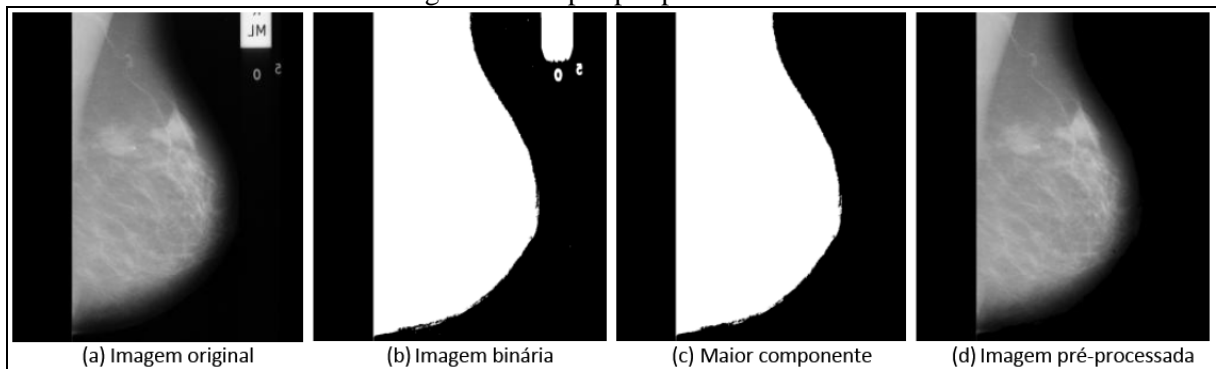


Fonte: Krause (2013).

A primeira etapa do fluxo, o pré-processamento, consiste em encontrar a maior componente conexa na imagem, que corresponde a mama, e eliminar o fundo, descartando possíveis ruídos. Para isso, Krause (2013) utilizou um algoritmo de limiarização com valor padrão limiar de 12, sendo possível alterar esse valor na aba de preferências. Desta forma, todos pixels com valor acima desse limiar recebem a cor branca, e os abaixo a cor preta, resultando numa imagem binária.

A partir da imagem binária, a ferramenta verifica a maior componente conexa, cria uma nova imagem somente com a mama, e o restante da região recebe a cor preta (KRAUSE, 2013). Etapas da imagem são ilustradas na Figura 9.

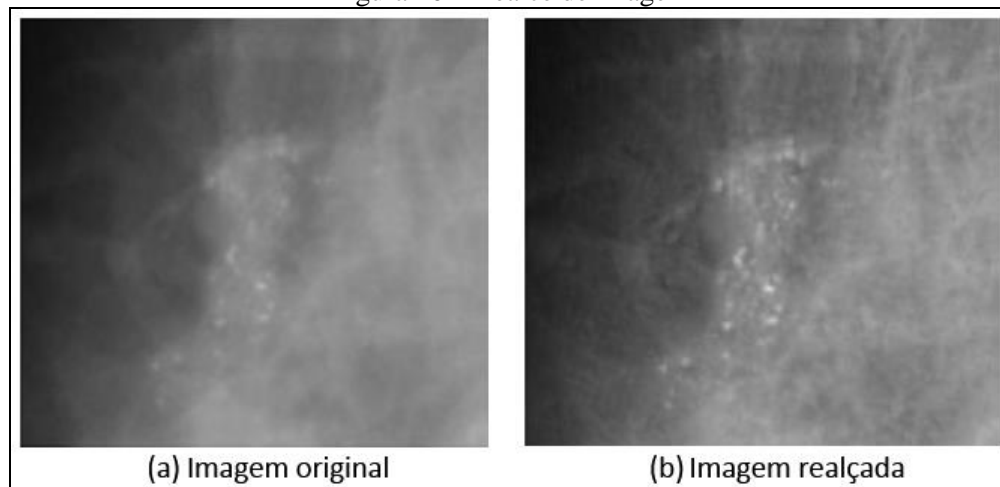
Figura 9 – Etapas pré-processamento



Fonte: Krause (2013).

Na segunda etapa, o realce da imagem, o objetivo é gerar uma nova imagem realçada, a partir da pré processada, destacando e melhorando detalhes que possam estar desfocados (KRAUSE, 2013). Para realizar o realce da imagem, Krause (2013) utilizou os operadores morfológicos *top-hat*, para acentuação das estruturas de alta intensidade, e *black-hat* para encontrar os vales e depressões da imagem, subtraindo-a da imagem anterior, para acentuar as estruturas de baixa intensidade. Um exemplo de imagem realçada pode vista na Figura 10.

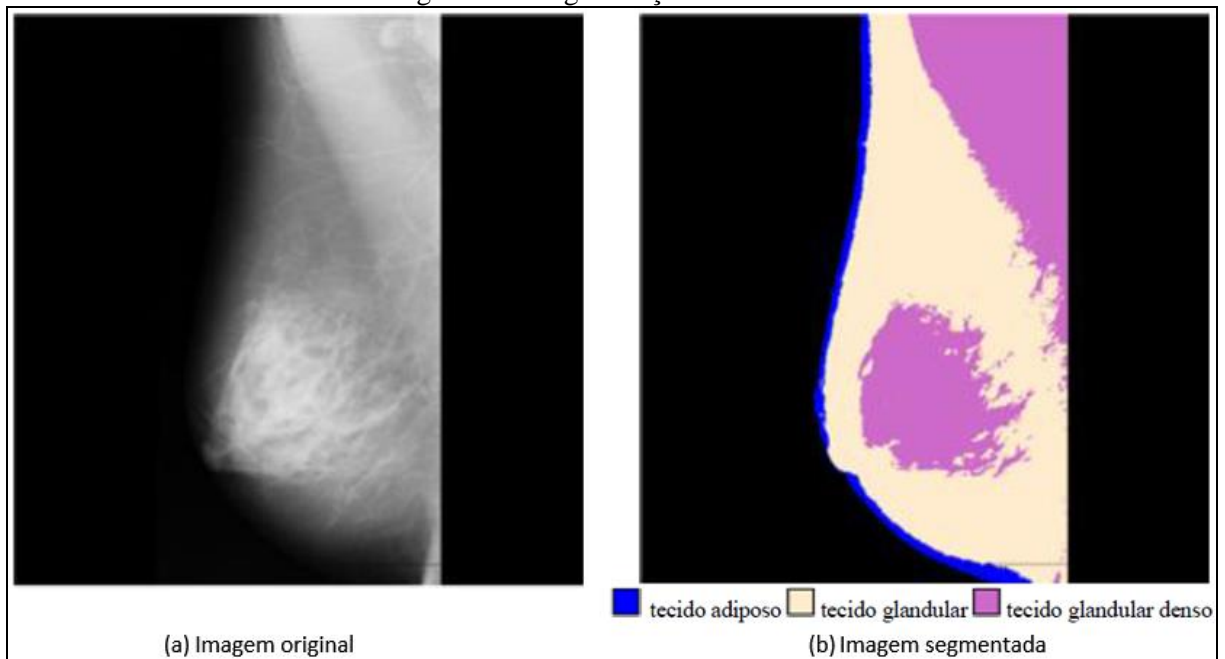
Figura 10 – Realce de imagem



Fonte: Krause (2013).

Na terceira etapa, segmentação dos tecidos da mama, o objetivo é classificar os tecidos mamários em adiposo, glandular e glandular denso. Esta segmentação é feita pelo nível de cinza do pixel, e esses valores foram definidos através de testes (KRAUSE, 2013). Segundo Krause (2013), essa etapa é importante quando for utilizado um limiar diferente para o tecido glandular denso, ou seja, para a ferramenta não classificar alguma parte muito densa do tecido como alguma possível microcalcificação. A Figura 11 ilustra a etapa de segmentação.

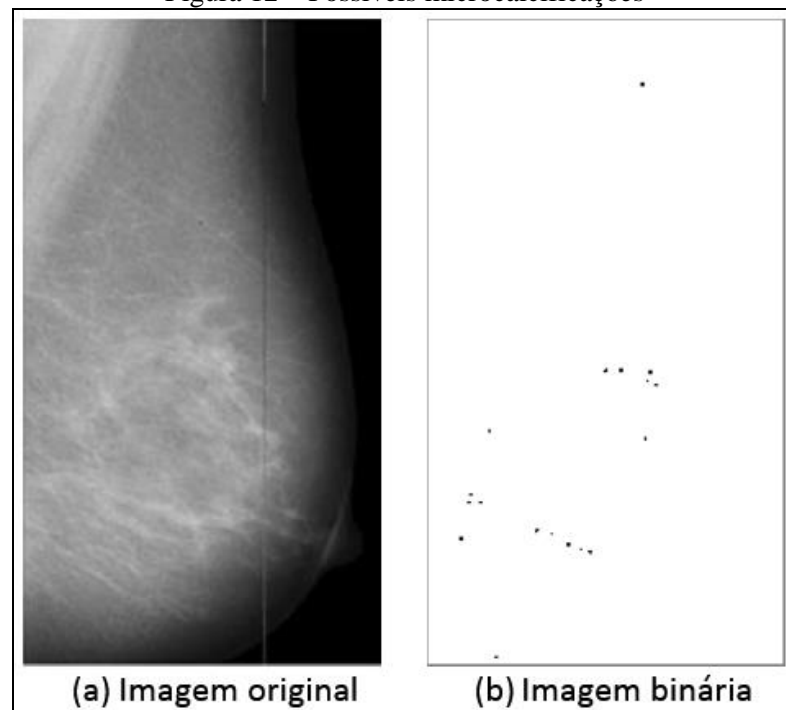
Figura 11 – Segmentação dos tecidos



Fonte: Krause (2013).

Na quarta etapa, geração de imagem binária das possíveis microcalcificação, são necessárias duas limiarizações para a criação da imagem binária, uma para a região densa da mama e a outra para o restante da imagem. Os valores desses limiares foram retirados dos testes, mas podem ser alterados nas preferências. O segundo limiar foi necessário pois em algumas situações o contraste da microcalcificação no tecido denso é menor no que nos outros (KRAUSE, 2013). Dessa forma, a ferramenta gera uma imagem binária com as possíveis microcalcificações, conforme a Figura 12.

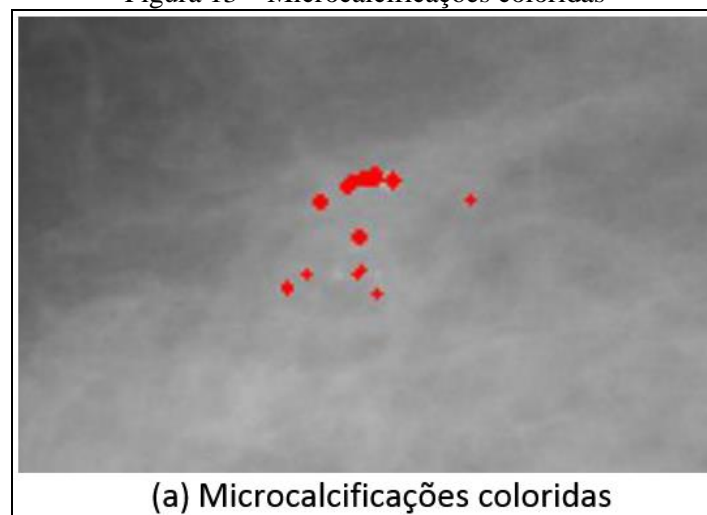
Figura 12 – Possíveis microcalcificações



Fonte: Krause (2013).

Na quinta etapa, geração da imagem final, as possíveis microcalcificações e seus pixels vizinhos recebem uma cor que pode ser alterada na aba de preferências, a finalidade dessa função, é facilitar a visualização, conforme a Figura 13.

Figura 13 – Microcalcificações coloridas

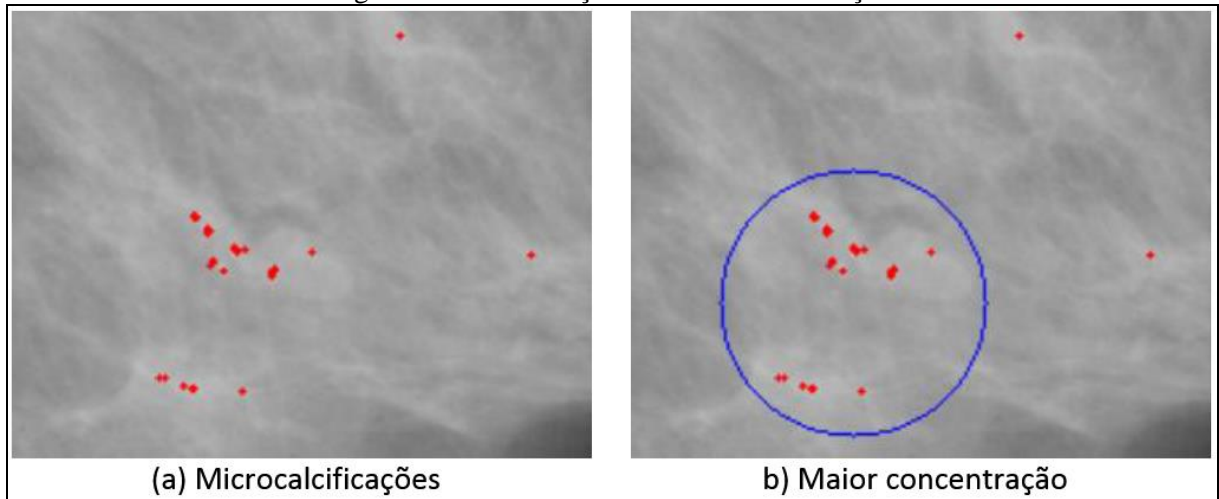


Fonte: Krause (2013).

Na sexta e última etapa, demarcação da maior concentração de microcalcificações, demarca a maior concentração de microcalcificações, utilizando um raio padrão de 45 pixels podendo ser alterado na aba de preferências. A ferramenta percorre todas as microcalcificações e armazena numa lista com sua coordenada, após isso, verifica o ponto

com maior quantidade de vizinhos (KRAUSE, 2013). A demarcação da maior concentração é ilustrada na Figura 14.

Figura 14 – Demarcação da maior concentração



Fonte: Krause (2013).

Porém, há situações em que no exame pode haver mais de um *cluster* de microcalcificações, nomeados de múltiplos. No cenário atual, esses demais *clusters* serão ignorados, e apenas o maior será destacado, impossibilitando assim, a sua classificação.

3 DESENVOLVIMENTO

Este capítulo apresenta as etapas para o desenvolvimento da ferramenta proposta. A seção 3.1 apresenta os principais requisitos funcionais e não funcionais. A seção 3.2 apresenta a especificação da ferramenta. A seção 3.3 apresenta de forma detalhada a implementação e a seção 3.4 apresenta os resultados obtidos, discussões e sugestões de melhoria.

3.1 REQUISITOS PRINCIPAIS DO PROBLEMA A SER TRABALHADO

A ferramenta contempla os seguintes Requisitos Funcionais (RF) e Requisitos Não Funcionais (RNF):

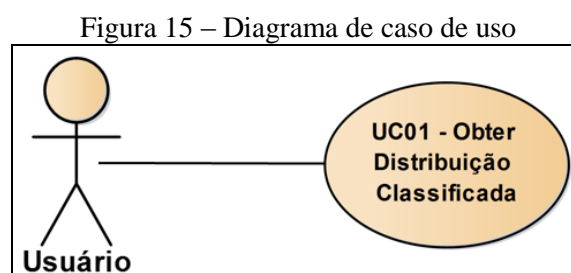
- a) permitir que o usuário selecione uma imagem já existente no computador para realizar a análise (RF);
- b) utilizar técnicas de segmentação e realce implementadas por Krause (2013), a fim de gerar uma nova imagem que mostre de forma realçada as possíveis microcalcificações (RF);
- c) utilizar técnicas de divisão em quadrantes, para definir como as microcalcificações estão distribuídas (RF);
- d) classificar a distribuição das microcalcificações em: grupos múltiplos, espalhada, regional, segmentada, ou em linha (RF);
- e) ser implementada utilizando a linguagem de programação Java (RNF);
- f) ser implementada utilizando a biblioteca javaCV (RNF).

3.2 ESPECIFICAÇÃO

Essa seção apresenta dois diagramas modelados na ferramenta Enterprise Architect (EA), o diagrama de casos de uso e o diagrama de pacotes.

3.2.1 Diagrama de caso de uso

Nesta seção é apresentado o caso de uso da ferramenta, de acordo com a Figura 15, onde identificou-se apenas um ator nomeado *Usuário*.



O caso de uso UC01 - Obter distribuição classificada está detalhado no Quadro 2.

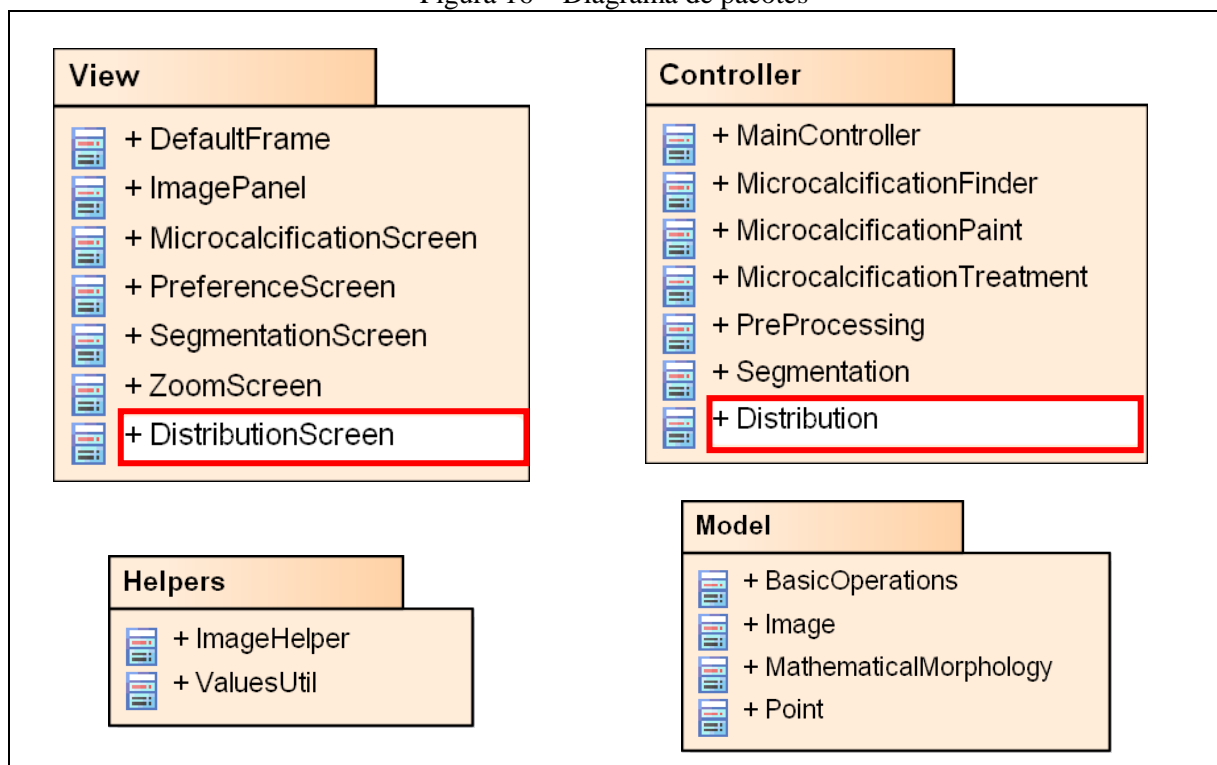
Quadro 2 – Caso de uso UC01 - Obter distribuição classificada

Número	01
Caso de Uso	Obter distribuição classificada
Descrição	Este caso de uso tem como objetivo classificar a distribuição das microcalcificações.
Ator	Usuário
Pré-condições	Ferramenta acessível e imagens na máquina.
Cenário Principal	<ol style="list-style-type: none"> 1. O Usuário seleciona a aba Distribuições. 2. O Usuário seleciona o botão Carregar. 3. A ferramenta exibe a consulta às pastas do computador. 4. O Usuário seleciona a imagem que deseja analisar. 5. A ferramenta exibe a imagem escolhida. 6. O Usuário seleciona o botão Processar. 7. A ferramenta informa o tipo de distribuição.
Fluxo Alternativo 1	A partir do passo 5 o Usuário pode efetuar o zoom da imagem clicando em cima da imagem desejada.

3.2.2 Diagrama de pacotes

Essa seção exibe a estrutura da ferramenta com seus respectivos pacotes e classes. Para melhor visualização e organização, Krause (2013) dividiu a ferramenta em quatro pacotes, sendo eles Model, Controller, View e Helpers. Neste trabalho, foram desenvolvidas duas novas classes, *DistributionScreen* no pacote view e *Distribution* no pacote controller. A Figura 16 ilustra a estrutura estendida, ou seja, com as novas classes inclusas.

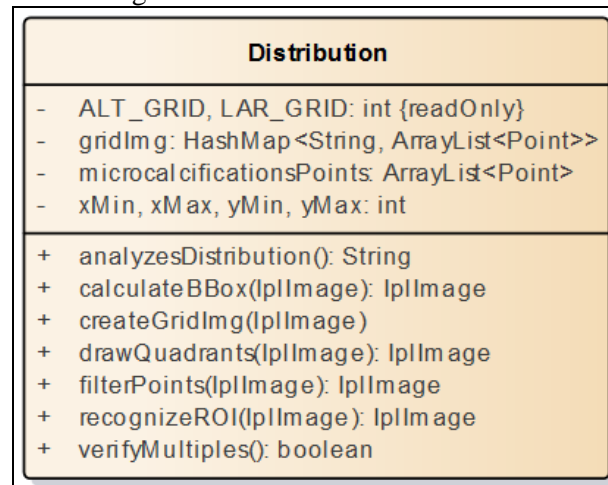
Figura 16 – Diagrama de pacotes



A classe `DistributionScreen` que é responsável por manter a aba de distribuição na ferramenta, onde é feita a entrada da imagem selecionada pelo `Usuário` e a saída do processamento dessa imagem. Essa classe também é responsável pelo evento do `zoom` da imagem, quando clicada pelo `Usuário` para melhor visualização.

A classe `Distribution` é responsável por todo processamento da imagem para a classificação da distribuição, cujos métodos e os atributos estão ilustrados na Figura 17.

Figura 17 – Classe `Distribution`



O método `recognizeROI` gera uma nova imagem apenas com a região de interesse, no caso a mama. O método `createGridImg` cria uma *grid* da imagem para então chamar o método `filterPoints` que eliminará as falsas microcalcificações. Depois disso, é verificado se a distribuição é múltipla através do método `verifyMultiples`, caso negativo, calcula-se os valores da *Bounding Box* utilizando o método `calculateBBox` e utiliza-se esses valores para analisar o tipo de distribuição com o método `analyzesDistribution`, que indicará se a distribuição é espalhada, regional, segmentar ou linear.

3.3 IMPLEMENTAÇÃO

Nas próximas seções são apresentadas as técnicas e ferramentas utilizadas para o desenvolvimento da ferramenta. Também são apresentadas as principais rotinas envolvendo a distribuição das microcalcificações e a operacionalidade da implementação.

3.3.1 Técnicas e ferramentas utilizadas

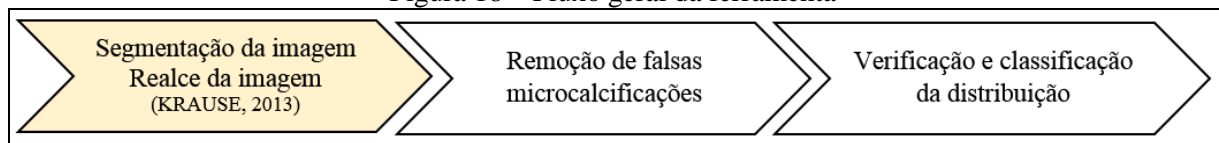
Para o desenvolvimento desta ferramenta foi utilizado o ambiente de desenvolvimento Netbeans IDE 8.0.2, utilizando a linguagem de programação Java versão oito. Também foram utilizadas as bibliotecas de visão computacional JavaCV e o gerenciador de *layout* MigLayout. A biblioteca JavaCV é uma implementação em Java da biblioteca OpenCV que

apenas é utilizável para C e C++. Dessa biblioteca foram utilizadas rotinas como abertura de arquivos de imagem, segmentação, operadores morfológicos, conversão para tons de cinza entre outros. Já a biblioteca MigLayout, foi utilizada para a criação da *interface* com o usuário.

3.3.2 Fluxo geral da aplicação

As seções a seguir descrevem a implementação da ferramenta para a classificação da distribuição das microcalcificações, conforme etapas ilustradas na Figura 18.

Figura 18 – Fluxo geral da ferramenta



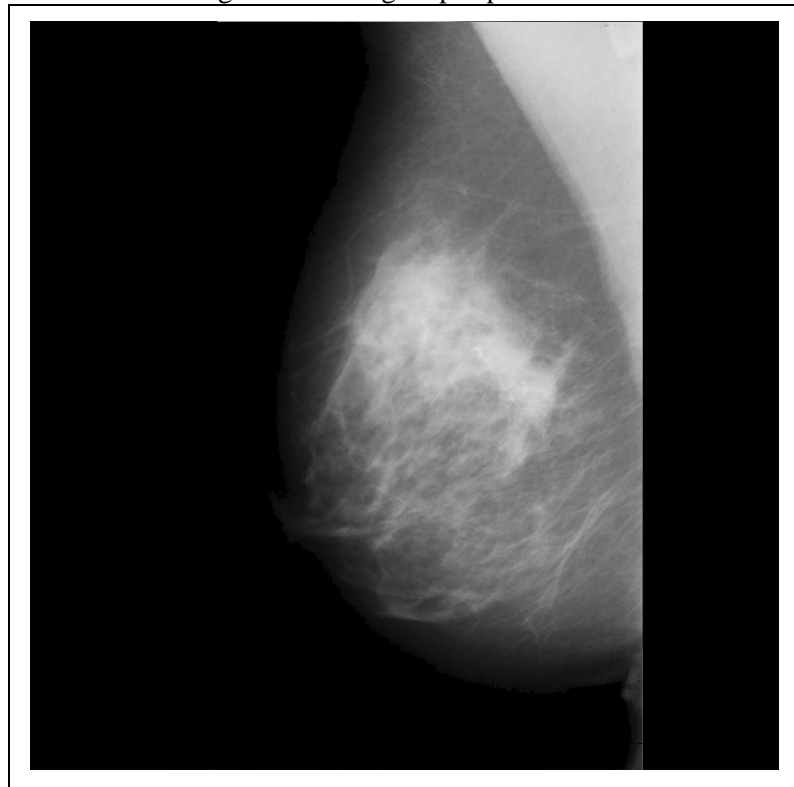
Conforme ilustrado na Figura 18, as etapas envolvidas são: segmentação da imagem e realce da imagem, métodos já implementados por Krause (2013), geração do grid, remoção de falsas microcalcificações, verificação e classificação da distribuição.

3.3.2.1 Segmentação e realce da imagem

A primeira etapa da ferramenta é carregar a imagem selecionada pelo usuário a partir de um diretório existente. Todas as imagens utilizadas na ferramenta são da base de dados MIAS. Elas foram manipuladas (ver seção 3.41), pois não tinham os tipos de distribuições necessárias para a realização dos testes.

Após o usuário selecionar a imagem e a mesma estiver carregada na ferramenta, chama-se o método `mc.getPreProcessedImage`, passando a imagem selecionada como parâmetro. Esse método é utilizado para realizar a segmentação da mama do filme, ou seja, gerar uma nova imagem contendo apenas a mama e o fundo preto, eliminando possíveis ruídos. A Figura 19 ilustra o resultado desta operação.

Figura 19 – Imagem pré-processada



A partir desta nova imagem nomeada `preProcessedImage`, cria-se uma nova imagem apenas com a região de interesse, no caso a mama, devido ao fundo, correspondente ao filme, não conter informações relevantes a ferramenta. Esse redimensionamento é realizado através da implementação do método `recognizeROI`. Para isso, foi necessário criar uma imagem binária, encontrar a maior componente conexa que corresponde a mama, salvar os valores desta componente conexa e criar uma nova imagem apenas com estes valores, conforme mostra o código do Quadro 3.

Quadro 3 – Código responsável por encontrar a região de interesse

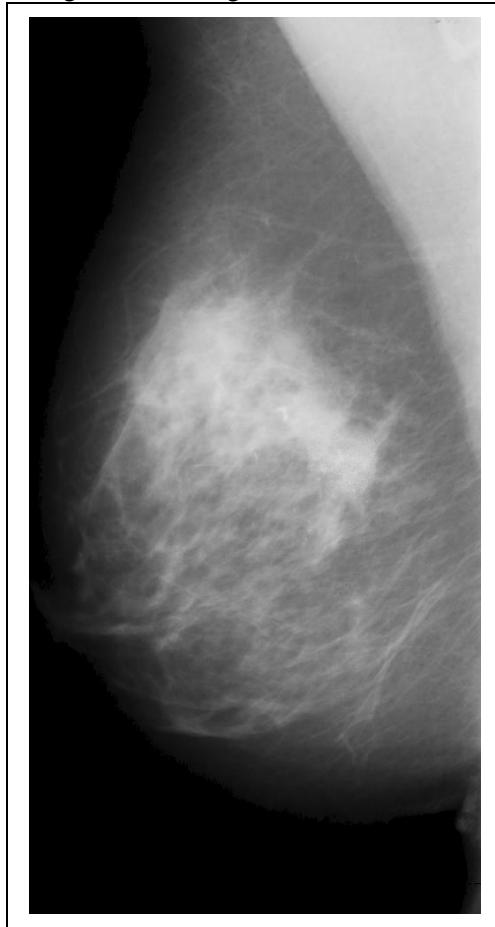
```

1.  IplImage binaryImage = IplImage.create(preProcessedImage.width(),
                                          preProcessedImage.height(),
                                          preProcessedImage.depth(),
                                          preProcessedImage.nChannels());
2.
3.  cvThreshold(preProcessedImage, binaryImage, ValuesUtil.preProcessingThreshold,
              255, CV_THRESH_BINARY);
4.
5.  CvMemStorage mem = opencv_core.CvMemStorage.create();
6.  CvSeq contours = new opencv_core.CvSeq();
7.  CvPoint cvPoint = new opencv_core.CvPoint(0, 0);
8.
9.  cvFindContours(binaryImage, mem, contours,
                 Loader.sizeof(opencv_core.CvContour.class), CV_RETR_CCOMP,
                 CV_CHAIN_APPROX_SIMPLE, cvPoint);
10.
11. .... // INICIALIZAÇÃO DE VARIÁVEIS
12.
13. for (int i = 0; i < contours.total(); i++) {
14.     CvPoint p = new opencv_core.CvPoint(cvGetSeqElem(contours, i));
15.
16.     if (p.y() > yMaior) {
17.         yMaior = p.y();
18.     }
19.
20.     if (p.x() > xMaior) {
21.         xMaior = p.x();
22.     }
23.
24.     if (p.y() < yMenor) {
25.         yMenor = p.y();
26.     }
27.
28.     if (p.x() < xMenor) {
29.         xMenor = p.x();
30.     }
31. }
32.
33. IplImage roi = cvCloneImage(preProcessedImage);
34. cvSetImageROI(roi, new CvRect(xMenor, yMenor,
                                (xMaior - xMenor), (yMaior - yMenor)));
35.
36. IplImage newROI = IplImage.create(opencv_core.cvGetSize(roi),
                                    roi.depth(), roi.nChannels());
37. cvCopy(roi, newROI);

```

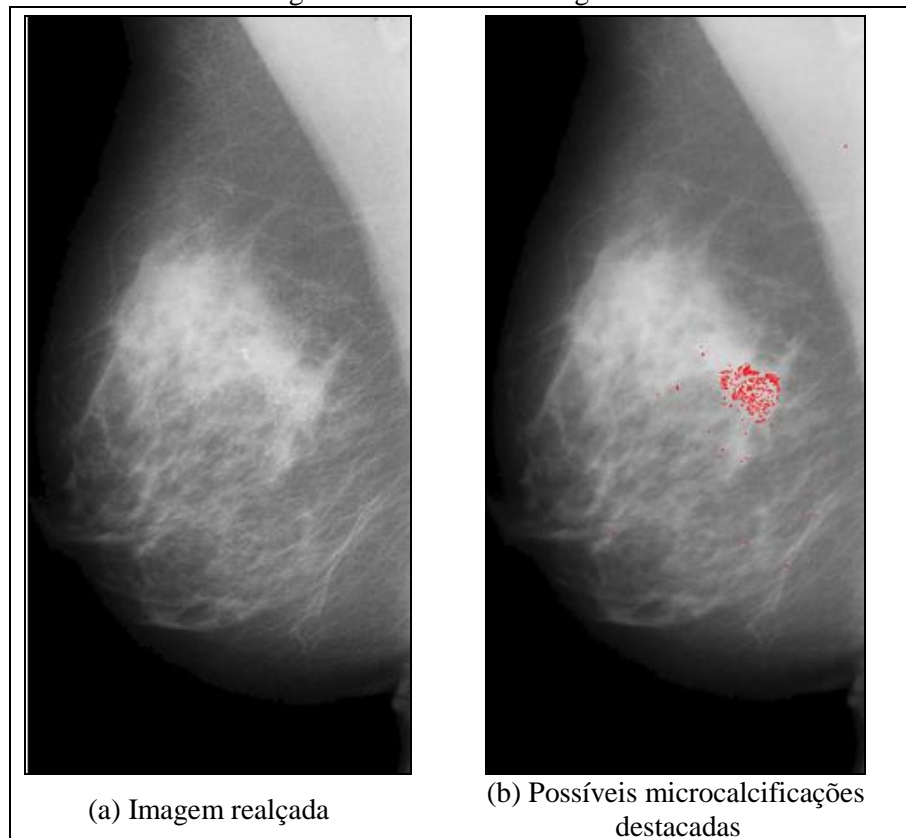
No Quadro 3, nas linhas 1 e 2 cria-se a imagem binária a partir do limiar definido. Entre as linhas 5 e 9, realiza-se a busca da maior componente conexa, que nesta etapa retornará apenas uma, a mama. Na linha 11, são declaradas as variáveis que armazenarão o tamanho da mama para gerar a nova imagem. Entre as linhas 16 e 34 percorre-se os pontos da componente conexa, e armazena-se o maior deles, que corresponderão a altura e largura. Finalmente, nas linhas 36 e 37, uma nova imagem é criada a partir da original, porém, utilizando os valores da componente conexa. O resultado desta operação pode ser visualizado na Figura 20, que ilustra a imagem redimensionada.

Figura 20 – Imagem redimensionada



O próximo passo é fazer o realce e filtragem das microcalcificações utilizando três implementações desenvolvidas por Krause (2013). A primeira delas é `mc.getEnhancedImage`, que realça a imagem através dos operadores morfológicos *top-hat* e *black-hat*. A segunda é `mc.getFilteredMicrocalcificationImage`, que tem como objetivo encontrar possíveis pontos de microcalcificações. A terceira é o método `mc.getPaintedMicrocalcificationImage` que colore os possíveis pontos de microcalcificações. A Figura 21 ilustra o resultado desta etapa.

Figura 21 – Realce da Imagem



3.3.2.2 Remoção de falsas microcalcificações

Na implementação realizada por Krause (2013), após a segmentação e o realce, demarca-se a maior concentração de microcalcificações. Porém, esta solução não se aplica ao problema atual, pois existe um tipo de distribuição com mais de uma concentração, que são as distribuições múltiplas. Diante disso, surgiu a necessidade de realizar uma nova análise dos possíveis pontos demarcados como microcalcificações.

De acordo com Martins (2010, p. 2), as microcalcificações estão agrupadas em cinco ou mais em uma área de 1cm^2 . Realizando a conversão de centímetros para pixels, verificou-se que 1cm corresponde a 37 pixels, sendo assim, 1cm^2 equivale a 1369 pixels (CONVERSOR UNIT CONVERTER, 2009). Desta forma, obteve-se a ideia em dividir a imagem em quadrantes de 10 pixels de largura por 20 pixels de altura. O Quadro 4 apresenta a implementação da criação do *grid* lógico.

Quadro 4 – Geração do grid

```

1.  IplImage microcalcificationsImg =
    cvCloneImage(filteredMicrocalcificationImage);
2.  ByteBuffer bufferMicrocalcificationsImg =
    microcalcificationsImg.getByteBuffer();
3.  ArrayList<Point> pointsImg = new ArrayList<Point>();
4.
5.  for (int y = 0; y < microcalcificationsImg.height(); y++) {
6.      for (int x = 0; x < microcalcificationsImg.width(); x++) {
7.          int imgIndex = y * microcalcificationsImg.widthStep() +
                    x * microcalcificationsImg.nChannels();
8.
9.          int imgValue = bufferMicrocalcificationsImg.get(imgIndex) &
0xFF;
10.
11.         if (imgValue == 255) {
12.             pointsImg.add(new Point(x, y));
13.         }
14.     }
15. }
16.
17. gridImg = new HashMap<String, ArrayList<Point>>();
18. int auxLar = LAR_GRID;
19. int auxAlt = ALT_GRID;
20.
21. while (auxAlt <= microcalcificationsImg.height()) {
22.     while (auxLar <= microcalcificationsImg.width()) {
23.         ArrayList<Point> pointsQuad = new ArrayList<Point>();
24.
25.         for (int i = 0; i < pointsImg.size(); i++) {
26.             if (pointsImg.get(i).getX() <= auxLar &&
                pointsImg.get(i).getY() <= auxAlt) {
27.
28.                 pointsQuad.add(pointsImg.get(i));
29.                 pointsImg.remove(i);
30.             }
31.         }
32.
33.         gridImg.put(auxLar + "," + auxAlt, pointsQuad);
34.         auxLar += LAR_GRID;
35.     }
36.
37.     auxLar = LAR_GRID;
38.     auxAlt += ALT_GRID;
39. }

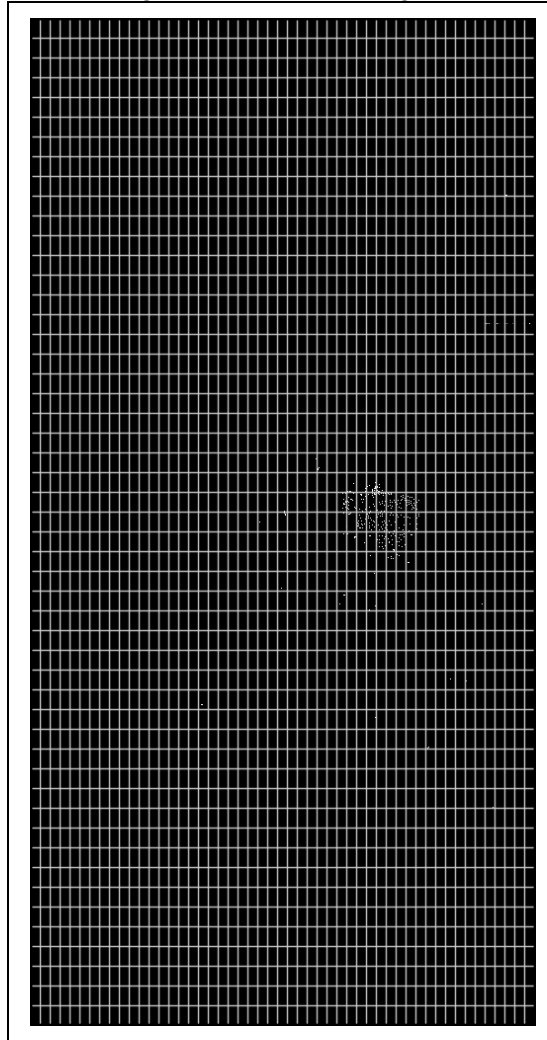
```

A geração do *grid* é realizada no método `createGridImg`, que recebe como parâmetro a imagem binária `filteredMicrocalcificationImage` das possíveis microcalcificações identificadas. Conforme as linhas 5 a 15, essa imagem é percorrida pixel a pixel onde se verifica a existência de algum ponto branco, que corresponde a microcalcificação. Em caso positivo, essa referência é adicionada à lista `pointsImg`.

Percorrida a imagem, instancia-se o *grid*, que é um `HashMap` possuindo os quadrantes como chave e, percorre-se novamente a imagem agora utilizando os valores dos quadrantes definidos. Entre as linhas 25 e 31, percorre-se a lista de pontos de microcalcificações

encontradas e, verifica-se a qual quadrante a mesma pertence. Quando encontrando o quadrante, remove-se a mesma da lista para evitar duplicação. A Figura 22 exibe o resultado do *grid* na imagem binária com possíveis microcalcificações.

Figura 22 – Grid da imagem



O método que realiza a remoção dessas falsas microcalcificações é o *filterPoints*. Conforme apresentado no Quadro 5, esse método percorre todos os quadrantes e verifica se há microcalcificações neles e em seus vizinhos, totalizando uma área de 1400 pixels. Caso a verificação na linha 1 seja positiva, ou seja, haja microcalcificações no quadrante atual, na linha 3 cria-se um atributo que irá contabilizar a quantidade de microcalcificações vizinhas.

Quadro 5 – Trecho do código `filterPoints`

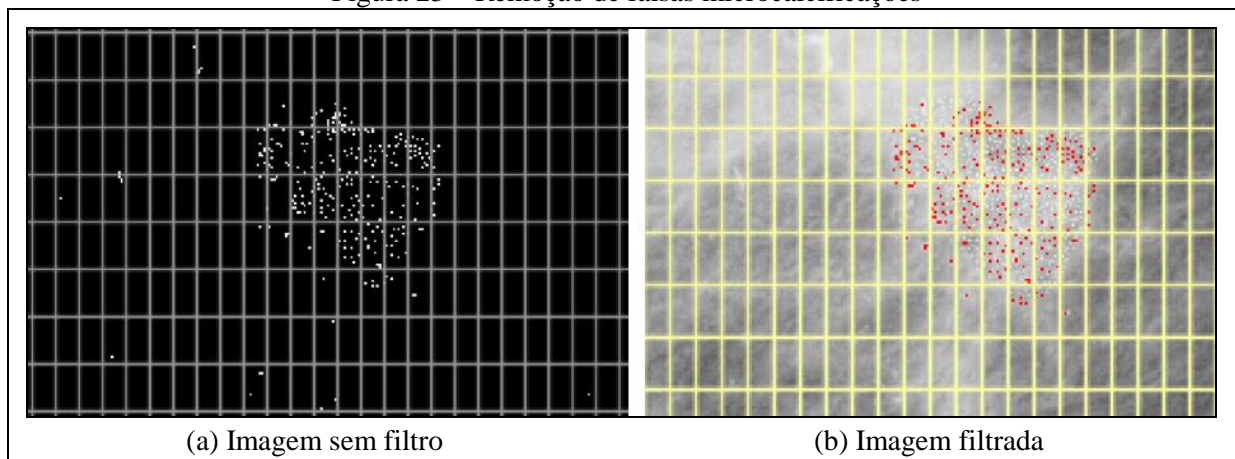
```

1.  if (!gridImg.get(auxLar + "," + auxAlt).isEmpty() &&
    gridImg.get(auxLar + "," + auxAlt).size() > 0) {
2.
3.    int qtd = gridImg.get(auxLar + "," + auxAlt).size();
4.
5.    // verifica vizinho da direita
6.    if (((auxLar) + LAR_GRID) < filteredMicrocalcificationsImg.width()
        &&
        gridImg.get(((auxLar) + LAR_GRID) + "," + auxAlt).size() > 0) {
7.      qtd += gridImg.get(((auxLar) + LAR_GRID) + "," + auxAlt).size();
8.    }
9.
10.   // verifica vizinho da esquerda
11.   if (((auxLar) - LAR_GRID) > 0 &&
        gridImg.get(((auxLar) - LAR_GRID) + "," + auxAlt).size() > 0) {
12.     qtd += gridImg.get(((auxLar) - LAR_GRID) + "," + auxAlt).size();
13.   }
14.
15.   // CONTINUA A VERIFICAÇÃO NO RESTANTE DOS VIZINHOS
16.

```

Caso seja maior que 10, a referência das microcalcificações é armazenada em uma nova lista, para que na próxima etapa seja possível fazer a análise da distribuição. A Figura 23 ilustra o resultado do filtro, onde pode-se perceber que as microcalcificações isoladas foram eliminadas (Figura 23b).

Figura 23 – Remoção de falsas microcalcificações



3.3.2.3 Verificação e classificação da distribuição

Conforme mencionado na seção de microcalcificações, há 5 tipos de distribuições: múltiplas, espalhadas, regionais, segmentares e lineares. Nessa etapa, as microcalcificações encontradas e armazenadas no *grid* serão classificadas de acordo com os tipos mencionados. As distribuições espalhadas e regionais são similares, diferenciando-se apenas no tamanho, assim como as segmentares e lineares, onde a linear é mais fina e pode conter ramificações. A distribuição que mais se difere são as múltiplas. Encontrar uma distribuição do tipo múltiplas

no *grid* não seria uma tarefa fácil, devido à dificuldade em determinar onde uma distribuição terminaria e outra começaria. Por esse motivo, para a classificação da distribuição múltiplas, não foi utilizado o *grid*. A verificação da distribuição múltipla é realizada pelo método `verifyMultiples`, utilizando o recurso de dilatação e componentes conexas. O Quadro 6 mostra o trecho de código que realiza este procedimento.

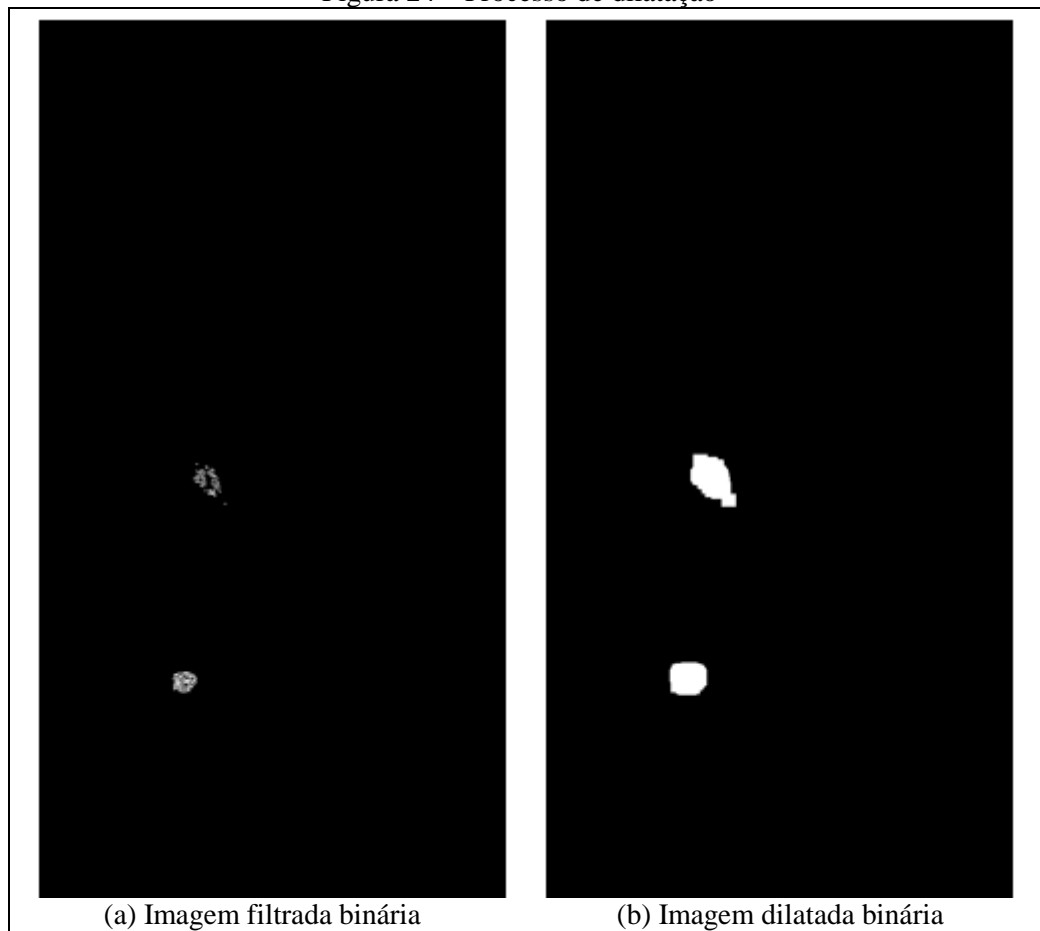
Quadro 6 – Trecho do código `verifyMultiples`

```

1.  IplImage dilateImg = cvCloneImage(binaryFilteredImg);
2.
3.  IplConvKernel mat = opencv_imgproc.cvCreateStructuringElementEx(15,
    15, 3, 3,
    CV_THRESH_BINARY, null);
4.  cvDilate(dilateImg, dilateImg, mat, opencv_core.CV_C);
5.
6.  IplImage contoursImg = cvCloneImage(dilateImg);
7.  CvMemStorage mem = opencv_core.CvMemStorage.create();
8.  CvSeq contours = new opencv_core.CvSeq();
9.  CvPoint cvPoint = new opencv_core.CvPoint(0, 0);
10.
11. cvFindContours(contoursImg, mem, contours,
    Loader.sizeof(opencv_core.CvContour.class),
    CV_RETR_CCOMP, CV_CHAIN_APPROX_SIMPLE, cvPoint);
12.
13. int qtd = 0;
14.
15. while (contours != null) {
16.     contours = contours.h_next();
17.     qtd++;
18. }
```

Na linha 1 do Quadro 6, é carregada uma imagem binária que foi filtrada na etapa anterior e na linha 4 aplica-se uma dilatação. Depois deste procedimento, entre as linhas 6 e 11 essa mesma imagem será utilizada para verificar a quantidade de componentes conexas que serão verificadas no laço da linha 15. Esse método é lógico, e caso a variável `qtd` seja maior que um, ele retorna verdadeiro e a distribuição é classificada como múltiplas. A Figura 24 ilustra o resultado da operação desta etapa.

Figura 24 – Processo de dilatação

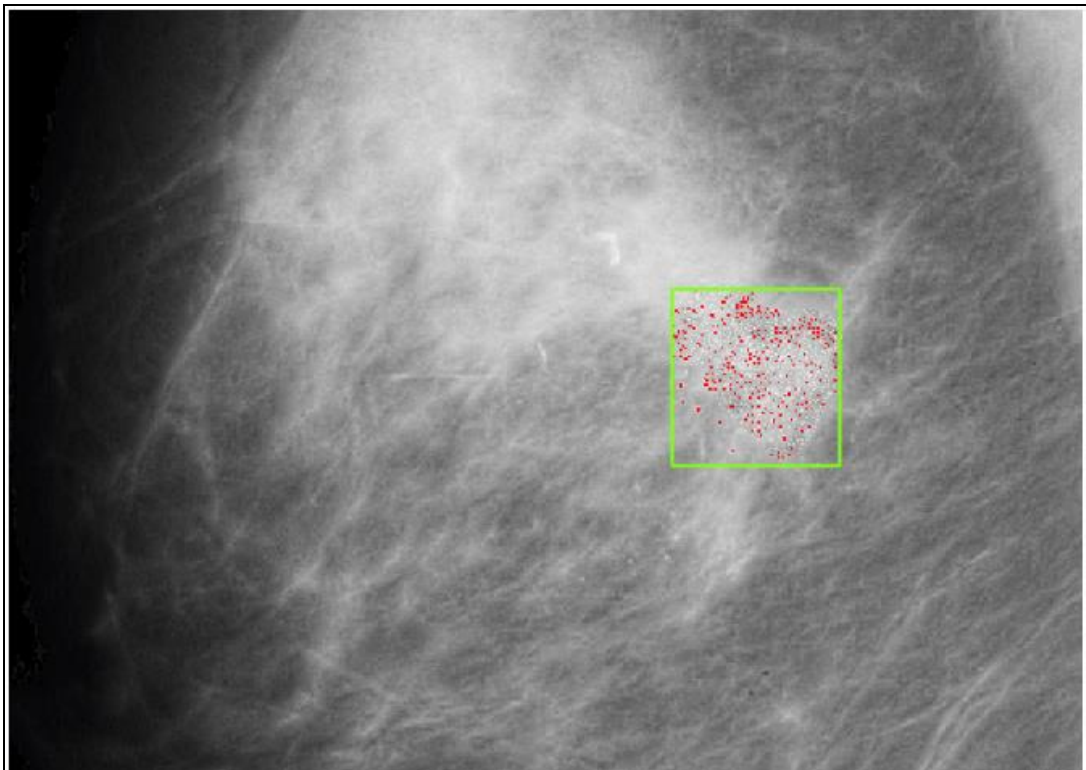


Caso a distribuição não seja classificada como múltiplas, primeiramente calcula-se a *bounding box* para obter o tamanho desta região. Juntamente com essa informação, também é utilizada a quantidade de microcalcificações encontradas para realizar a análise da distribuição. O Quadro 7 apresenta o trecho do código do método `calculateBBox`, responsável por calcular a *bounding box*.

Quadro 7 – Trecho do código calculateBBox

```
1.  int menorX = 999999999;
2.  int maiorX = 0;
3.  int menorY = 999999999;
4.  int maiorY = 0;
5.
6.  for (int i = 0; i < microcalcificationsPoints.size(); i++) {
7.      if (microcalcificationsPoints.get(i).getX() < menorX) {
8.          menorX = microcalcificationsPoints.get(i).getX();
9.      }
10.
11.     if (microcalcificationsPoints.get(i).getX() > maiorX) {
12.         maiorX = microcalcificationsPoints.get(i).getX();
13.     }
14.
15.     if (microcalcificationsPoints.get(i).getY() < menorY) {
16.         menorY = microcalcificationsPoints.get(i).getY();
17.     }
18.
19.     if (microcalcificationsPoints.get(i).getY() > maiorY) {
20.         maiorY = microcalcificationsPoints.get(i).getY();
21.     }
22. }
```

Entre as linhas 1 e 4 são criadas as variáveis que armazenarão os valores e entre as linhas 6 e 22 percorre-se a lista de microcalcificações filtradas, realizando a verificação dos pontos x e y. Ao final desse método é gerada uma imagem com o desenho da *bounding box* conforme ilustrado na Figura 25.

Figura 25 – Imagem com *bounding box*

Com os valores da *bounding box* e os pontos das microcalcificações, realiza-se a última etapa através do método `analyzesDistribution` que é apresentado no Quadro 8. As variáveis `xMax`, `xMin`, `yMax` e `yMin` são os valores retornados do cálculo da *bounding box*. Optou-se por utilizar esses valores para classificar as distribuições espalhadas e regionais, pois estas distribuições são regulares, formando em sua maioria um quadrado, diferenciando uma da outra apenas o tamanho. Já as distribuições segmentares e lineares, formam em sua maioria um retângulo, mas não regulares, e sempre estão na diagonal, mas podem também formar um quadrado. Desta forma, optou-se também em utilizar apenas a quantidade de microcalcificações encontradas. O trecho de código do Quadro 8 demonstra como é feita esta análise.

Quadro 8 – Trecho do código `analyzesDistribution`

```

1.  if ((xMax - xMin) > 100 && (yMax - yMin) > 100 &&
      microcalcificationsPoints.size() >= 100) {
2.      return "Espalhada";
3.  } else if ((xMax - xMin) > 50 && (yMax - yMin) > 50 &&
      microcalcificationsPoints.size() >= 50) {
4.      return "Regional";
5.  } else if (microcalcificationsPoints.size() >= 25) {
6.      return "Segmentar";
7.  } else {
8.      return "Linear";
9.  }

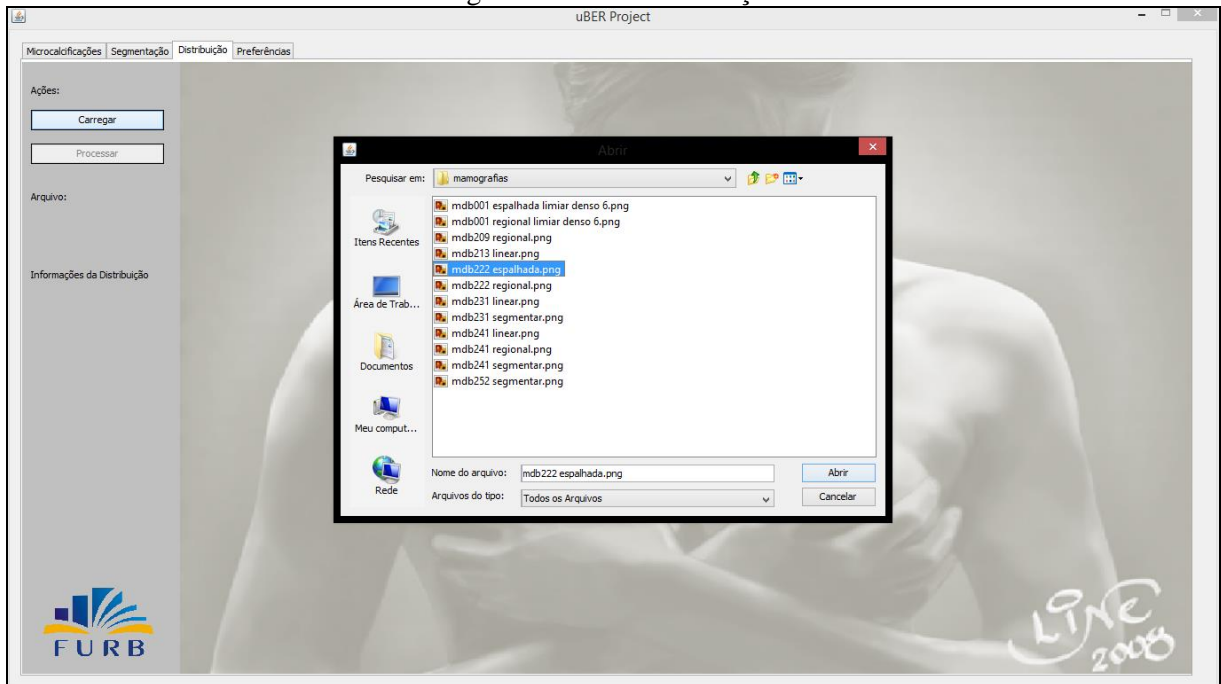
```

Na linha 1, verifica-se o tamanho da *bounding box*. Se ela for maior a 100x100 pixels e a quantidade de microcalcificações também for maior ou igual a 100, a distribuição é considerada espalhada. Caso negativo, na linha 3 verifica-se o tamanho da *bounding box* é maior que 50x50 pixels e a quantidade de microcalcificações maior igual 50, classificando a distribuição como regional, conforme a linha 4. Se a distribuição não for nem espalhada nem regional, leva-se em conta apenas a quantidade de microcalcificações. Sendo maior igual a 25 para segmentar, conforme a linha 6, caso contrário, corresponderá a uma distribuição linear.

3.3.3 Operacionalidade da implementação

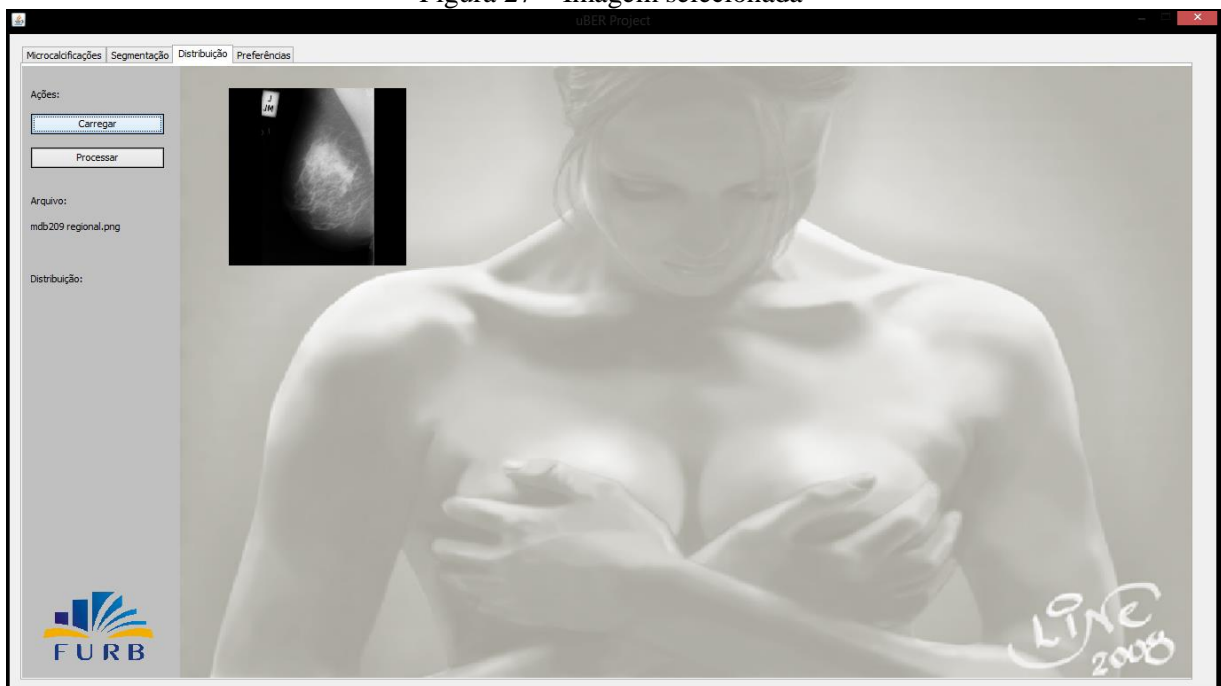
Para o usuário utilizar esta nova funcionalidade, ele deve selecionar a aba *Distribuição* e, através do botão *Carregar*, selecionar uma imagem que já exista no computador. A Figura 26 ilustra a disponibilização da aba *Distribuição*.

Figura 26 – Aba distribuição



Após selecionar a imagem, deve-se clicar no botão abrir e a imagem será carregada para a ferramenta conforme a Figura 27.

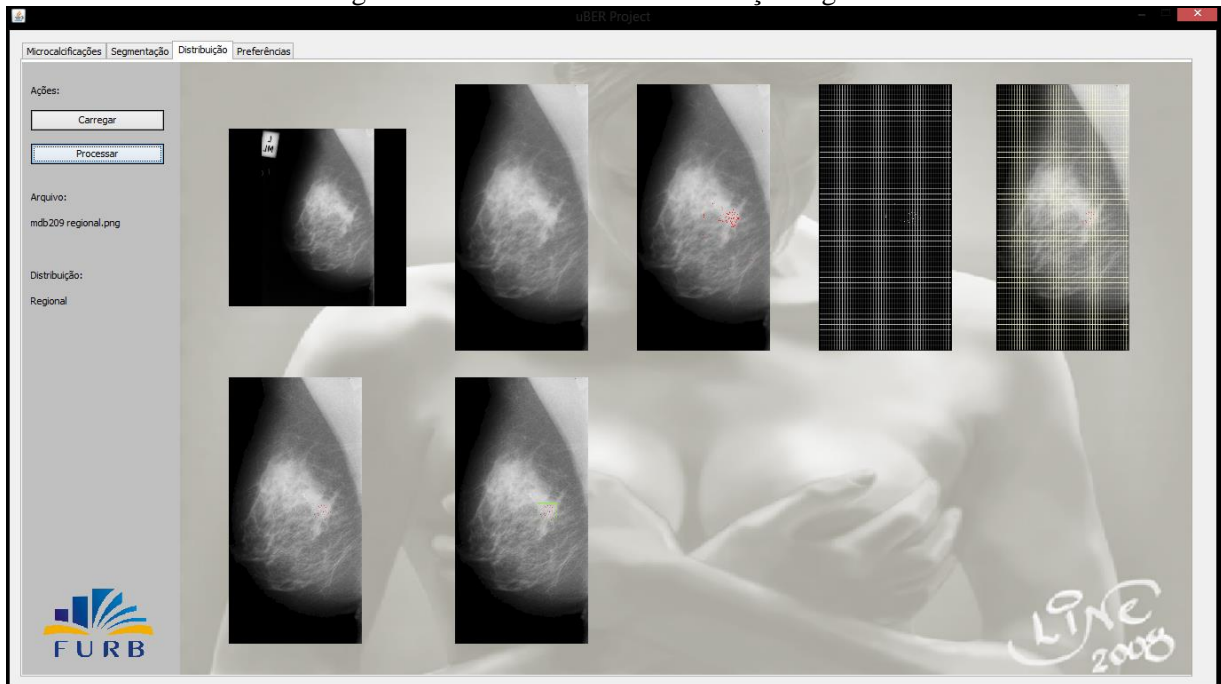
Figura 27 – Imagem selecionada



Com a imagem carregada na ferramenta, clica-se no botão *Processar* para realizar a análise e classificação da distribuição, gerando 6 novas imagens. A primeira imagem gerada, corresponde a imagem redimensionada e realçada. A segunda imagem gerada ilustra os possíveis pontos de microcalcificações. A terceira imagem, representa o *grid lógico* antes de realizar a remoção das falsas microcalcificações. A quarta imagem, contém apenas as

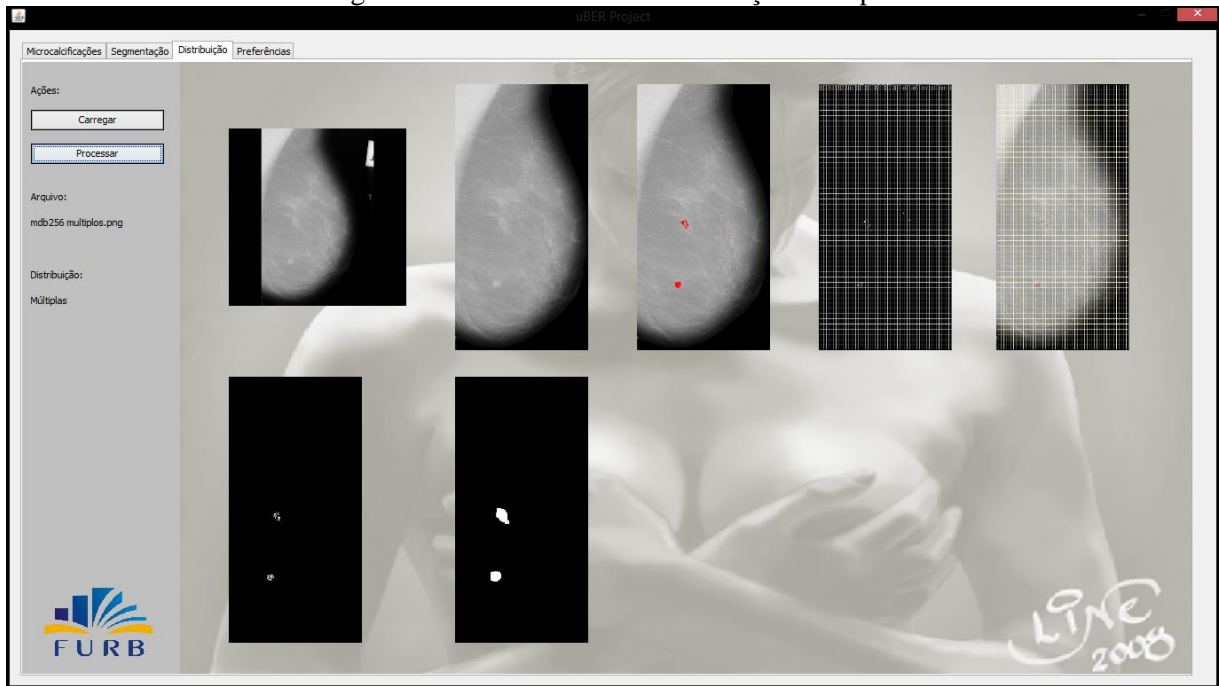
microcalcificações que restaram após a remoção das falsas microcalcificações, ainda no *grid*. A quinta imagem, é a mesma imagem da quarta sem o *grid*, com as microcalcificações que serão utilizadas para a análise da distribuição. A sexta e última imagem, ilustra a *bounding box* gerada, utilizada para a classificação da distribuição. Ao lado esquerdo, é exibido o tipo da distribuição. A Figura 28 ilustra as etapas referentes a classificação de uma imagem com distribuição regional.

Figura 28 – Processamento distribuição regional



Quando o tipo da distribuição for múltiplas, as duas últimas imagens irão ser diferentes, pois não será mostrada a *bounding box* e sim, as componentes conexas após a aplicação do filtro morfológico de dilatação. Desta forma, a quinta imagem exibirá os grupos múltiplos mas numa imagem binária. A sexta e última imagem ilustrará esses grupos múltiplos dilatados. A Figura 29 ilustra esse cenário descrito acima.

Figura 29 – Processamento distribuição múltipla



3.4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

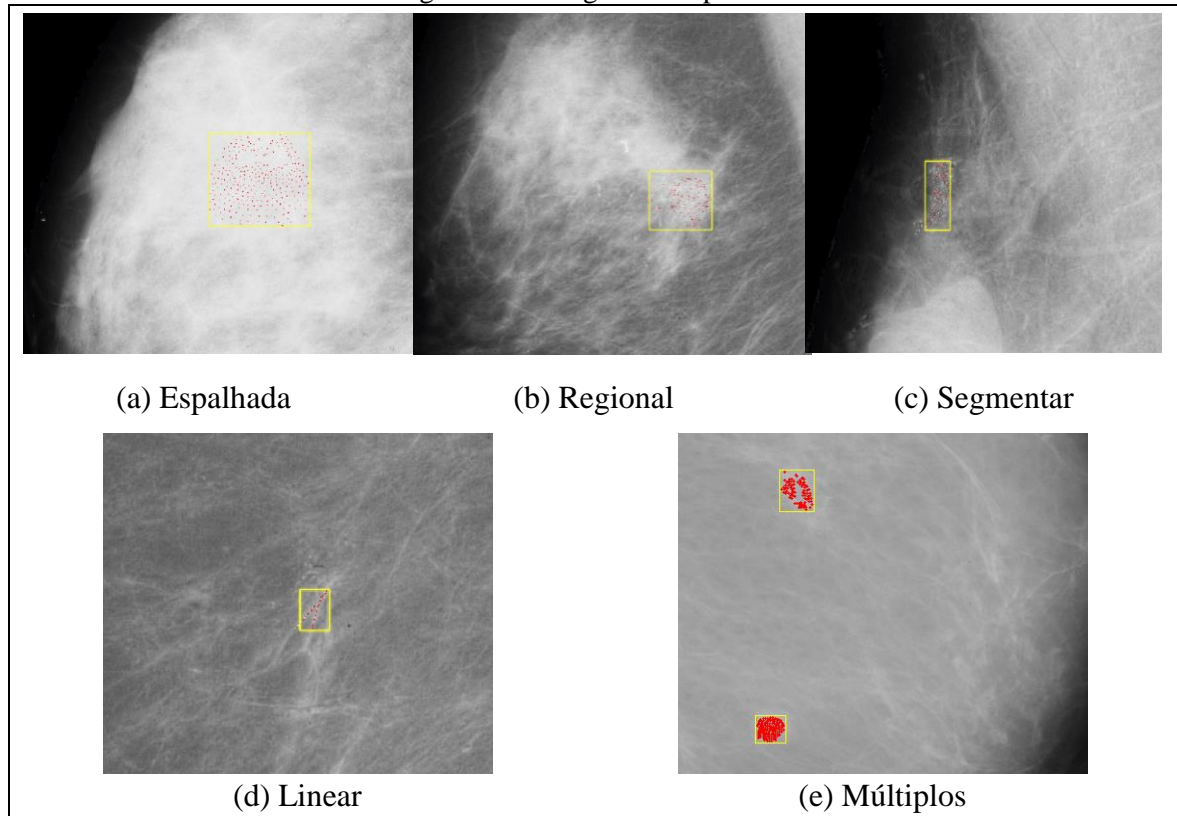
Esse capítulo apresenta os experimentos realizados e os resultados obtidos dessa nova funcionalidade. A seção 3.4.1 descreve a montagem da base de testes, a seção 3.4.2 apresenta os experimentos e os resultados obtidos na etapa de remoção de falsas microcalcificações. Por fim, a seção 3.4.3 descreve os experimentos e resultados da etapa de classificação da distribuição.

3.4.1 Montagem da base de testes

Inicialmente, propôs-se a utilização de imagens digitais por conterem melhor brilho e contraste e não possuem ruídos. Porém, por se tratar de imagens de pacientes, o processo tornou-se burocrático nos laboratórios para a liberação dessas imagens. Diante disso, continuou-se com a utilização das imagens da base *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS). Porém, as imagens do MIAS não possuem as distribuições necessárias para testar a implementação da ferramenta. A partir disso, optou-se pela criação de uma base com imagens manipuladas e que contivessem todas as distribuições necessárias para realizar os testes da implementação, de acordo com as características das distribuições elencadas na seção 2.2 - Microcalcificações. A base criada contém 22 imagens sendo, três espalhadas, seis regionais, quatro segmentares, cinco lineares e quatro múltiplas. Na criação da base, teve-se problemas com a definição da intensidade dos pixels para caracterizar os pontos das microcalcificações. Sendo que o mesmo não poderia ter alta intensidade, que descaracterizasse a imagem, e

também não fosse de baixa intensidade, de forma que a ferramenta não detectasse como microcalcificação. A Figura 30 ilustra um exemplo de cada distribuição.

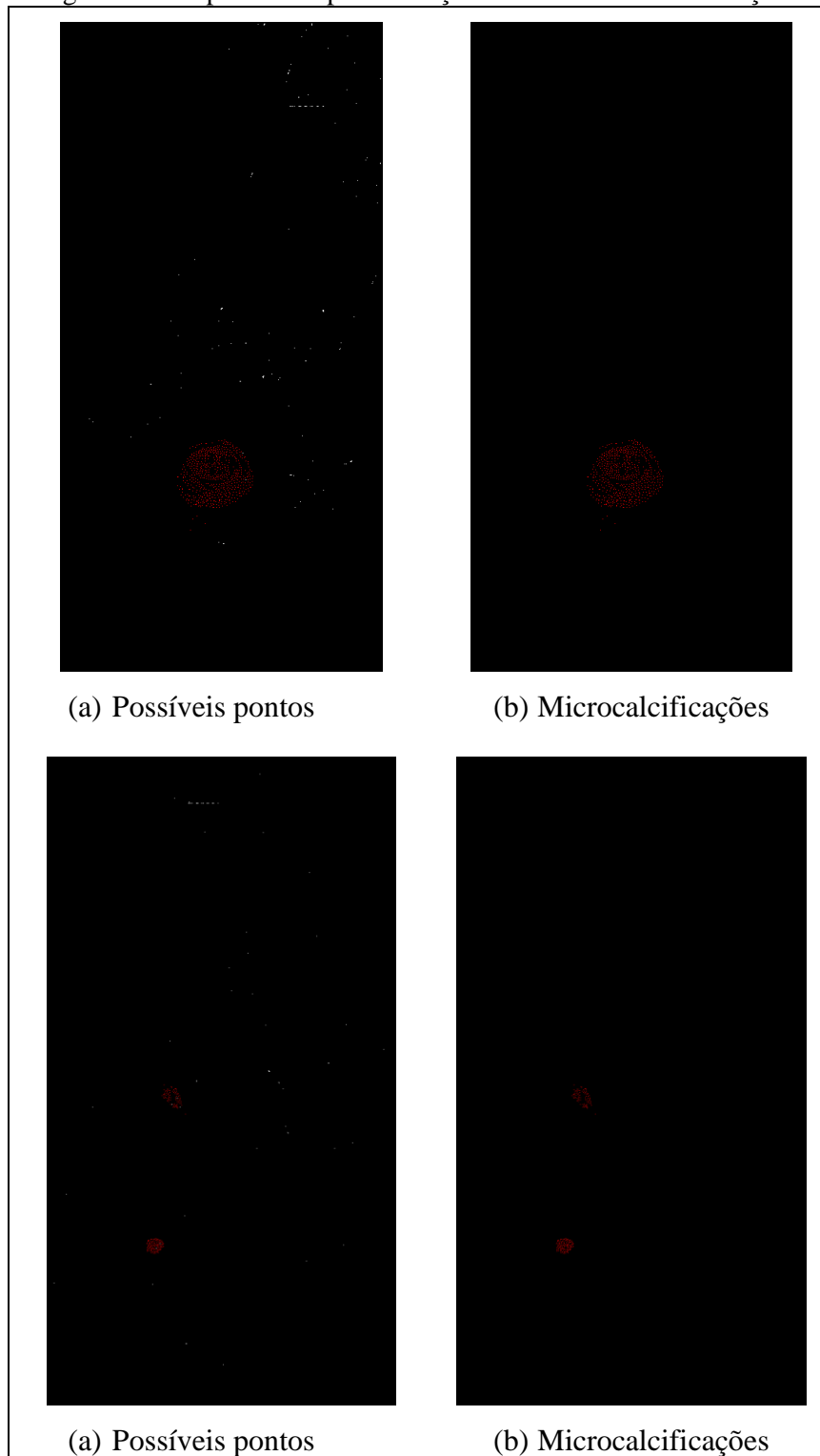
Figura 30 – Imagens manipuladas



3.4.2 Experimento 01: remoção de falsas microcalcificações

Para validar esta etapa, realizou-se o realce das possíveis microcalcificações, em seguida, analisou-se essas possíveis microcalcificações através da geração de um *grid* e eliminou-se as que estavam isoladas e não correspondiam a um *cluster*. As microcalcificações na cor vermelha foram adicionadas na imagem para realizar o teste da ferramenta, as de cor branca foram detectadas pela ferramenta. A Figura 31 apresenta algumas imagens antes e depois da remoção de falsas microcalcificações.

Figura 31 – Experimento para remoção de falsas microcalcificações

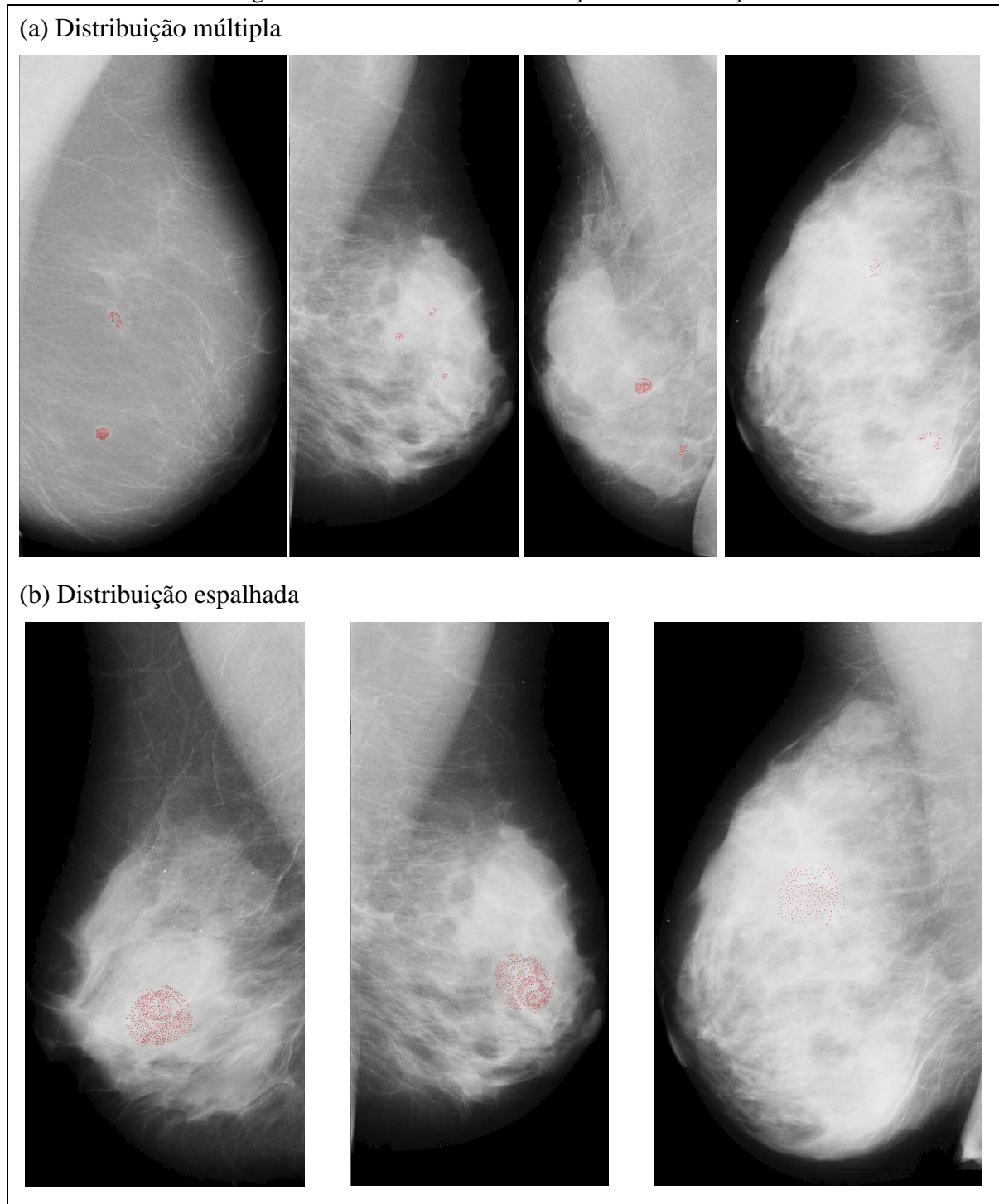


A partir da Figura 31 e do Apêndice A, conclui-se que das 22 imagens manipuladas, a técnica utilizada removeu de forma adequada todas as falsas microcalcificações existentes. Dessa forma, prosseguiu-se para a etapa de classificação da distribuição.

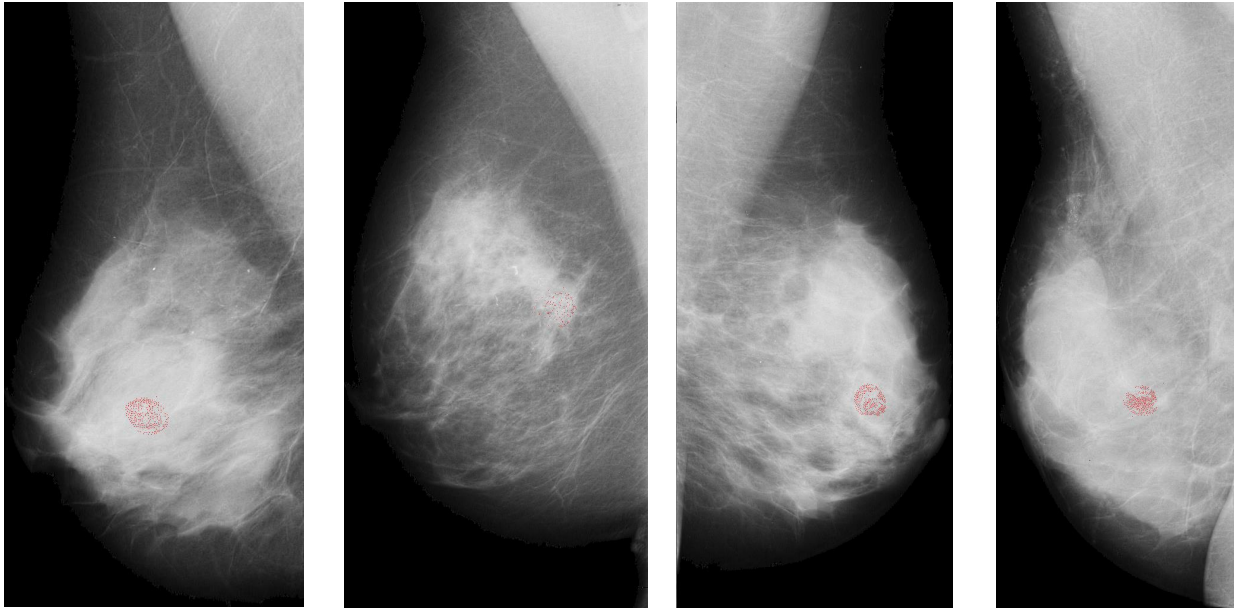
3.4.3 Experimento 02: classificação da distribuição

A Figura 32 ilustra os resultados dos experimentos realizados para verificar se o algoritmo desenvolvido efetua a classificação das distribuições de forma correta. Onde, das 22 existentes na base imagens, 19 foram classificadas corretamente, obtendo aproximadamente 86% de exatidão.

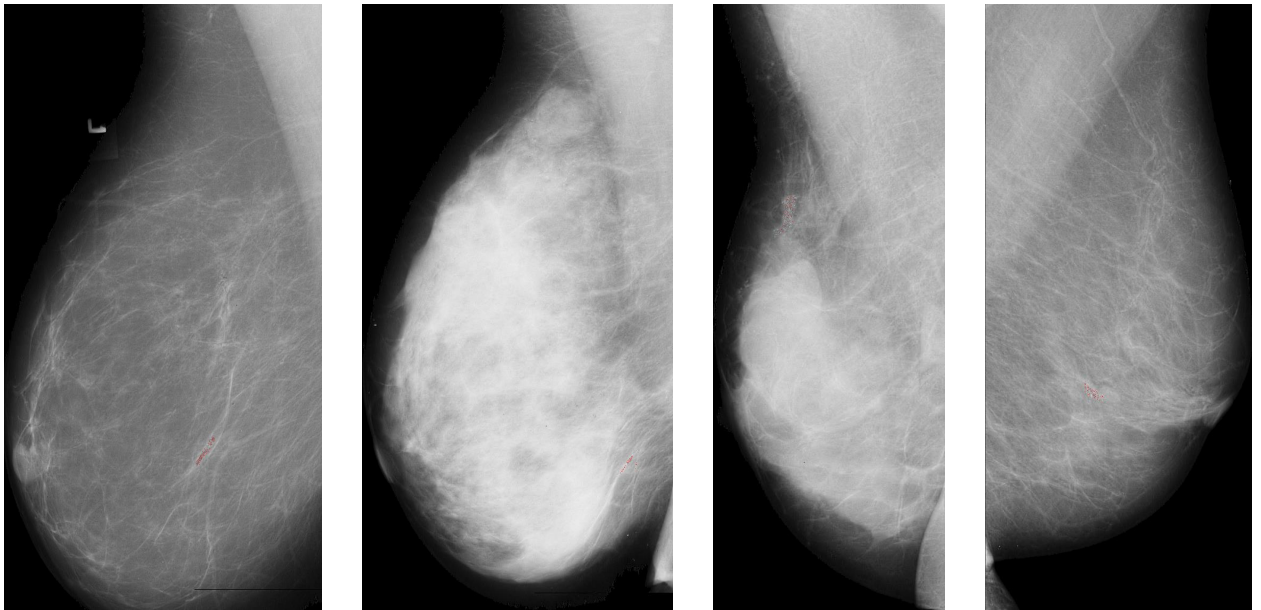
Figura 32 – Resultado da classificação das distribuições



(c) Distribuição regional



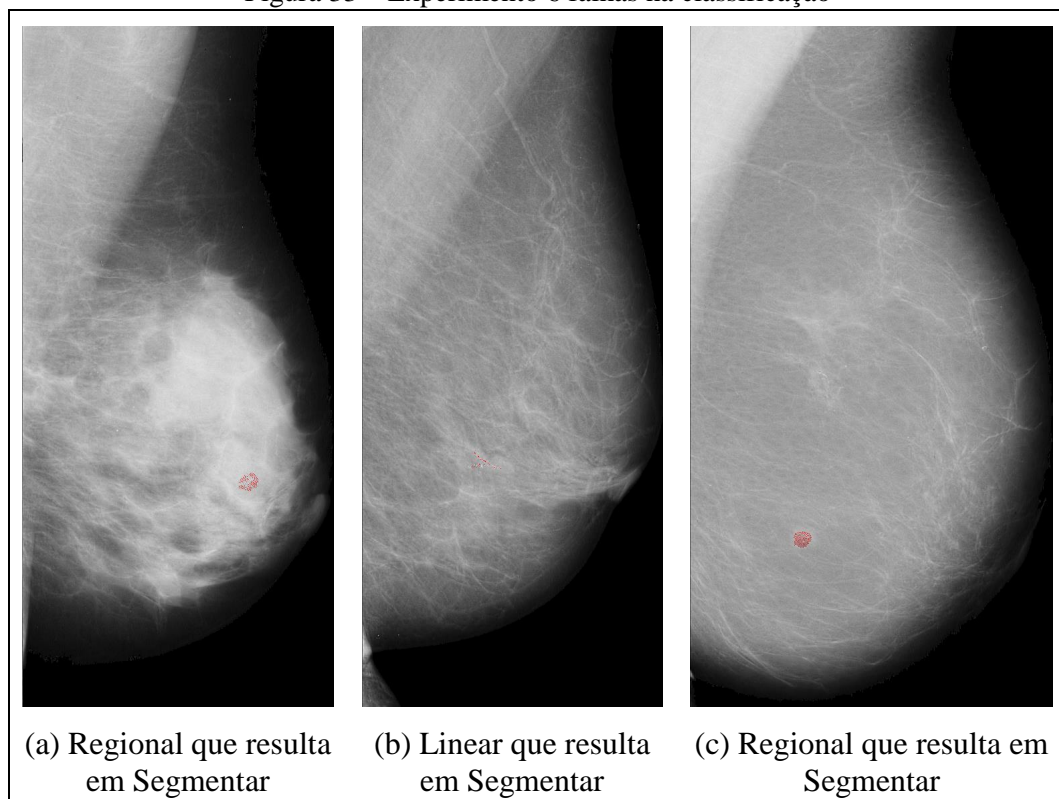
(d) Distribuição segmentar





A Figura 33 ilustra as imagens onde a distribuição foi classificada de forma incorreta.

Figura 33 – Experimento 6 falhas na classificação



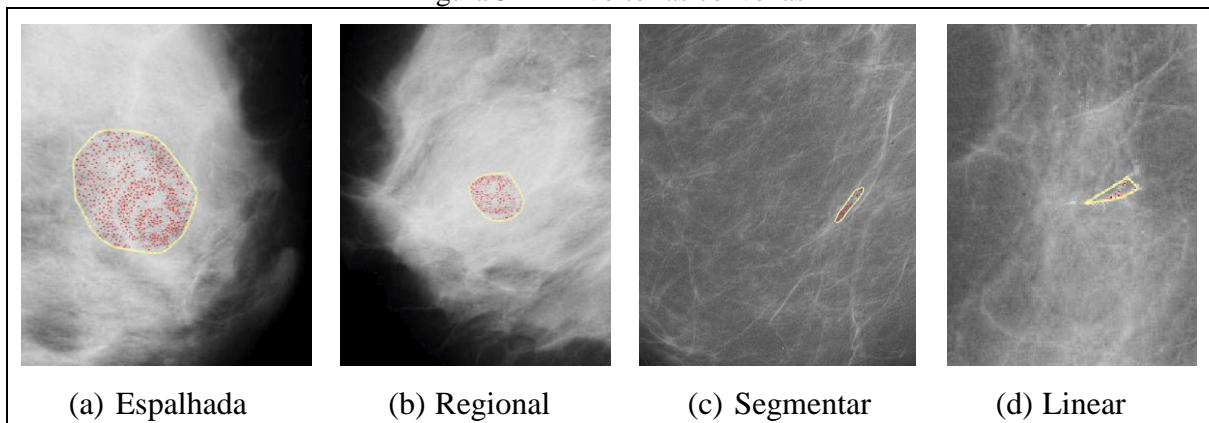
A primeira imagem exibe uma distribuição regional, porém sua concentração é muito pequena, atribuindo assim valores menores do que os esperados na *bounding box* para ser classificada como regional, classificando-se como segmentar. A segunda imagem representa

uma distribuição linear com ramificações, porém, sua quantidade de microcalcificações ultrapassou ao esperado para ser classificada como linear, representando assim uma segmentar. A terceira e última imagem encontra-se o mesmo problema da primeira imagem, é uma distribuição regional muito pequena, classificada assim, como segmentar.

3.4.4 Outros experimentos realizados durante o desenvolvimento da ferramenta

Foram realizados alguns testes com envoltória convexa, onde implementou-se o algoritmo de *Graham Scan*. Após obter-se os pontos da envoltória, chegou-se no empasse de como utilizar essas informações para classificar a distribuição. Caso utilizasse-se o tamanho da área da envoltória, o problema seria em distinguir a segmentar e a linear, devido ao fato da linear possuir ramificações e sua envoltória seria parecida com a da segmentar. Para distinguir a espalhada da regional, um determinado valor teria que ser definido, ou seja, apenas uma *Bounding Box* já resolveria o problema. E se a quantidade de pontos da envoltória fosse utilizada para realizar a classificação, seria o mesmo que utilizar o total de pontos, sendo necessário definir alguns valores para cada tipo. A Figura 34 ilustra a envoltória convexa de cada tipo de distribuição, exceto nas múltiplas.

Figura 34 – Envoltórias convexas



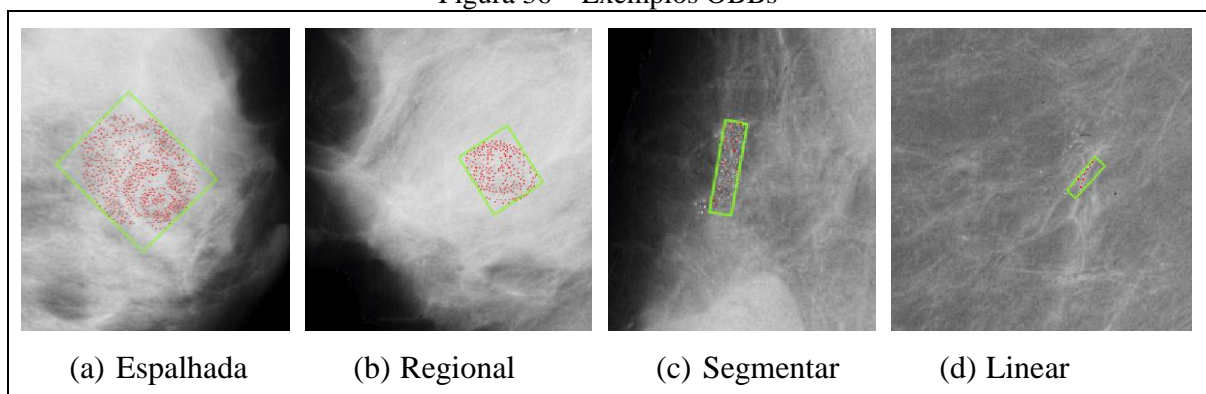
Apesar de não ter sido possível o acesso as imagens digitais DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*), durante o semestre foram realizados alguns testes com as bibliotecas *dcm4che2* e *Java Advanced Imaging (JAI)* para a conversão de arquivos DICOM para *Joint Photographic Experts Group (JPEG)*. Para isso, utilizou-se uma imagem DICOM encontrada na base *Dicom Library*, que correspondia a um raio-x da coluna, e conversão foi realizada com sucesso, conforme ilustrado na Figura 35.

Figura 35 – Conversão de DICOM para JPG



Cogitou-se também a utilização de *Oriented Bounding Box* (OBB) para realizar a classificação das distribuições. Porém, novamente, caía-se no mesmo impasse na implementação do *Graham Scan*, como utilizar as informações do OBB para realizar a classificação, sendo necessário pré-definir valores para cada tipo. A Figura 36 ilustra alguns exemplos da implementação do OBB.

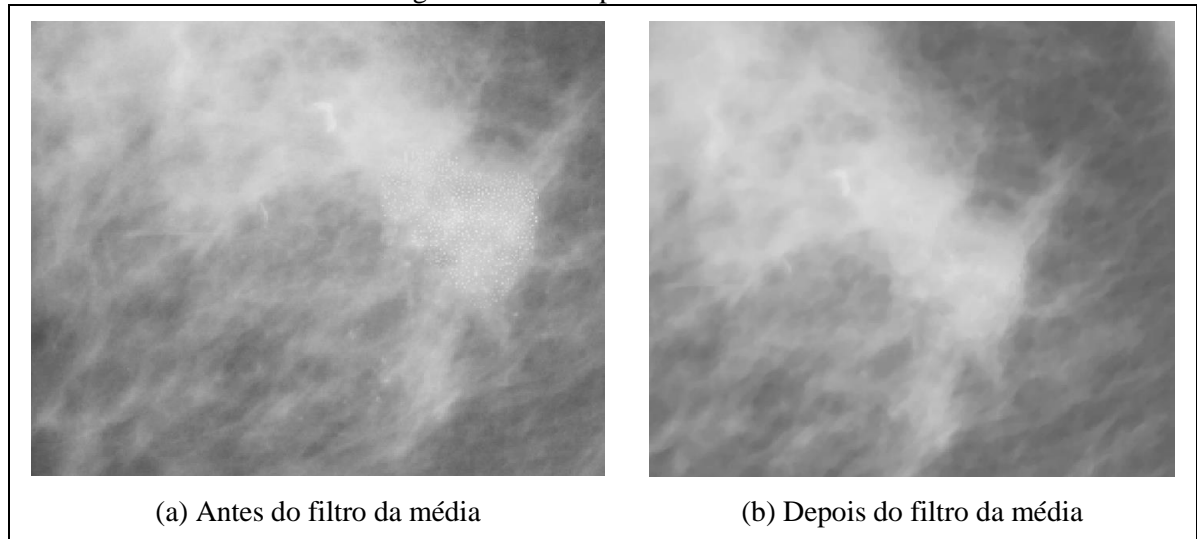
Figura 36 – Exemplos OBBs



Devido a base MIAS não conter as distribuições necessárias para validar a implementação desse módulo, foi necessário a manipulação de algumas imagens. Porém, em alguns momentos da criação dos pontos que representam as microcalcificações, principalmente nas distribuições espalhadas, o contraste era muito evidente, descaracterizando o exame. Diante disso, foram realizados alguns testes com o filtro da média para equalizar o

brilho desse, porém, com a aplicação do algoritmo, os pontos sumiam. A Figura 37 ilustra um exemplo de distribuição espalhada onde o filtro foi aplicado.

Figura 37 – Exemplo filtro da média



4 CONCLUSÕES

A proposta deste trabalho foi desenvolver uma nova funcionalidade nesta ferramenta para classificar o tipo de distribuição das microcalcificações. Para isso, foi utilizada a linguagem de programação Java, e as bibliotecas JavaCV, para auxiliar no processamento de imagem, e MigLayout, para a elaboração da interface gráfica.

Inicialmente, propôs-se utilizar imagens digitais porém, devido a burocracia em adquirir acessos a essas imagens, continuou-se utilizando a base MIAS (SUCKLING, 1994). Como essa base não possui imagens com as distribuições necessárias para testar e validar essa nova funcionalidade, tornou-se necessário a manipulação de algumas imagens para que os testes fossem possíveis.

Para realizar-se a implementação da classificação da distribuição, primeiramente utilizou-se algumas funções já prontas desenvolvidas por Krause (2013), para segmentar e realçar as possíveis microcalcificações. Depois disso, verificou-se que a implementação de Krause (2013) apenas retornava a maior concentração de microcalcificações, tornando-se necessário uma nova implementação que pudesse constatar mais de uma concentração, devido ao tipo de distribuição múltipla, removendo também microcalcificações isoladas para não interferir na análise. Para a remoção de falsas microcalcificações, a ferramenta apresentou resultando positivo a todas imagens.

Após a remoção de falsas microcalcificações, implementou-se a análise e classificação da distribuição através de dilatação, caso a distribuição seja múltipla ou dos valores de sua *bounding box* e quantidade de microcalcificações. Entre as 23 imagens, 3 apresentaram falhas, totalizando em um percentual de acerto de 86%. Isso decorreu devido aos valores definidos para cada distribuição, sendo que, quando oscilam, alteram o resultado.

Diante disso, essa nova funcionalidade poderá servir para trabalhos futuros em áreas como visão computacional, processamento de imagens e análises de mamografias digitalizadas.

4.1 EXTENSÕES

Como sugestão de extensão para a ferramenta propõem-se:

- a) melhorar a classificação da distribuição, utilizando redes neurais;
- b) utilizar o método de classificação *Breast Image Reporting and Data System* (BI-RADS);
- c) adaptar a ferramenta para utilizar imagens digitais de padrão DICOM.

REFERÊNCIAS

- ALILA MEDICAL MEDIA. **Gynecology and obstetrics illustrations**. Disponível em: <<http://www.alilamedicalmedia.com/-/galleries/images-only/female-reproductive-system-images/>>. Acesso em: 19 jun. 2015.
- AMERICAN CANCER SOCIETY. **What is a soft tissue sarcoma?** [S.l.], 2015. Disponível em: <<http://www.cancer.org/cancer/sarcoma-adultsofttissuecancer/detailedguide/sarcoma-adult-soft-tissue-cancer-soft-tissue-sarcoma>>. Acesso em: 17 jun. 2015.
- ANGELO, Michele F. **Sistema de processamento de imagens mamográficas auxílio ao diagnóstico via-internet**. 2007. 252 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade de São Paulo, São Carlos. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18133/tde-07052007-110442/publico/Michele.pdf>>. Acesso em: 25 jun. 2015.
- BENT, Chris K. et al. The positive predictive value of BI-RADS microcalcification descriptors and final assessment categories. **AJR Women's Imaging**, [S.l.], v. 09, n. 3423, p. 5-6, nov. 2009. Disponível em: <http://www.quantason.com/pdf/breast_cancer_screening/bi_rads/Positive_Predictive_Value_of_BI-RADS_Microcalcification_Descriptors_and_Final_Assessment_Categories.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.
- CALDAS. et al. Controle de qualidade e artefatos em mamografia. **Radiologia Brasileira**, São Paulo, v. 38, n. 4, p. 1-6, ago. 2005. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/S0100-39842005000400012>>. Acesso em: 21 jun. 2015.
- CARDENOSA, Gilda et al. Metodologia apropriada no diagnóstico por imagem de microcalcificações mamárias. **Crêterios de Adequação do ACR**, [S.l.], v. 2, n. 5, p. 1-8, [1996?]. Disponível em: <http://cbr.org.br/wp-content/biblioteca-cientifica/v2/05_02.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.
- COSTA, Mauricio Magalhaes. **Câncer de mama para ginecologistas**. Rio de Janeiro: Editora Revinter, 1994.
- EUROPEAN SOCIETY OF RADIOLOGY, **Tracks to face a breast imaging and succeed**. [2013?]. Disponível em: <http://postereng.netkey.at/esr/viewing/index.php?module=viewing_poster&task=viewsection&ti=374559>. Acesso em: 25 jun. 2015.
- ELPÍDIO, Fátima G. G. **Sistema de auxílio na avaliação de calcificações mamárias por processamento digital de imagens e inteligência artificial**. 2012. 156 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) – Universidade de Brasília, Brasília. Disponível em: <http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/11783/1/2012_FatimaGiseleGomesElpidio.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.
- FACON, Jacques. **Morfologia matemática: teoria e exemplos**. Curitiba: Editora Champagnat, 1996.
- _____. Morfologia matemática e suas aplicações em processamento de imagens. In: **WORKSHOP DE VISAO COMPUTACIONAL**, 7., 2011, Curitiba. **Minicurso...** Curitiba: UFPR. Disponível em: <<http://www.ppgia.pucpr.br/~facon/Books/2011WVCMinicurso2Morfo.pdf>>. Acesso em: 28 jun. 2015.
- GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Processamento digital de imagens**. São Paulo: Editora Pearson, 2010.

INSTITUTO NACIONAL DE CÂNCER. **Falando sobre câncer de mama.** [S.l.], 2002. Disponível em: <http://www.saude.pb.gov.br/web_data/saude/cancer/aula11.pdf>. Acesso em: 26 jun. 2015.

INSTITUTO ONCOGUIA. **Tipos de Câncer de Mama.** [S.l.], 2014. Disponível em: <<http://www.oncoguia.org.br/conteudo/tipos-de-cancer-de-mama/1382/34/>>. Acesso em: 17 jun. 2015.

INTERNATIONAL AGENCY FOR RESEARCH ON CANCER. **Global battle against cancer won't be won with treatment alone: effective prevention measures urgently needed to prevent cancer crisis.** Londres, 2014. Disponível em: <http://www.iarc.fr/en/media-centre/pr/2014/pdfs/pr224_E.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.

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: 28 jun. 2015.

KRAUSE, Jackson. **UBER: uma ferramenta para realce de microcalcificações mamárias.** 2013. 80 f. Monografia (Bacharel em Ciência da Computação) – Universidade Regional de Blumenau, Blumenau. Disponível em: <http://dsc.inf.furb.br/arquivos/tccs/monografias/2013_2_jackson-krause_monografia.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.

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

MARTINAZZI, Elizandra. **Deteção de pequenas microcalcificações para auxílio no diagnóstico precoce de câncer de mama.** 2008. 87 f. Dissertação (Mestrado em Física) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/14954/000672939.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 24 fev. 2015.

MARTINS, Letícia A. L.; BARRA, Alexandre A.; LUCENA, Clécio E. M. Microcalcificações mamárias suspeitas de malignidade. **Revista Brasileira de Cancerologia**, [Belo Horizonte], v. 2, n. 56, p. 1-8, jan. 2010. Disponível em: <http://www.inca.gov.br/rbc/n_56/v02/pdf/11_revisao_de_literatura_microcalcifica%E7%F5es_mamarias.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.

MASCARO, Angélica A. **Segmentação de imagens de mamografias digitais.** 2007. 46 f. Monografia (Bacharel em Engenharia da Computação) – Universidade de Pernambuco, Recife. Disponível em: <http://www.dsc.upe.br/~tcc/20072/monografia_Angelica.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.

MOURÃO, Letícia V. **O uso da mamografia na deteção precoce de lesões não-palpáveis da mama indicativas e neoplasias.** 2009. 42 f. Monografia (Bacharel em Biomedicina) – Universidade José do Rosário Vellano, Belo Horizonte. Disponível em: <<http://www.ebah.com.br/content/ABAAAajz0AI/mamografia>>. Acesso em: 25 jun. 2015.

OLIVEIRA, Celestino de. **Carcinoma ductal in situ - alcance e limitações da mamografia.** 2001. 123 f. Tese (Doutorado em Radiologia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. Disponível em: <<http://www.clinicademastologia.med.br/wp-content/themes/Celestino/files/tese.pdf>>. Acesso em: 25 jun. 2015.

PEDRINI, Hélio; SCHWARTZ, William R. **Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações.** São Paulo: Editora Thomson, 2008.

PINOTTI, Jose Aristodemo. **Câncer de mama: avanços em oncologia**. São Paulo: Editora Ícone, 1993.

SILVA, Marlene D. S. da. **Análise computacional de imagens de mamografia para apoio ao diagnóstico - detecção e caracterização de calcificações**. 2013. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) – Universidade do Porto, Porto. Disponível em: <http://paginas.fe.up.pt/~tavares/downloads/publications/relatorios/Monografia_Marlene_Silva.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2015.

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: 29 jun. 2015.

UNIT CONVERTER; Disponível em: <<http://www.unitconversion.org/>>. Acesso em: 05 ago. 2015.

VIANNA, Alberto D.; MARCHIORI, Edson. Calcificações malignas da mama - correlação mamografia-anatomia patológica. **Revista Radiologia Brasileira**, [S.l.], v. 35, n. 3, p. 1-7, dez. 2001. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rb/v35n3/a03v35n3>>. Acesso em: 25 jun. 2015.

APÊNDICE A – Experimento para remoção de falsas microcalcificações

Esse apêndice tem como objetivo complementar os experimentos realizados para a funcionalidade remoção de falsas microcalcificações implementado na ferramenta. Conforme ilustrado na Figura 38, na primeira coluna exibe-se a imagem com todos os pontos detectados como possíveis microcalcificações, e na segunda coluna, apenas a microcalcificações restantes após realizar o processo de remoção.

Figura 38 – Experimento para remoção de falsas microcalcificações

