

**Universidade de São Paulo
Escola de Engenharia de São Carlos
Departamento de Engenharia Elétrica**

**Expansão de técnica de detecção de
agrupamentos de microcalcificações
em mamografias digitais**

JARBAS DA SILVA FERRO NETO

ORIENTADOR: Prof. Dr. Homero Schiabel

São Carlos
2012

JARBAS DA SILVA FERRO NETO

Expansão de técnica de detecção de agrupamentos de microcalcificações em mamografias digitais

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Escola de Engenharia de São Carlos, da
Universidade de São Paulo

Curso de Engenharia Elétrica com ênfase em
Eletrônica

ORIENTADOR: Prof. Dr. Homero Schiabel

São Carlos
2012

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

F395e Ferro Neto, Jarbas da Silva
 Expansão de técnica de detecção de agrupamentos de
microcalcificações em mamografias digitais / Jarbas da
Silva Ferro Neto; orientador Homero Schiabel . São
Carlos, 2012.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com
ênfase em Eletrônica) -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2012.

1. CAD. 2. segmentação. 3. microcalcificação. 4.
mamografia. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Jarbas da Silva Ferro Neto

Título: "Expansão de técnica de detecção de agrupamentos de microcalcificações em imagens digitais"

*Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado
em 05/12/2012,*

com NOTA 8,0 (oito, zero), pela Comissão Julgadora:

Prof. Associado Homero Schiabel (Orientador)
SEL/EESC/USP

Prof. Associado Adilson Gonzaga
SEL/EESC/USP

M.Sc. Bruno Roberto Nepomuceno Matheus
SEL/EESC/USP

Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica - EESC/USP:
Prof. Associado Homero Schiabel

Agradecimentos

Aos professores que me prepararam ao longo da minha jornada nesta instituição, principalmente ao professor Dr. Homero Schiabel pelo incentivo e oportunidades.

Ao Bruno Matheus, pelo apoio técnico e coordenação sempre que necessário.

Aos meus familiares pela minha formação e pelo apoio incondicional neste meu caminho distante de casa.

À Isabella Assunção, minha companheira e amiga eterna, por estar sempre ao meu lado.

Aos amigos, que fizeram essa estrada mais curta e prazerosa.

Resumo

A utilização dos raios X como método de diagnóstico por imagem é uma grande ferramenta dos médicos nos dias atuais contra o câncer de mama. Os sistemas de diagnóstico auxiliado por computador aumentam ainda mais a taxa de sucesso na detecção de estruturas nas imagens mamográficas. Este trabalho busca encontrar um método para a segmentação de agrupamentos de microcalcificações em imagens mamográficas digitais. Primeiramente tenta-se aplicar o conhecimento repassado através de outros trabalhos na tratativa deste problema, utilizando-se um filtro de realce com as características de tamanho e contraste semelhantes às microcalcificações. Posteriormente, expande-se um algoritmo existente para imagens de 150 microns e comprova-se sua viabilidade também para imagens de demais resoluções espaciais. Os resultados foram avaliados qualitativa e quantitativamente através de inspeção visual buscando a maior sensibilidade e uma menor taxa de falsos positivos por caso.

Palavras-chave: imagens mamográficas, microcalcificação, segmentação.

Abstract

The use of x-rays as a method of image diagnosis is an important tool today for doctors against breast cancer. Computer systems for aided diagnosis further increase the success rate of detecting structures in mammographic images. This work aims to find a method for the segmentation of microcalcifications in digital mammographic images. First attempts to apply the knowledge imparted by other study in dealing this problem, using a filter with the features of contrast and size similar to microcalcifications. Subsequently, expands an existing algorithm for images of 150 microns and is proven its viability also for images of other spatial resolution. The results were evaluated qualitatively and quantitatively by visual inspection seeking higher sensitivity and a lower rate of false positives per case.

Keywords: mammographic images, microcalcification, segmentation.

Lista de Figuras

<i>Figura 1: Exemplo de um mamógrafo.</i>	<i>23</i>
<i>Figura 2: Ilustração do processo de amostragem</i>	<i>25</i>
<i>Figura 3: Exemplo de representação de uma imagem digital</i>	<i>25</i>
<i>Figura 4: Impacto da resolução na qualidade da imagem</i>	<i>26</i>
<i>Figura 5: Exemplo de operações aritméticas: (a) X, (b) Y, (c) X+Y, (d) X-Y.....</i>	<i>30</i>
<i>Figura 6: Exemplos de operações lógicas em imagens binárias: (a)A, (b)B, (c)A and B, (d)A or B, (e)A xor B, (f)(not A) and B, (g)not A e (h)not B.....</i>	<i>31</i>
<i>Figura 7: Exemplo de realce e detecção de bordas. (a) imagem original, (b) realce de bordas utilizando os operadores de Prewitt horizontal e vertical, (c) realce de bordas utilizando os operadores de Sobel horizontal e vertical.</i>	<i>34</i>
<i>Figura 8: Expansão de histograma.</i>	<i>36</i>
<i>Figura 9: Limiarização de uma imagem monocromática: (a) histograma original, (b) histograma da imagem binarizada.....</i>	<i>36</i>
<i>Figura 10: (Acima) Resposta em frequência dos principais tipos de filtros. (Abaixo) Filtros correspondentes no domínio espacial.....</i>	<i>37</i>
<i>Figura 11: Máscaras para cálculo do filtro da média: (a) 3 x 3; (b) 5 x 5; (c) 7 x 7.</i>	<i>38</i>
<i>Figura 12: Esquema geral da detecção computadorizada de microcalcificações em mamografias.</i>	<i>41</i>
<i>Figura 13: Forma do "matched filter" utilizado para realce das microcalcificações.</i>	<i>42</i>
<i>Figura 14: Exemplo de identificação da variável topo no histograma da imagem</i>	<i>43</i>
<i>Figura 15: Representação do corte longitudinal do filtro utilizado.</i>	<i>44</i>
<i>Figura 16: Filtro para detecção de microcalcificações. Em azul a curva original. Em vermelho a reprodução para este trabalho.</i>	<i>45</i>
<i>Figura 17: Em azul: reprodução do filtro para imagens de 150µm. Em vermelho: filtro adaptado para imagens de 50µm.....</i>	<i>45</i>
<i>Figura 18: Em vermelho $\sigma=4,8$ para 50µm; em preto $\sigma=3,2$ para 75µm; em verde $\sigma=2,4$ para 100µm e em magenta $\sigma=1,92$ para 125µm.....</i>	<i>46</i>

<i>Figura 19: Representação do esquema de funcionamento do algoritmo de transformada área-ponto (NISHIKAWA, JIANG, et al., 1992).</i>	47
<i>Figura 20: Exemplo do resultado final do processo de detecção.</i>	49
<i>Figura 21: Exemplos de resultados do primeiro método: (a)Alto índice de FN, (b)Bom resultado e (c)Alto índice de FP.</i>	52
<i>Figura 22: Curva FROC da variável Topo.</i>	54
<i>Figura 23: Exemplo de processamento em imagem de 70μm. Neste caso temos uma sensibilidade de 100% e uma taxa de FP de 2,0</i>	56
<i>Figura 24: Exemplo de processamento em imagem de 150μm. Neste caso temos uma sensibilidade de cerca de 90% e uma taxa de FP de 2,0</i>	57

Lista de Tabelas

<i>Tabela 1: Operadores 3 x 3 utilizados para estimar a amplitude do gradiente através de uma borda.</i>	<i>33</i>
<i>Tabela 2: Resultados obtidos para construção da curva FROC.</i>	<i>53</i>
<i>Tabela 3: Resultado do processamento das imagens de 70μm.....</i>	<i>55</i>
<i>Tabela 4: Resultado do processamento das imagens de 150μm.....</i>	<i>57</i>
<i>Tabela 5: Resultados do processamento de imagens para análise estatística.....</i>	<i>73</i>

Sumário

Capítulo 1 - Introdução	19
1.1. Raios X	19
1.2. Câncer de Mama	19
1.3. Objetivos	20
Capítulo 2 – Revisão da literatura	23
2.1. Mamografia	23
2.2. Digitalização de imagens mamográficas	24
2.3. Sistemas CAD.....	26
2.3.1. Princípios de funcionamento	26
2.3.2. Avaliação de sistemas de CAD	27
2.4. Processamento de Imagens.....	29
2.4.1. Operações lógicas e aritméticas.....	29
2.4.2. Operações de convolução com máscaras.....	33
2.4.3. Técnicas de modificação de histograma.....	34
2.4.4. Filtragem, Realce e Suavização de Imagens.....	37
Capítulo 3 - Materiais e Métodos	41
Capítulo 4 - Resultados	51
Capítulo 5 - Conclusões.....	59
Referências Bibliográficas	63
APÊNDICE A: Programa principal desenvolvido na expansão do método	65
APÊNDICE B: Programa para transformação Área-Ponto	69
APÊNDICE C: Programa para detecção de agrupamentos	71
APÊNDICE D: Tabela de dados do processamento de imagens para análise estatística	73

Capítulo 1 - Introdução

1.1.Raios X

Os raios X são ondas eletromagnéticas cujo comprimento de onda varia de 0,005 a 1 nanômetro. Embora seu comprimento de onda seja muito menor, sua natureza eletromagnética é idêntica à da luz visível. Estas ondas podem ser geradas através da aceleração de elétrons utilizando-se uma grande diferença de potencial, seguida de uma desaceleração através da colisão desses elétrons com a superfície do ânodo.

A radiografia consiste no uso dos raios X para a obtenção de imagens de materiais não homogêneos, através da exposição destes objetos à radiação com a presença de um filme sensível como anteparo. As regiões mais densas do objeto absorvem uma maior quantidade de raios X, permitindo uma menor passagem destes e formando regiões mais claras no filme revelado.

Devido ao alto poder de penetração dos raios X, a radiografia é usada como uma técnica de obtenção de imagens não invasiva, podendo produzir imagens da estrutura interna de um objeto, sem danificá-lo. Graças ao seu curto comprimento de onda, os raios X podem detectar diversos tipos de estruturas em escala microscópica (ARHATARI, 2006).

1.2.Câncer de Mama

O câncer é uma doença caracterizada pelo crescimento descontrolado das células em determinada região do organismo, que ocorre devido às mutações, ou mudanças anormais, nos genes responsáveis por controlar o crescimento das células e mantê-las saudáveis (VERDE, 2007).

O câncer de mama é o câncer mais frequente entre as mulheres e a maior causa de morte por neoplasias entre estas. No ano de 2012, a previsão é de 52.680 novos casos desta patologia, representando 27,9% do total de novos casos de câncer entre as mulheres nesse ano. A taxa de mortalidade no ano de 2010 foi de 11,51 a cada 100.000 mulheres no Brasil, perdendo somente para o câncer de próstata como a localização de câncer com maior mortalidade no país (INCA, 2012).

As maiores chances de sobrevivência se dão quando a patologia é diagnosticada e tratada em seus estágios iniciais. Por esse motivo, o INCA (Instituto Nacional do Câncer) recomenda a toda mulher com 40 anos de idade ou mais a procurar um especialista e ter suas mamas examinadas anualmente. Já entre 50 e 69 anos de idade, a mulher também deve fazer uma mamografia a cada dois anos.

Foi constatado que a detecção precoce do câncer de mama através da mamografia reduz a mortalidade em mulheres após os 50 anos de idade em aproximadamente um terço (TIMMEMAN, 1999).

Segundo a literatura especializada, de 30% a 50% dos casos de câncer de mama detectados por meio de mamografia apresentam agrupamentos de microcalcificações associados. Além disso, estudos demonstraram que 26% dos casos de câncer não palpável de mama apresentam nódulos associados na mamografia e 18% apresentam nódulos e microcalcificações. (AZEVEDO-MARQUES, 2001, p. 287)

Pelos motivos apresentados por (AZEVEDO-MARQUES, 2001), a maioria dos sistemas de auxílio ao diagnóstico em mamografia é voltada para a detecção de nódulos e microcalcificações.

1.3.Objetivos

Este trabalho está contido em uma das linhas de pesquisa do Laboratório de Análise e Processamento de Imagens Médicas e Odontológicas (LAPIMO) da Escola de Engenharia de São Carlos da USP. Esta linha de pesquisa tem por objetivo o

desenvolvimento de uma ferramenta computacional para auxílio ao diagnóstico do câncer de mama.

Como motivação, tem-se a necessidade de localização de agrupamentos de microcalcificações nas imagens mamográficas digitais, visto que, quase metade dos casos de câncer de mama diagnosticados através de mamografias estão relacionados à presença destes agrupamentos (AZEVEDO-MARQUES, 2001).

Pelos motivos apresentados, o objetivo do presente trabalho é o desenvolvimento de um método para identificação de agrupamentos de microcalcificações em imagens mamográficas com diferentes resoluções espaciais, que seja capaz de atuar sobre qualquer imagem, independentemente de suas características, como média, desvio padrão e densidade da mama em questão.

Capítulo 2 – Revisão da literatura

2.1.Mamografia

Devido ao fato de a mama ser constituída de tecidos moles de densidades muito semelhantes e de que os objetos de interesse na mamografia são estruturas microscópicas, para a obtenção de imagens da mama utiliza-se um equipamento especial chamado mamógrafo, cujo exemplo pode ser observado na Figura 1 abaixo.



Figura 1: Exemplo de um mamógrafo.

Uma particularidade desse equipamento pode ser encontrada em seu tubo de raios X. No lugar do elemento tungstênio utilizado nos tubos convencionais, no mamógrafo utiliza-se o molibdênio devido às características do feixe produzido por este elemento gerarem melhores imagens para as estruturas que constituem a mama. Para se detectar objetos que podem chegar a 0,3 mm de diâmetro, como as microcalcificações, por exemplo, outro fator importante é a garantia de que o ponto focal do equipamento seja bem pequeno.

Outra característica que difere o mamógrafo dos tradicionais aparelhos de raios X é o tamanho do campo de radiação, que no mamógrafo chega a ter metade da dimensão comparando-se aos demais equipamentos. Para reduzir o tamanho do campo, são utilizados colimadores de feixe e restritores, que direcionam o feixe e barram a radiação desnecessária. Além de ajudar a diminuir a dose de radiação emitida em outras partes do corpo do paciente, estes acessórios melhoram a qualidade da imagem.

Através do compartimento de compressão, uma placa de material radiotransparente comprime a mama a fim de se obter a menor espessura possível, levando as estruturas da mama mais próximas do anteparo que contém o filme, evitando a movimentação da mama e separando estruturas sobrepostas, obtendo assim imagens com melhor resolução e contraste.

Para evitar que o mesmo fóton impressione o filme radiográfico duas vezes (chamado efeito “*crossover*”), o que pode causar certa penumbra na imagem, utiliza-se uma tela intensificadora posicionada embaixo do filme no chassi mamográfico. Os fótons que passam pelo filme atingem a tela e transformam-se em luz visível, que por sua vez impressiona o filme gerando a imagem final (ROSA, 2005).

2.2.Digitalização de imagens mamográficas

O manuseio e o intercâmbio de mamografias no formato de película se tornam muitas vezes trabalhoso, devido ao volume ocupado e aos cuidados necessários para a conservação destas imagens. A fim de se sanar esses e outros problemas, recorre-se à digitalização das imagens mamográficas.

Para a digitalização das imagens armazenadas em películas, utilizam-se *scanners* apropriados, que através de sensores e uma fonte de luz, captam a intensidade de luz que atravessa o filme radiográfico. Eles possuem uma fonte de luz em forma de linha que varre o objeto a ser digitalizado, enquanto um sensor mede a quantidade de luz transmitida em cada ponto (GÓIS, 2010). A luz é convertida em um sinal elétrico que é posteriormente digitalizado por um conversor A/D. Ao processo de se obter uma porção finita de valores discretos, a partir de um sinal analógico, dá-se o nome de amostragem. Um esquema ilustrativo do processo de amostragem pode ser observado na Figura 2.

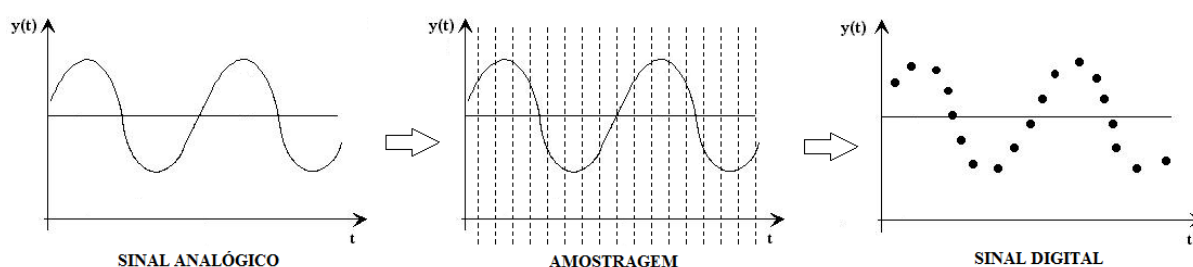


Figura 2: Ilustração do processo de amostragem

Após ser digitalizada, a imagem se torna uma função bidimensional da intensidade da luz, representada por $f(x, y)$, na qual os valores de x e y são coordenadas espaciais e o valor de f é proporcional ao nível de cinza daquela imagem naquele ponto. O intervalo que a função f pode assumir depende da quantidade de níveis de cinza da imagem. Imagens de 1 bit possuem no máximo 2 níveis ($2^1 = 2$); imagens de 2 bits possuem no máximo 4 níveis ($2^2 = 4$) e assim sucessivamente. A Figura 3 ilustra a representação de uma imagem digital.



Figura 3: Exemplo de representação de uma imagem digital

A quantidade de pontos nas direções x e y que constituem a imagem caracterizam a resolução espacial dessa imagem. Assim, além da quantidade de níveis de cinza, outro fator fundamental para qualidade de imagens digitalizadas é a sua resolução espacial.

Um exemplo de variação de resolução espacial de uma imagem por ser observado na Figura 4.

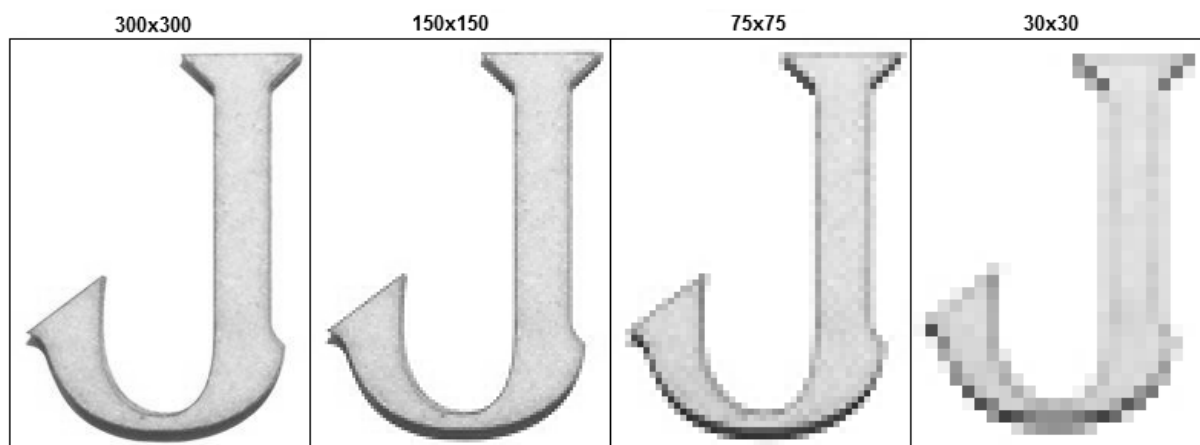


Figura 4: Impacto da resolução na qualidade da imagem

Com a imagem já digitalizada, abre-se um imenso leque de ferramentas para a análise, ajustes e até reconstrução dos dados nela armazenados. Em se tratando de imagens mamográficas, tais ferramentas contribuem para o aumento da eficácia do diagnóstico de patologias.

2.3.Sistemas CAD

2.3.1.Princípios de funcionamento

O diagnóstico auxiliado por computador (do inglês *computer-aided diagnosis*, ou CAD) é o diagnóstico realizado pelo radiologista com o auxílio de um processamento automatizado de imagens radiográficas como uma “segunda opinião”, sendo o computador utilizado somente para a obtenção de informações adicionais, cabendo ao radiologista a tomada final de decisão (DOI, 1999).

A avaliação de uma imagem por um radiologista é pessoal e, portanto, subjetiva, estando sujeita a variações ao ser avaliada por outro especialista ou até mesmo por distração e fadiga do mesmo. Foi demonstrado que se a leitura for realizada por dois radiologistas, a sensibilidade do diagnóstico é aumentada (THURFJELL, 1994). Assim, a

proposta dos sistemas CAD é atuar como um segundo especialista na avaliação de uma imagem radiológica.

Existem dois tipos de CAD, aqueles que atuam no auxílio à classificação, que quantificam características da imagem e as classificam como sendo normais ou não, e aqueles que têm por finalidade o auxílio à detecção de lesões, que varrem a imagem em busca de padrões anormais. Este último é o objeto de estudo deste trabalho.

Por ser constituído de processos genéricos e amplos, o CAD pode ser aplicado a todas as diversas formas de diagnóstico por imagem, como por exemplo, a radiografia, a ultrassonografia e a ressonância magnética. Além disso, podem-se elaborar esquemas de CAD para todas as partes do corpo, sendo as mais utilizadas nas áreas de diagnóstico precoce de câncer de mama, detecção de nódulos pulmonares e análise quantitativa de fluxo sanguíneo (AZEVEDO-MARQUES, 2001).

Na detecção automatizada de lesões, o radiologista é o único responsável pela classificação de regiões contendo padrões radiológicos suspeitos, localizadas pelo computador. Assim, o papel do *software* de detecção é unicamente o auxílio na localização de estruturas.

Pesquisas na Universidade de Chicago, EUA, foram pioneiras na apresentação de uma metodologia para detecção automatizada de microcalcificações em imagens mamográficas. Essa metodologia inclui as seguintes etapas: pré-processamento para realce das imagens; filtragem para remoção de estruturas de fundo; segmentação das microcalcificações para extração de atributos e o uso de redes neurais artificiais para redução do número de detecções falso-positivas (CHAN, DOI, *et al.*, 1987).

No mês de junho de 1998, o *Food and Drug Administration* (FDA), dos Estados Unidos, aprovou o uso do *ImageChecker M1000* (HOLOGIC, 2012), sistema de auxílio à detecção que passou a oferecer uma dupla leitura na análise de mamografias.

2.3.2.Avaliação de sistemas de CAD

A maneira mais comum de se avaliar a eficiência de um sistema de CAD é utilizando-se a teoria de detecção de sinal (TDS). As imagens resultantes dos sistemas de CAD são

tratadas como um estímulo positivo caso apresentem alguma anormalidade, ou como um estímulo negativo caso sejam imagens que não apresentem nenhum achado.

Desse modo, um verdadeiro positivo (VP) se caracteriza por uma resposta positiva a um estímulo positivo, e um falso positivo (FP) se constitui de uma resposta positiva para um estímulo negativo. Similarmente, uma resposta negativa para um estímulo negativo é considerado um verdadeiro negativo (VN) e uma resposta negativa para um estímulo positivo é considerado um falso negativo (FN).

De posse dessas informações relativas ao sistema, é possível medir a taxa de verdadeiros positivos de um sistema, também chamada de sensibilidade, e a taxa de falsos positivos, que é o complemento da medida de especificidade. O cálculo destas taxas pode ser observado nas equações (1) e (2).

$$\text{taxa de verdadeiros positivos} = \text{sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN} \quad \text{Eq. (1)}$$

$$\text{taxa de falsos positivos} = 1 - \text{especificidade} = \frac{FN}{FN + VN} \quad \text{Eq. (2)}$$

A curva ROC (do inglês *Receiver Operating Characteristic*) mostra o comportamento geral do sistema de CAD e permite analisar se o sistema possui as qualidades necessárias para o seu uso. Ela é obtida ao traçar o gráfico das taxas de verdadeiros positivos e falsos negativos de um sistema para diferentes configurações de sua execução, alterando o rigor com que o sistema classifica os estímulos (BARBOSA FILHO, 2012).

Na avaliação de sistemas de CAD que têm por finalidade o auxílio à detecção de lesões, costuma-se utilizar curvas FROC (do inglês *Free-response Receiver Operating Characteristic*), que se diferem das curvas ROC somente pelo uso da taxa de falsos positivos por imagem ao invés da taxa de falsos negativos. Do mesmo modo que a curva ROC, espera-se que o número de falsos positivos por imagem do sistema aumente à medida que sua sensibilidade também cresce (BARBOSA FILHO, 2012).

2.4.Processamento de Imagens

2.4.1.Operações lógicas e aritméticas

2.4.1.1.Operações *pixel a pixel*

Sabemos que após uma imagem ter sido adquirida e digitalizada, ela pode ser vista como uma matriz de inteiros e, portanto pode ser manipulada numericamente utilizando operações lógicas e/ou aritméticas. Estas operações podem ser efetuadas pixel a pixel ou orientadas a vizinhança. No primeiro caso, elas podem ser descritas pela seguinte notação:

$$X \text{ opn } Y = Z$$

onde X e Y podem ser imagens (matrizes) ou escalares, Z é obrigatoriamente uma matriz e opn é um operador aritmético (+, -, x e /) ou lógico (*AND*, *OR*, *XOR*) binário.

Sejam duas imagens X e Y de igual tamanho. Estas imagens podem ser processadas pixel a pixel utilizando um operador aritmético ou lógico, produzindo uma terceira imagem Z , cujos pixels correspondem ao resultado de $X \text{ opn } Y$ para cada elemento de X e Y .

Ao executarmos operações aritméticas sobre imagens, devemos tomar especial cuidado com os problemas de *underflow* ou *overflow* do resultado. A adição de duas imagens de 256 tons de cinza, por exemplo, pode resultar em um número maior que 255 para alguns pixels, ao mesmo tempo em que a subtração de duas imagens pode resultar em valores negativos para alguns elementos. Exemplos de operações aritméticas sobre imagens podem ser observados na Figura 5.

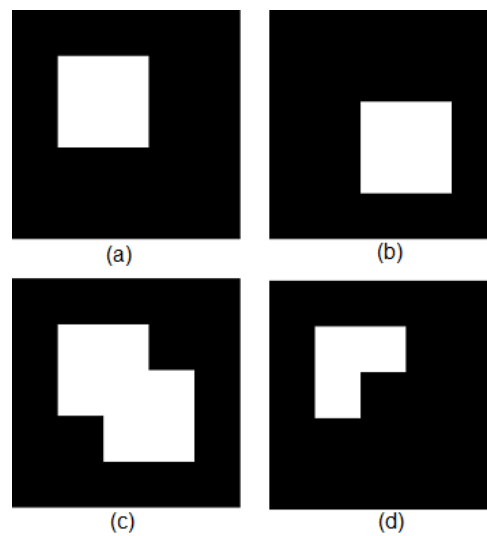


Figura 5: Exemplo de operações aritméticas: (a) X , (b) Y , (c) $X+Y$, (d) $X-Y$

Todas as operações lógicas (ou booleanas) conhecidas podem ser aplicadas entre imagens, inclusive a operação de complemento (NOT), que é uma operação unária (requer apenas um operando). A Figura 6 exemplifica a aplicação de operações lógicas sobre imagens binárias.

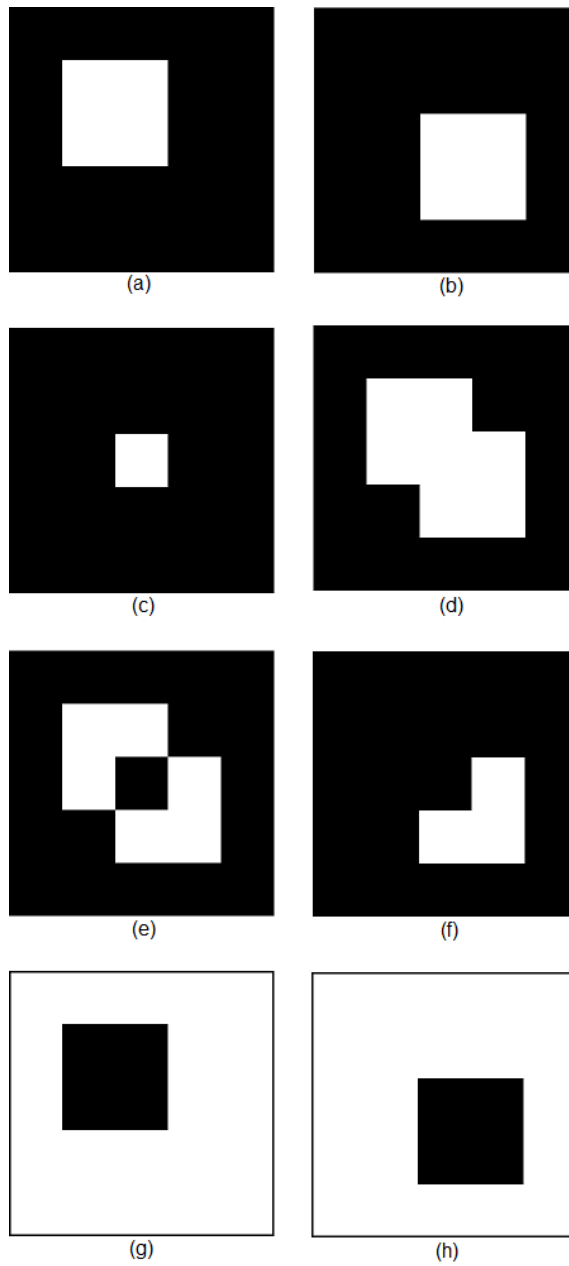


Figura 6: Exemplos de operações lógicas em imagens binárias: (a)A, (b)B, (c)A and B, (d)A or B, (e)A xor B, (f)(not A) and B, (g)not A e (h)not B

2.4.1.2. Operações orientadas a vizinhança

As operações orientadas a vizinhança utilizam o conceito de convolução com máscaras (ou janelas ou *templates*).

Seja uma subárea de uma imagem:

$$\begin{bmatrix} Z_1 & Z_2 & Z_3 \\ Z_4 & Z_5 & Z_6 \\ Z_7 & Z_8 & Z_9 \end{bmatrix}$$

onde: Z_1, \dots, Z_9 são os valores de tons de cinza de cada pixel.

Seja uma máscara 3 x 3 de coeficientes genéricos W_1, \dots, W_9 :

$$\begin{bmatrix} W_1 & W_2 & W_3 \\ W_4 & W_5 & W_6 \\ W_7 & W_8 & W_9 \end{bmatrix}$$

A máscara acima percorrerá a imagem, desde o seu canto superior esquerdo até seu canto inferior direito. A cada posição relativa da máscara sobre a imagem, o pixel central da subimagem em questão será substituído, em uma matriz denominada 'imagem-destino', por um valor:

$$Z = \sum_{i=1}^9 W_i \cdot Z_i$$

As operações de convolução com máscaras são amplamente utilizadas no processamento de imagens (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). Uma seleção apropriada dos coeficientes W_1, \dots, W_9 torna possível uma grande variedade de operações úteis, tais como redução de ruído, afinamento e detecção de características da imagem. Deve-se observar, entretanto, que a operação de convolução com máscaras exige grande esforço computacional. Por exemplo, a aplicação de uma máscara 3 x 3 sobre uma imagem 512 x 512 requer nove multiplicações e oito adições para cada localização de pixel, num total de 2.359.296 multiplicações e 2.097.152 adições.

2.4.2. Operações de convolução com máscaras

2.4.2.1. Detecção de pontos isolados

A máscara a seguir é um exemplo de operador de convolução que, quando aplicado a uma imagem, destacará pixels brilhantes circundados por pixels mais escuros. Como será visto adiante, este operador corresponde a um filtro passa-altas.

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

2.4.2.2. Detecção de bordas

Para a detecção e realce de bordas, aplicam-se habitualmente filtros espaciais de dois tipos: (a) baseados no gradiente da função de luminosidade, $I(x,y)$, da imagem, e (b) baseados no laplaciano de $I(x,y)$.

Tanto o gradiente quanto o laplaciano costumam ser aproximados por máscaras de convolução ou operadores 3 x 3. Exemplos destas máscaras são os operadores de Roberts, Sobel, Prewitt e Frei-Chen, mostrados na Tabela 1.

Tabela 1: Operadores 3 x 3 utilizados para estimar a amplitude do gradiente através de uma borda.

Operador	Vertical	Horizontal
Roberts	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
Sobel	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
Prewitt	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
Frei-Chen	$\frac{1}{2+\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ \sqrt{2} & 0 & -\sqrt{2} \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{2+\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{bmatrix}$

. A Figura 7 mostra um exemplo de aplicação das matrizes de detecção de bordas.

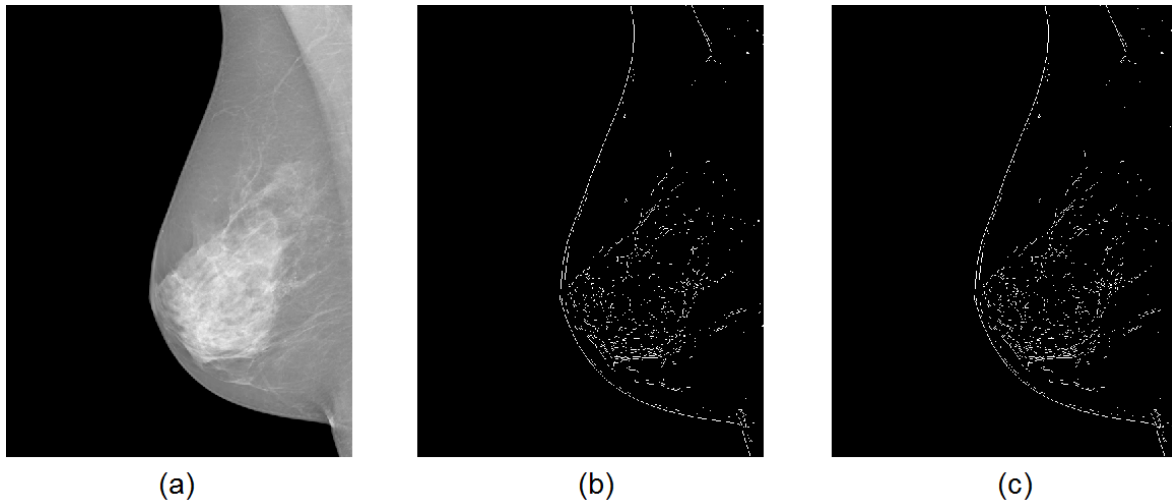


Figura 7: Exemplo de realce e detecção de bordas. (a) imagem original, (b) realce de bordas utilizando os operadores de Prewitt horizontal e vertical, (c) realce de bordas utilizando os operadores de Sobel horizontal e vertical.

2.4.3. Técnicas de modificação de histograma

2.4.3.1. Conceito de histograma

O histograma de uma imagem é um conjunto de números indicando o percentual de pixels naquela imagem que apresentam um determinado nível de cinza. Estes valores são normalmente representados por um gráfico de barras que fornece para cada nível de cinza o número (ou o percentual) de pixels correspondentes na imagem. Através da visualização do histograma de uma imagem obtemos uma indicação de sua qualidade quanto ao nível de contraste e quanto ao seu brilho médio (se a imagem é predominantemente clara ou escura). Cada elemento deste conjunto é calculado como:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n}$$

onde:

$$0 \leq r_k \leq 1$$

$k = 0, 1, \dots, L-1$, onde L é o número de níveis de cinza da imagem digitalizada;

n = número total de pixels na imagem;

$p(r_k)$ = probabilidade do k -ésimo nível de cinza;

n_k = número de pixels cujo nível de cinza corresponde a k .

2.4.3.2. Equalização de histograma

A equalização de histograma é uma técnica a partir da qual se procura redistribuir os valores de tons de cinza dos pixels em uma imagem, de modo a obter um histograma o mais uniforme possível, no qual o número (percentual) de pixels de qualquer nível de cinza é praticamente o mesmo. Para tanto, utiliza-se uma função auxiliar, denominada função de transformação. A forma mais usual de se equalizar um histograma é utilizar a função de distribuição acumulada da distribuição de probabilidades original, que pode ser expressa por:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k p_r(r_j)$$

onde:

$$0 \leq r_k \leq 1$$

$$k = 0, 1, \dots, L-1$$

2.4.3.3. Expansão de histograma

Nesta técnica, o histograma original de uma imagem é modificado de tal forma que parte dele é expandida para ocupar toda a faixa de cinza da imagem. A Figura 8 ilustra esquematicamente o processo.

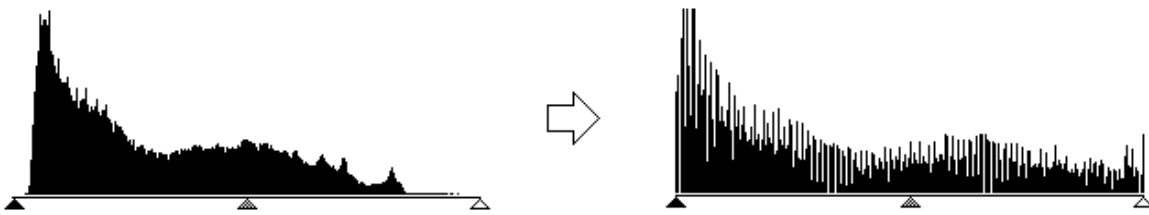


Figura 8: Expansão de histograma.

2.4.3.4. Limiarização (Thresholding)

O princípio da limiarização consiste em separar as regiões de uma imagem quando esta apresenta duas classes (o fundo e o objeto). Devido ao fato da limiarização produzir uma imagem binária à saída, o processo também é denominado, muitas vezes, binarização. A forma mais simples de limiarização consiste na bipartição do histograma, convertendo os pixels cujo tom de cinza é maior ou igual a um certo valor de limiar (T) em brancos e os demais em pretos, como ilustra a Figura 9. No caso de níveis de cinza divididos basicamente em duas classes, onde o histograma apresenta dois picos e um vale, a limiarização é trivial.

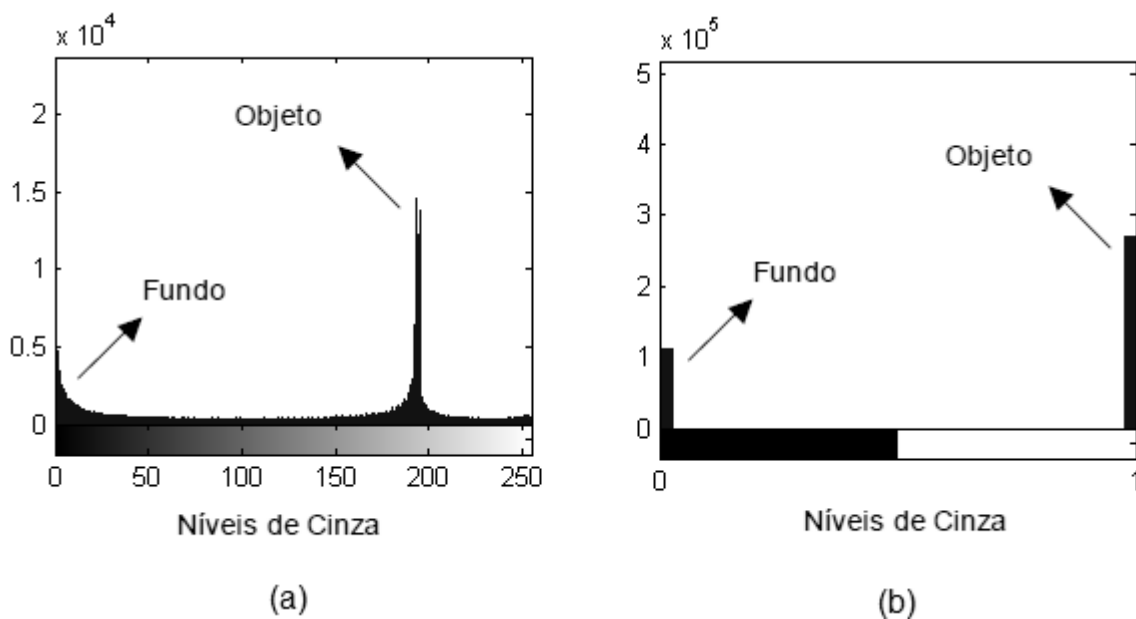


Figura 9: Limiarização de uma imagem monocromática: (a) histograma original, (b) histograma da imagem binarizada.

2.4.4. Filtragem, Realce e Suavização de Imagens

2.4.4.1. Suavização de imagens

Os filtros são denominados 'passa-baixas' quando atenuam ou eliminam as componentes de alta frequência no domínio das transformadas de Fourier. Como as componentes de alta frequência correspondem a regiões de bordas e/ou detalhes finos na imagem, o efeito da filtragem passa-baixas é a suavização da imagem, provocando um leve borramento na mesma. Já os filtros passa-altas atenuam ou eliminam os componentes de baixa frequência e, em função disto, realçam as bordas e regiões de alto contraste da imagem. Os filtros passa-faixa, capazes de remover ou atenuar componentes acima de sua frequência de corte superior e abaixo de sua frequência de corte inferior, embora existam, são de pouca utilidade prática, com exceção de algumas tarefas específicas de restauração de imagens.

A Figura 10 mostra as respostas em frequência dos três principais tipos de filtros existentes e os respectivos filtros espaciais correspondentes.

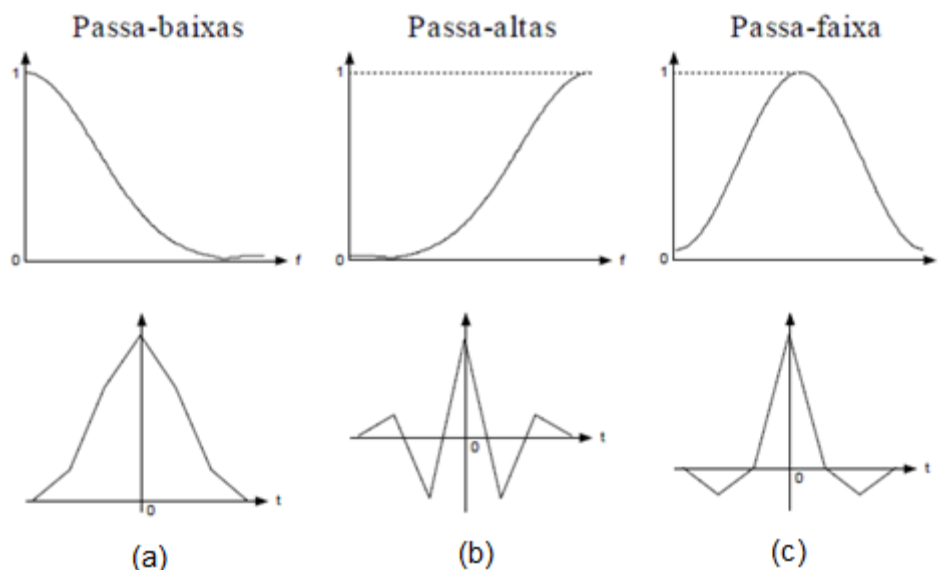


Figura 10: (Acima) Resposta em frequência dos principais tipos de filtros. (Abaixo) Filtros correspondentes no domínio espacial.

Como se pode perceber na Figura 10(a), a resposta ao impulso de um filtro passa-baixas indica que ele deve apresentar todos seus coeficientes positivos. A forma mais simples de implementar um filtro com tais características é construir uma máscara 3 x 3 com todos seus coeficientes iguais a 1, dividindo o resultado da convolução por um fator de normalização, neste caso igual a 9. Um filtro com esta característica é denominado filtro da média. A Figura 11(a) mostra a máscara resultante, enquanto a Figura 11(b) e Figura 11(c) ilustram o mesmo conceito, aplicado a máscaras de maiores dimensões. Na escolha do tamanho da máscara deve-se ter em mente que quanto maior a máscara, maior o grau de borramento da imagem resultante.

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(a)

$$\frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(b)

$$\frac{1}{49} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(c)

Figura 11: Máscaras para cálculo do filtro da média: (a) 3 x 3; (b) 5 x 5; (c) 7 x 7.

Uma das principais limitações do filtro da média em situações onde o objetivo é remoção de ruídos em imagens está na sua incapacidade de preservar bordas e detalhes finos da imagem. Para contorná-la, uma técnica alternativa é o filtro da mediana. Nesta técnica, o nível de cinza do pixel central da janela é substituído pela mediana dos pixels situados em sua vizinhança.

2.4.4.2. Realce de imagens

O principal objetivo das técnicas de realce é o de destacar detalhes finos na imagem. O formato da resposta ao impulso de um filtro passa-altas, Figura 10(b), deve ser tal que a máscara correspondente apresente coeficientes positivos nas proximidades de seu centro e negativos longe dele. No caso de uma máscara 3 x 3, isto significa

projetar uma máscara com pixel central positivo e todos seus oito vizinhos negativos. Um exemplo de máscara com estas características é apresentado abaixo.

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Sabendo-se que o cálculo da média dos pixels em um trecho de imagem produz como efeito a remoção de seus componentes de alta frequência e que o conceito de média é análogo à operação de integração, é razoável esperar que a diferenciação produza o efeito oposto e, portanto, enfatize os componentes de alta frequência presentes em uma imagem. O método mais usual de diferenciação em aplicações de processamento de imagens é o gradiente. Em termos contínuos, o gradiente de $f(x,y)$ em um certo ponto (x,y) é definido como o vetor:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Aproximações para o cálculo do gradiente podem ser feitas através de máscaras, como por exemplo, as máscaras de dimensão 3x3 dos operadores de Prewitt e Sobel, apresentados anteriormente.

Capítulo 3 - Materiais e Métodos

Na tentativa de se atingir o objetivo apresentado, utilizaram-se dois métodos distintos. Primeiramente tentou-se elaborar um programa que utilizasse o esquema da Figura 12 para identificar os agrupamentos de microcalcificações. O programa filtraria a imagem utilizando um filtro detector de sinal, neste caso uma curva chapéu, e o resultado desse processo seria subtraído da mesma imagem filtrada por um filtro da média, com o objetivo de se remover o ruído de fundo. A imagem resultante seria limiarizada, ou seja, uma porcentagem dos pixels com maior intensidade apareceria com máxima intensidade e os demais pixels apareceriam em preto. Ao término deste processo, restariam na imagem somente os pixels que representam os achados.

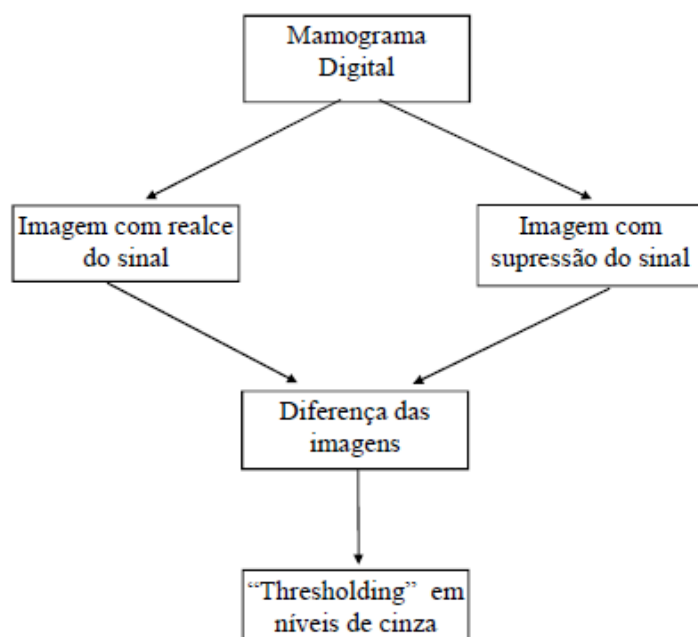


Figura 12: Esquema geral da detecção computadorizada de microcalcificações em mamografias.

A escolha da filtragem por meio de uma curva chapéu se dá devido às características das estruturas que desejamos realçar. A parte central da curva corresponde a um “*matched filter*” (filtro casado, em tradução livre do inglês) com

tamanho e variações de contraste de uma típica microcalcificação, conforme pode ser observado na Figura 13.

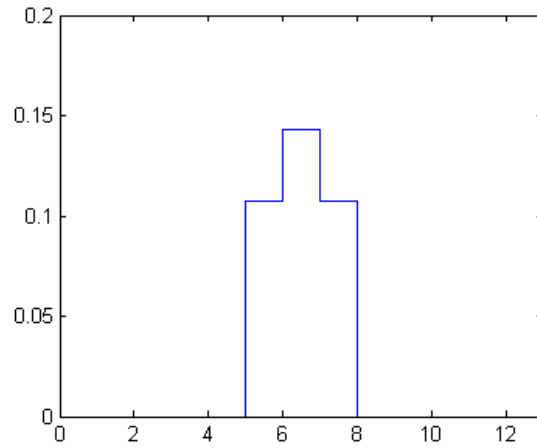


Figura 13: Forma do "*matched filter*" utilizado para realce das microcalcificações.

O filtro da média utilizado é o mesmo apresentado no item 2.4.4.1, e possui tamanho $sf \times sf$, conforme mostrado na equação (3) abaixo.

$$\frac{1}{sf^2} \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. (3)}$$

Como parâmetros para a execução do programa, devem ser informados o tamanho do filtro do chapéu, o tamanho do filtro da média e a porcentagem de pixels da região final do histograma que permanecerão na limiarização (denominada no programa de variável *topo*), conforme Figura 14.

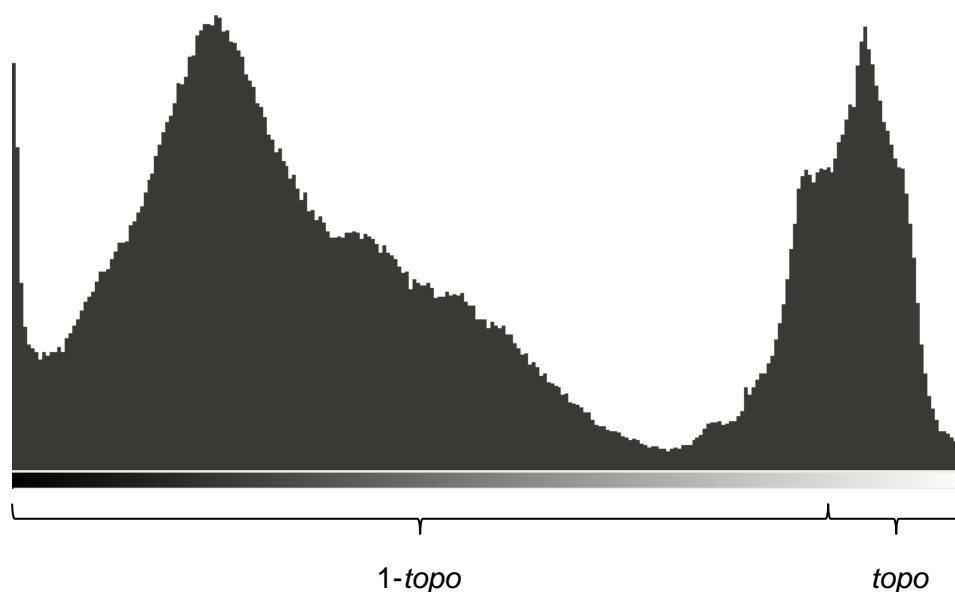


Figura 14: Exemplo de identificação da variável topo no histograma da imagem

Devido ao fato de o objetivo deste trabalho se tratar da obtenção de um programa único que seja capaz de identificar estruturas de interesse em imagens com diferentes resoluções espaciais e características, teriam que ser encontrados parâmetros únicos que fossem eficientes para as diferentes entradas.

Assim, foi proposto realizar-se o processamento de uma grande quantidade de imagens permutando entre variações de todos os parâmetros. Os dados seriam avaliados através de inspeção visual, adquirindo-se a sensibilidade e a taxa de falsos positivos para cada conjunto de parâmetros e, após uma análise estatística chegar-se-ia a um conjunto de valores que seriam suficientes para se detectar os agrupamentos de microcalcificações nos diferentes tipos de imagem.

O segundo método criado neste trabalho é uma expansão do método apresentado por Nunes, F. L. S. em (NUNES, 2001), o qual se constitui de um esquema para detecção de microcalcificações em imagens de resolução espacial de 150 μ m. Este método utiliza a técnica de diferença de imagens para realçar o sinal das microcalcificações através da supressão da estrutura de fundo da mamografia digitalizada.

Esse procedimento é realizado através da utilização de dois filtros lineares. O primeiro núcleo realça a aparência de pequenas estruturas, enquanto que o segundo filtro

suprime as mesmas estruturas. Através da subtração das duas imagens (aquela com os sinais suprimidos daquela com os sinais realçados) obtém-se a imagem da diferença. Na prática, os dois filtros são combinados em um simples filtro linear, conforme ilustrado na Figura 15. Operações baseadas em “*thresholding*” e “operadores morfológicos” são então aplicados para extração de sinais da imagem.

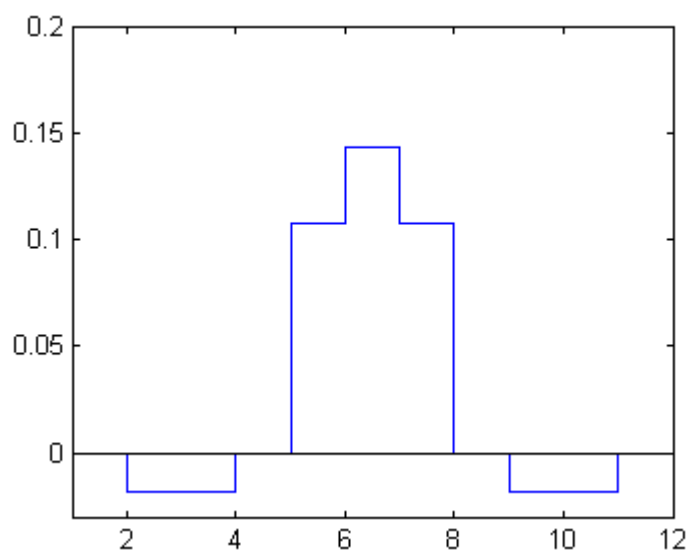


Figura 15: Representação do corte longitudinal do filtro utilizado.

Como citado, o método apresentado pelo trabalho original (NUNES, 2001) era capaz somente de detectar agrupamentos de microcalcificações em imagens com resolução espacial de 150 μ m. Assim, para atingir o objetivo proposto por este trabalho teve-se que criar uma técnica que, utilizando a mesma metodologia, conseguisse realizar detecções em imagens digitais com quaisquer tamanhos de pixel.

Para isso, o filtro foi primeiramente reproduzido através da função *fspecial* do MATLAB (THE MATHWORKS, 2012), que é capaz de gerar a curva informando-se o tamanho desejado e o desvio padrão σ . Neste caso, através de tentativas, chegou-se ao valor de 1,60 para o desvio padrão e fixou-se em 35 o tamanho do filtro. A curva resultante pode ser vista na Figura 16.

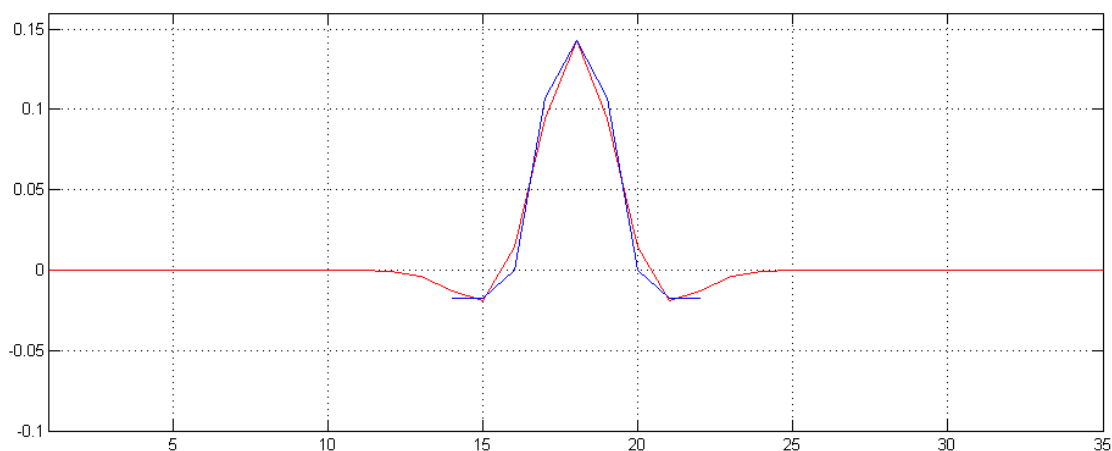


Figura 16: Filtro para detecção de microcalcificações. Em azul a curva original. Em vermelho a reprodução para este trabalho.

Após a reprodução do comportamento do filtro, buscou-se a adaptação para o trabalho com imagens de resoluções espaciais em geral. Supondo que uma microcalcificação seja representada por cerca de 3 pixels brancos de diâmetro, em uma imagem com resolução de $150\mu\text{m}$, para uma resolução de $50\mu\text{m}$ seriam necessários 9 pixels de diâmetro para a representação da mesma imagem. Com base nesse raciocínio, a seguinte curva foi gerada para se utilizar no filtro, como pode ser observado na Figura 17.

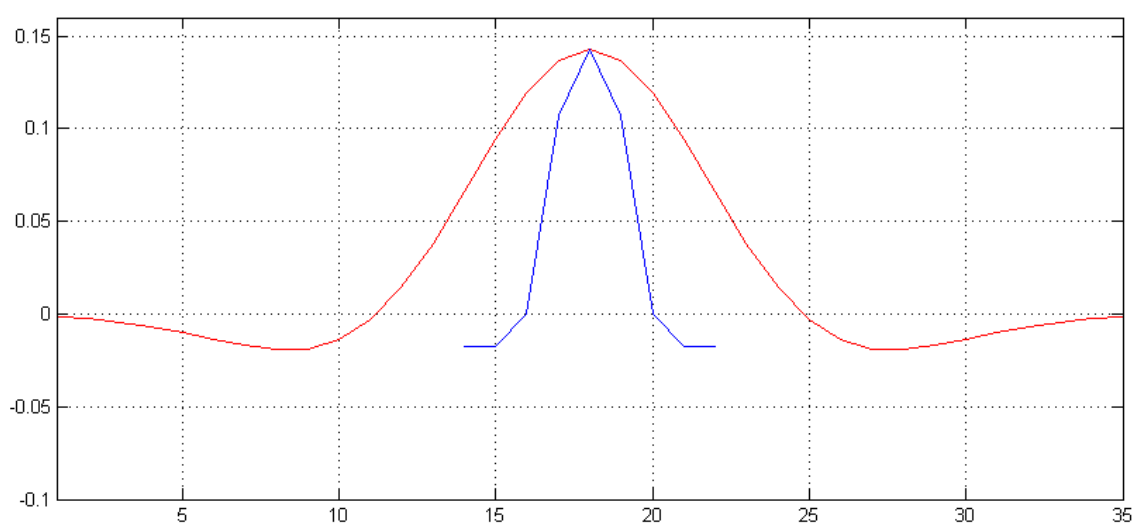


Figura 17: Em azul: reprodução do filtro para imagens de $150\mu\text{m}$. Em vermelho: filtro adaptado para imagens de $50\mu\text{m}$.

Utilizando-se do mesmo raciocínio empregado para obter-se a curva do filtro para imagens de resolução espacial de $50\mu\text{m}$, geraram-se as curvas para demais resoluções utilizando-se diferentes valores para o desvio padrão, como ilustra a Figura 18.

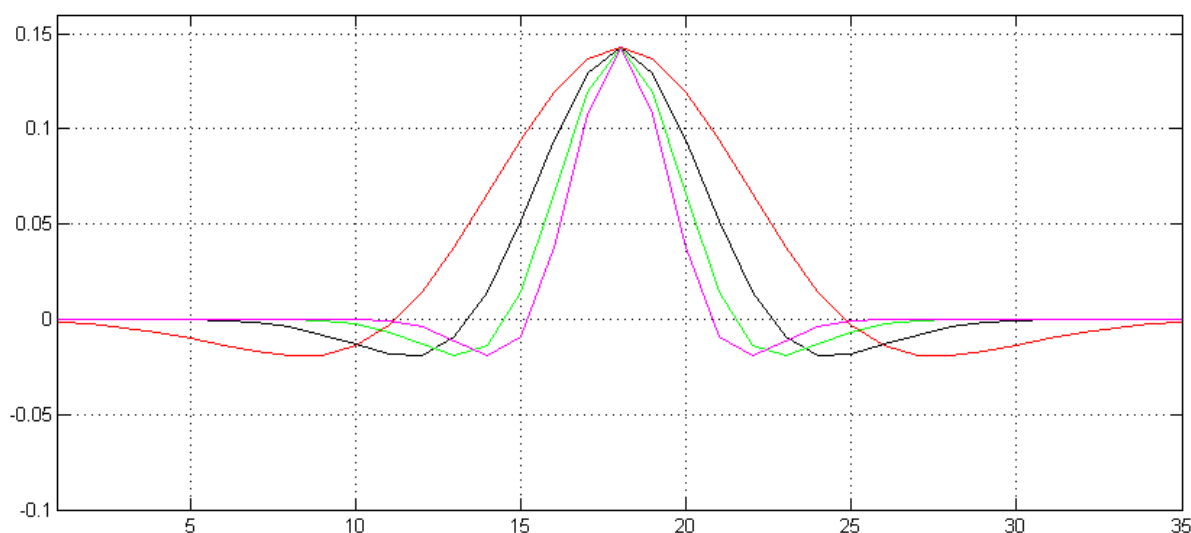


Figura 18: Em vermelho $\sigma=4,8$ para $50\mu\text{m}$; em preto $\sigma=3,2$ para $75\mu\text{m}$; em verde $\sigma=2,4$ para $100\mu\text{m}$ e em magenta $\sigma=1,92$ para $125\mu\text{m}$

Ao encontrarem-se os melhores valores do desvio padrão para cada tamanho de pixel, notou-se que o produto *Resolução Espacial* $\times \sigma$ é constante e possui valor 240. Com isso, se torna simples gerar uma curva para cada resolução, desde que o usuário forneça como entrada a resolução espacial da imagem.

Um ponto importante de se ressaltar é que o método original (NUNES, 2001) trabalha somente sobre regiões de interesse, ou seja, para o seu funcionamento deve-se selecionar uma pequena porção da imagem da mama, para que em seguida o programa busque nessa região os achados. Assim, o processamento, a limiarização e a consequente identificação desses agrupamentos são relativamente mais simples, visto que na região de interesse as estruturas presentes são somente a mama e as estruturas suspeitas.

Desse modo, o programa aqui apresentado possui uma maior complexidade, pois lida com a imagem inteira da mama. Isso significa que ao processar a imagem estarão presentes nela diversos artefatos, como demais estruturas internas da mama e ruído, o

que faz com que a busca pelos agrupamentos de microcalcificações seja mais complicada, devido à difícil distinção entre as estruturas de características semelhantes.

Além dos dois métodos para detecção de microcalcificações, foram implementados programas para transformação área-ponto e busca de agrupamentos de microcalcificações (NISHIKAWA, JIANG, *et al.*, 1992), conforme apêndices B e C, respectivamente.

A transformação área-ponto (NISHIKAWA, JIANG, *et al.*, 1992) tem a finalidade de transformar uma microcalcificação em um único pixel a fim de facilitar a contagem no momento da identificação de “clusters”. Ela é realizada da seguinte maneira: um máscara de 3 x 3 pixels percorre a imagem começando do canto superior esquerdo. Para cada iteração, é contabilizado o número de pixels com nível de cinza igual a 1. Havendo dois ou mais pixels com essa característica, todos os pixels sob a máscara são ajustados para um valor igual ao do fundo, menos o pixel do canto inferior direito do núcleo, que é ajustado para o valor máximo (valor 1, para a imagem normalizada). O núcleo é então movido dois pixels para a direita e o processo é repetido. O processo salta de duas em duas linhas até atingir o fim da imagem. O esquema do processo pode ser observado na Figura 19.

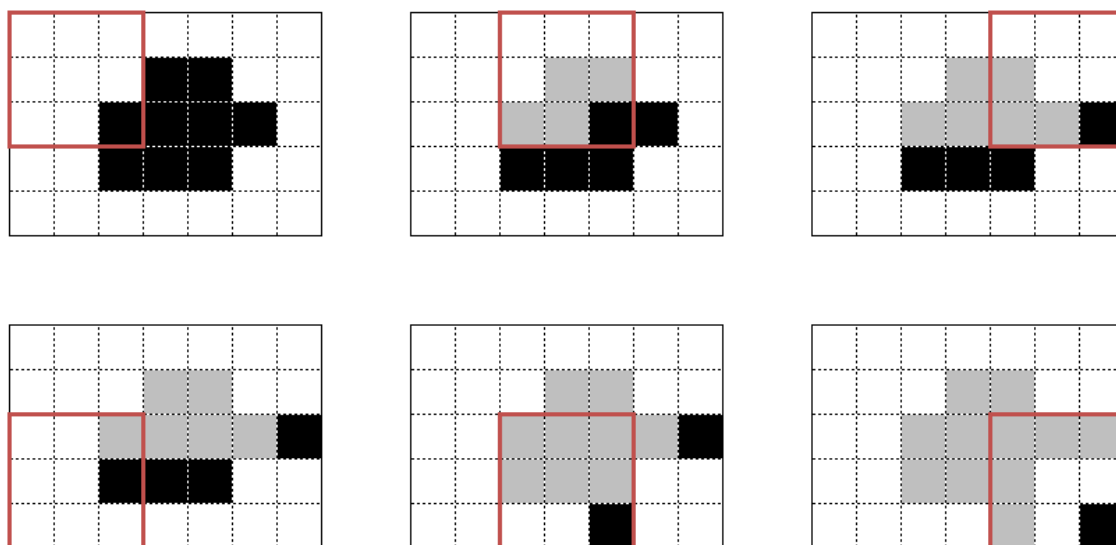


Figura 19: Representação do esquema de funcionamento do algoritmo de transformação área-ponto (NISHIKAWA, JIANG, *et al.*, 1992).

Para a identificação do agrupamento de sinais espalhados (NISHIKAWA, JIANG, *et al.*, 1992) foi estabelecido o seguinte critério: os pixels identificados como microcalcificações foram passados para a imagem final somente quando três ou mais sinais estavam presentes dentro de um núcleo de tamanho e forma pré-definidos, isto é, se três ou mais sinais estavam presentes no núcleo, o conteúdo do núcleo era reproduzido, pixel a pixel, na imagem de saída. As microcalcificações isoladas foram desta forma, eliminadas da imagem. Cada pixel foi examinado na imagem de entrada de forma a produzir uma imagem de saída que indicasse somente regiões contendo sinais agrupados.

Na técnica original de identificação de agrupamentos, obteve-se o melhor resultado com um núcleo de 32 x 32 pixels (NUNES, 2001). Para imagens de diferentes resoluções espaciais, foram utilizados núcleos também de diferentes tamanhos, sempre se mantendo a proporção entre resolução espacial e tamanho do núcleo.

Após todo o processo, a imagem resultante contendo somente pixels individuais representando cada microcalcificação de um agrupamento passa por um processo de dilatação e em seguida uma detecção de borda, a fim de se obter somente o contorno dos agrupamentos de microcalcificações. Esse contorno é sobreposto à imagem original na cor vermelha, indicando a localização dos achados. Um exemplo do resultado final do processo pode ser observado na Figura 20.

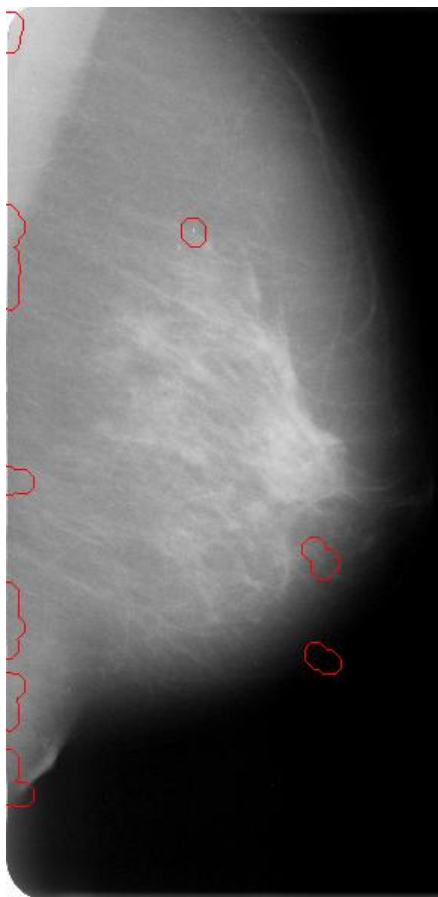


Figura 20: Exemplo do resultado final do processo de detecção.

Observa-se que além dos dois agrupamentos de microcalcificações encontrados no interior na mama, foram marcados também sinais de ruído na parte externa da mama e diversos pontos ao longo do músculo peitoral. Isso se deve ao fato de esses pontos possuírem níveis de cinza e dimensões semelhantes às das microcalcificações buscadas. Esses tipos de falsos positivos são eliminados ao inserir-se o trabalho atual no sistema CAD, pois a imagem passará por um pré-processamento a fim de se eliminar o fundo preto e o músculo peitoral, restando apenas a mama.

Capítulo 4 - Resultados

O presente trabalho teve início na implementação do primeiro método apresentado no capítulo anterior. Após a programação do código em MATLAB (THE MATHWORKS, 2012), deu-se início ao processamento de imagens para posterior análise estatística dos resultados e obtenção dos parâmetros gerais.

Para produção dos dados utilizaram-se 25 imagens da base de imagens DDSM (*Digital Database for Screening Mammography*) da Universidade do Sul da Flórida (MICHAEL HEATH, 2001), que continham nos laudos achados de agrupamentos de microcalcificações. Foram escolhidas imagens com 50 μ m de resolução espacial e 12 bits de resolução de contraste, todas contendo agrupamentos de microcalcificações e um laudo indicando a posição dos achados.

Cada imagem foi processada permutando-se 15 valores para o tamanho do filtro de realce (variável *tf*), 15 valores para o tamanho do filtro de suavização (variável *sf*) e mais 15 valores para a porcentagem da limiarização (variável *topo*), gerando um total de 3375 iterações por imagem. O resultado de cada iteração foi armazenado em uma imagem no formato *JPEG* para posterior análise.

Devido à subjetividade e à semelhança entre os muitos resultados gerados, decidiu-se selecionar os 5 melhores conjuntos de parâmetros para cada imagem. A escolha foi realizada por inspeção visual e, de posse de todos os conjuntos de parâmetros considerados, formou-se a Tabela 5 apresentada no apêndice D deste trabalho, na qual ao seu final foi calculada a média e o desvio médio de cada variável.

Obtiveram-se como média dos parâmetros os seguintes valores: para o tamanho do filtro de realce a média foi de 15,53; para o tamanho do filtro de suavização o valor médio foi de 15,03 e para a porcentagem da limiarização de 0,139%. Ao observarem-se os desvios médios, notam-se valores demasiadamente elevados, chegando a mais de 50% para a variável *tf*, por exemplo. Isso demonstra que a escolha da variável não depende somente das características da estrutura a ser localizada, mas as características da imagem como contraste entre as estruturas e níveis de ruído de baixas

e altas frequências também são fundamentais na escolha dos tamanhos dos filtros e na porcentagem de limiarização.

Assim, em alguns casos, ao mesmo tempo em que se obtiveram baixos valores de FP e elevada sensibilidade levando a ótimos resultados na aplicação dos valores, também houve ocorrências de níveis de sensibilidades e FP inaceitáveis no auxílio ao diagnóstico, como pode ser observado na Figura 21. Dessa maneira buscou-se a utilização de outro método para a detecção de agrupamentos de microcalcificações.

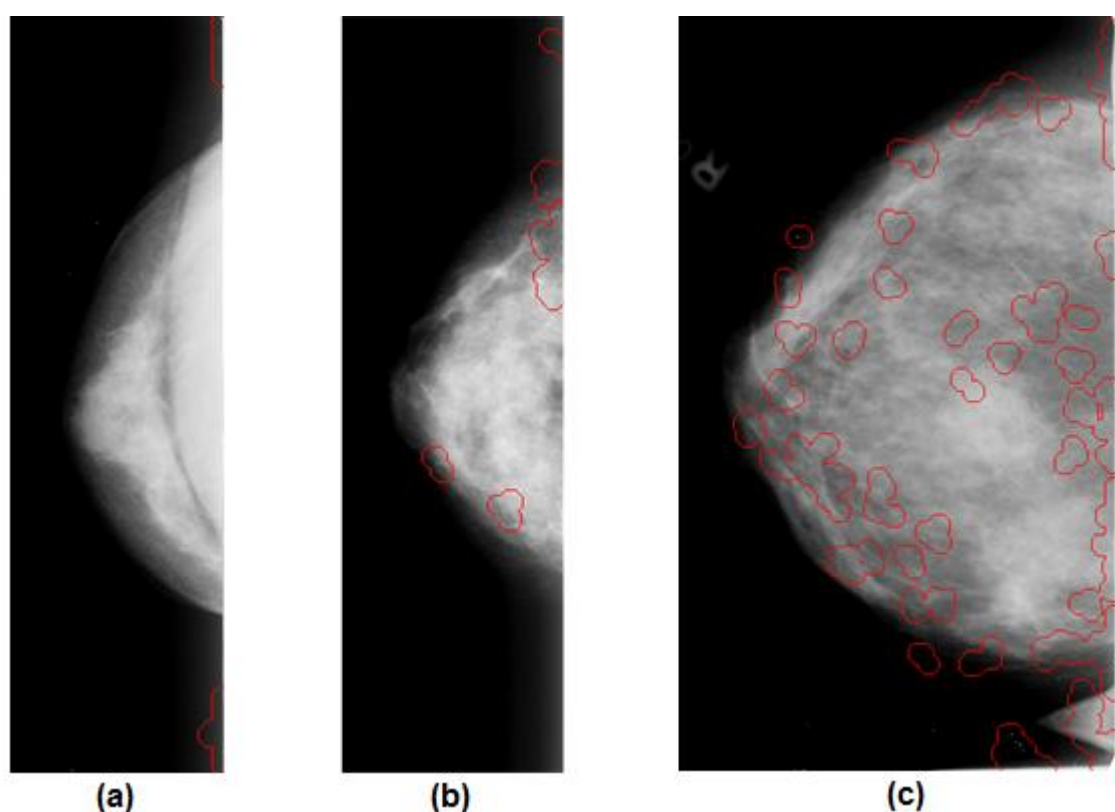


Figura 21: Exemplos de resultados do primeiro método: (a)Alto índice de FN, (b)Bom resultado e (c)Alto índice de FP.

No segundo método aqui elaborado, a fim de se expandir o trabalho já existente (NUNES, 2001), primeiramente foi reproduzida a curva chapéu original através da função *fspecial* do MATLAB (THE MATHWORKS, 2012). Através da variação do desvio padrão e análise visual da curva resultante, obteve-se a curva aproximada já apresentada na Figura 16. A seguir, também através da variação do desvio padrão, chegou-se a uma

regra geral para gerar-se a curva do filtro dependendo da resolução espacial da imagem, conforme foi mostrado na Figura 18.

Para a obtenção dos resultados a partir da expansão do trabalho anterior (NUNES, 2001), primeiramente foi necessário definir o valor da variável *topo* a ser utilizado, ou seja, os pontos que efetivamente aparecerão no resultado final. Na imagem resultante, os pontos com nível de cinza entre $[1-topo]$ e $[1]$ no histograma são considerados positivos.

Assim, para encontrar o melhor valor a ser aplicado a todas as imagens, foi gerada uma curva FROC a partir do processamento de 50 imagens com resolução espacial de $50\mu m$. A variável “topo” foi variada de 0,0001 a 0,0039, com passos de 0,0002, gerando assim 20 pontos a serem analisados. Os dados foram armazenados na Tabela 2.

Tabela 2: Resultados obtidos para construção da curva FROC.

topo	Sensibilidade Média	Média de FPs
0,01%	4,69%	0,38
0,03%	11,56%	1,41
0,05%	15,94%	1,75
0,07%	28,91%	2,53
0,09%	38,28%	3,56
0,11%	47,81%	5,09
0,13%	50,78%	5,72
0,15%	60,00%	6,28
0,17%	69,84%	6,88
0,19%	75,31%	7,56
0,21%	78,75%	7,97
0,23%	81,41%	8,22
0,25%	83,13%	8,53
0,27%	87,50%	8,75
0,29%	88,44%	9,19
0,31%	91,25%	9,28
0,33%	93,13%	9,47
0,35%	95,00%	9,75
0,37%	95,00%	9,88
0,39%	95,00%	9,88

Em uma curva FROC, o valor que apresenta o melhor custo-benefício entre a sensibilidade do programa e a taxa de FP, é aquele no qual a curva começa a se estabilizar. Assim, a partir da análise da curva FROC da Figura 22 concluiu-se que o melhor valor para a variável *topo* é 0,0021, com uma sensibilidade de 78,75%, e uma taxa de falsos positivos de 7,97 por imagem.

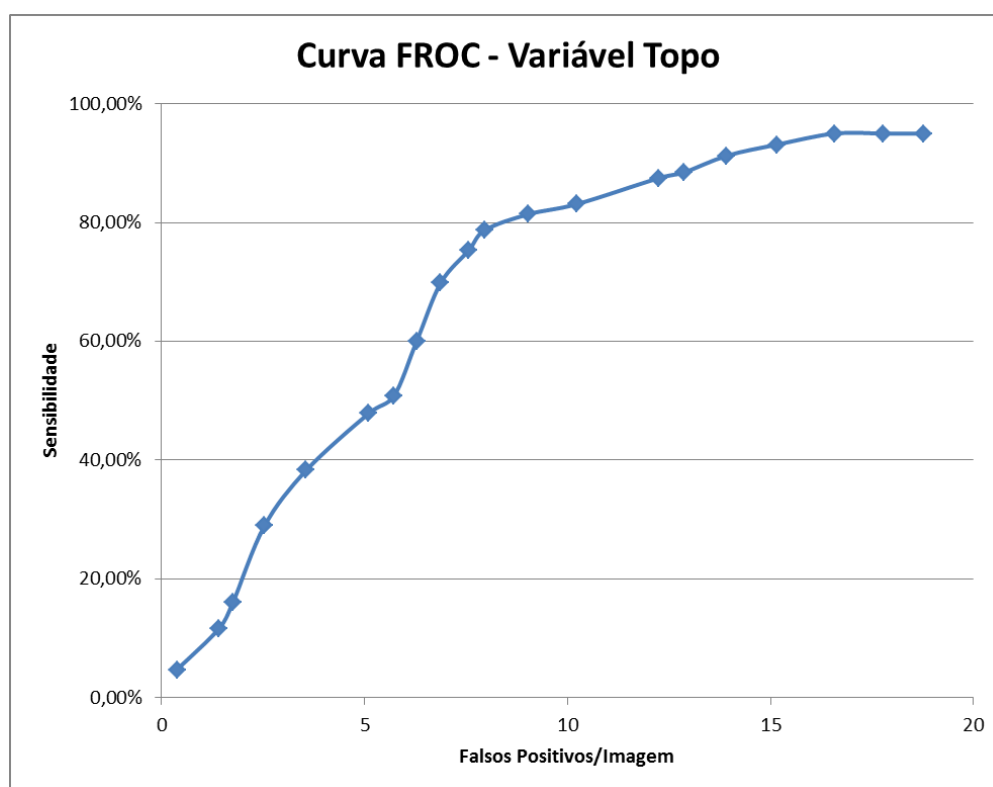


Figura 22: Curva FROC da variável Topo

Após encontrar-se o valor da porcentagem de limiarização que melhor se adequa a imagens de 50 μ m de resolução espacial esperar-se-ia que esse valor da variável *topo* também seria o que traria os melhores resultados para as demais resoluções, pois a quantidade de radiação absorvida pelas microcalcificações é semelhante independente da resolução espacial empregada, gerando também semelhante nível de contraste. Assim, para comprovar este fato, imagens com diferentes tamanhos de pixel foram processadas pelo programa.

Primeiramente utilizaram-se 16 imagens com resolução espacial de 70 μ m e 14 bits de resolução de contraste, adquiridas como cortesia da base INbreast (BREAST

RESEARCH GROUP, 2012). São imagens obtidas através do método DR (sigla que, em português, indica radiografia digital direta), ou seja, um método que envolve a conversão direta da imagem através de um detector que captura e converte o sinal em formato digital, sem a utilização de filmes ou chassis para captura dos fótons. Estas imagens estão armazenadas no padrão DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*), um conjunto de normas para tratamento, armazenamento e transmissão de informação médica em formato eletrônico.

Em seguida, essas imagens foram processadas com o método desenvolvido no presente trabalho, e os dados foram armazenados na Tabela 3. Com esse teste obteve-se uma sensibilidade média de 94,7% e uma taxa de FP média de 4,0 por imagem. Um exemplo de detecção em imagem pode ser observado na Figura 23.

Tabela 3: Resultado do processamento das imagens de 70 μ m

IMAGEM	FP	SENSIBILIDADE
20587054	2	100%
20587080	6	100%
22579870	0	100%
22579916	10	100%
22613918	2	80%
22613970	0	70%
22670978	0	75%
22671003	1	100%
22678953	20	100%
22679008	9	90%
24055149	2	100%
24055203	2	100%
26933801	0	100%
26933859	6	100%
30011824	1	100%
30318067	3	100%
Média:	4,0	94,7%

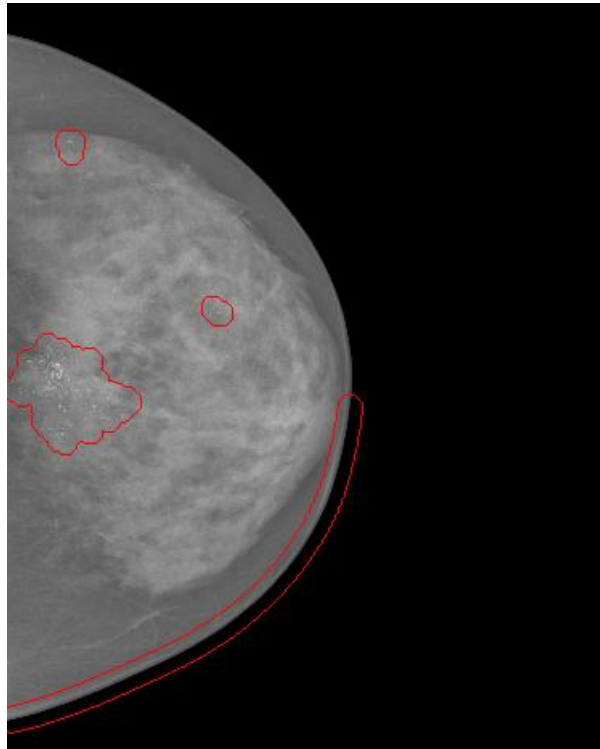


Figura 23: Exemplo de processamento em imagem de 70 μ m. Neste caso temos uma sensibilidade de 100% e uma taxa de FP de 2,0

A seguir, para comprovar a eficácia do método também para imagens com pixels de dimensões maiores, utilizaram-se 10 imagens do BancoWeb (MATHEUS, 2010) com resolução espacial de 150 μ m e resolução de contraste de 16 bits. Um exemplo de imagem processada pode ser observado na Figura 24.

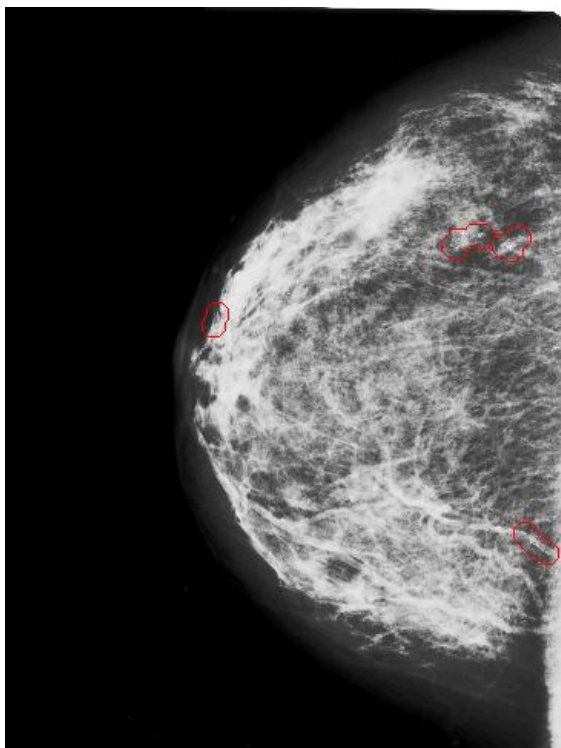


Figura 24: Exemplo de processamento em imagem de 150 μ m. Neste caso temos uma sensibilidade de cerca de 90% e uma taxa de FP de 2,0

Após inspeção visual e análise dos resultados, foi obtida uma sensibilidade média de 90,5% e uma taxa de FP média de 6,2 por imagem, conforme indica a Tabela 4 a seguir.

Tabela 4: Resultado do processamento das imagens de 150 μ m

IMAGEM	FP	SENSIBILIDADE
110005_506180899CCD1	2	100%
110012_518261198MLD2	4	100%
28515160501	6	100%
28515160501CCE3	5	90%
28515160501MLD2	5	80%
28515160501MLE4	8	100%
45063180800CCD4	9	90%
45063180800CCE1	11	70%
45063180800MLE2	7	75%
50130230804MLE4	5	100%
Média	6,2	90,5%

Capítulo 5 - Conclusões

A localização de agrupamentos de microcalcificações em imagens mamográficas é de extrema importância, vista a relação entre a existência dessas estruturas e o diagnóstico do câncer em estágio inicial, ampliando a chance de cura.

No primeiro método utilizado neste trabalho, devido principalmente à grande diferença encontrada nas características das imagens como contraste e níveis de ruído de baixas e altas frequências, não foi possível chegar a um conjunto de parâmetros únicos aplicáveis a quaisquer imagens, impossibilitando a aplicação direta deste algoritmo na detecção de agrupamentos de microcalcificações.

Já o segundo programa, a expansão do esquema de detecção de agrupamentos de microcalcificações (NUNES, 2001), providencia uma maior abrangência ao método, visto que o programa original era restrito à detecção em imagens com resolução de 150 μ m. Já a expansão apresentada nesse trabalho possibilita a aplicação também às demais imagens, sem restrição quanto ao tamanho dos pixels desta imagem, permitindo que um maior leque de imagens mamográficas digitais possa ser analisado e os resultados desta análise utilizados como fator de auxílio ao diagnóstico pelo profissional radiologista.

Por se aplicar somente a imagens de somente uma resolução espacial, o trabalho original (NUNES, 2001) utilizava um único filtro chapéu para o processamento das imagens, ou seja, possuía pesos que não se alteravam. Já este trabalho utiliza um filtro cujos pesos se modificam de acordo com o tamanho do pixel da imagem em que se aplica, generalizando o modelo anterior.

Para a utilização do método de (NUNES, 2001) era obrigatória a seleção de uma região de interesse para o processamento. Isso ocorria devido à maior facilidade na segmentação de regiões onde se suspeitava da existência de estruturas de interesse e também pelo menor tempo necessário para o processamento de uma imagem menor. Já o trabalho atual atua sobre a imagem da mama como um todo, sendo capaz de localizar automaticamente os agrupamentos de microcalcificações em qualquer região da mama.

Ao analisar a aplicação da técnica em imagens de resolução espacial de 50 μ m, nota-se na curva FROC que esta não apresenta uma relação excelente entre a sensibilidade e a taxa de falsos positivos, pois ao aumentar-se a quantidade de FP de 8 para 20, pouco acrescenta-se na sensibilidade do sistema. Porém, ao focar-se no ponto de melhor custo-benefício (sensibilidade de 79%), nota-se uma taxa de falsos positivos não muito elevada, de cerca de 8 casos por imagem.

Comparada à sensibilidade do método original (NUNES, 2001) de 93%, a sensibilidade aqui apresentada é inferior, pois ao reduzir-se o tamanho do pixel de 150 μ m para 50 μ m passam a ser capturados na imagem artefatos que a antiga resolução espacial não possuía a capacidade de captar. Assim, ao livrar-se de uma alta taxa de falsos positivos, reduz-se a sensibilidade do método.

Por outra lado, ao analisarem-se os resultados do processamento das imagens de 70 μ m da base INbreast (BREAST RESEARCH GROUP, 2012), por se tratar de imagens adquiridas por DR e com uma boa resolução espacial, observou-se um bom nível de contraste e, assim, o resultado do processamento foi bastante superior ao resultado utilizando-se imagens de 50 μ m, apresentando uma sensibilidade média de 94,7% e uma taxa de FP de 4,0 casos por imagem, chegando a ser superior também ao método original (NUNES, 2001).

O resultado do processamento de imagens com pixels de tamanho maior, neste caso 150 μ m, ficou dentro do esperado, superando bastante os resultados dos primeiros testes, com sensibilidade média de 90,5% e uma taxa de falsos positivos de 6,2 casos por imagem.

Os valores de sensibilidade encontrados acima podem ser comparados com os valores apresentados no manual do *ImageChecker* (HOLOGIC, 2012). No manual tem-se como sensibilidade média 91% e uma média de 1,5 marcas de falso-positivo por caso. O processamento das imagens de 70 μ m de resolução espacial superou a sensibilidade do CAD comercial citado. Já as imagens com pixels de 150 μ m tiveram uma sensibilidade bem próxima do *software* mencionado. Somente quando se trabalhou com a resolução espacial de 50 μ m obteve-se um resultado inferior, devido à maior existência de artefatos nas imagens de maior resolução, conforme já explanado.

Isso demonstra que, trabalhando próximo da situação ideal de uma imagem sem ruído e com um alto nível de contraste entre as estruturas, o código é perfeitamente

funcional. Já fora dessa zona ideal, a eficácia do método continua sendo boa, porém depende fortemente da qualidade dos equipamentos utilizados na aquisição e/ou digitalização dos exames.

O código gerado neste trabalho está totalmente funcional e pode ser executado sobre qualquer imagem de mama digital, bastando inserir como entrada uma imagem em que se buscam agrupamentos de microcalcificações e também a resolução espacial desta imagem, e a saída da função retornará a demarcação das regiões onde estão os achados.

Assim, inserindo o presente trabalho no contexto geral do grupo de pesquisa em que está contido, o papel do programa desenvolvido é contribuir para o conjunto de ferramentas já existentes, para que estas ferramentas sejam cada vez mais eficientes no auxílio ao diagnóstico, visto que foi elaborada uma solução com abrangência ainda não inexistente. Com o uso deste esquema de detecção agora é possível a busca por *clusters* de microcalcificações em qualquer mamografia digital, sem restrição de aparelho digitalizador ou mamógrafo empregados.

Referências Bibliográficas

ARHATARI, B. D. **High Resolution Phase Contrast X-ray Radiography**. Tese de Doutorado. Melbourne: University of Melbourne, 2006.

AZEVEDO-MARQUES, P. M. D. **Diagnóstico Auxiliado Por Computador Na Radiologia**. Radiol Bras, 2001. 285-293.

BARBOSA FILHO, J. R. B. **Um método automático de detecção de massas em mamografias por meio de redes neurais**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal da Paraíba. João Pessoa. 2012.

BREAST RESEARCH GROUP. **INbreast**. INESC Porto, Portugal, 2012. Disponível em: <http://medicalresearch.inescporto.pt/breastresearch/index.php/Get_INbreast_Database>. Acesso em 15 de Setembro de 2012.

CHAN, H. P. et al. **Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography**. Med Phys, n. 14, p. 538-548, 1987.

DOI, K. **Computer-aided diagnosis and its potential impact on diagnostic radiology**. Elsevier Science, Amsterdam, 1999. 11-20.

GÓIS, R. D. F. **Investigações Sobre Digitalização De Imagens Mamográficas: Padronização Da Qualidade Da Imagem E Seu Efeito No Desempenho De Esquemas De Processamento**. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo. São Carlos. 2010.

Hologic - ImageChecker Analog CAD, **HOLOGIC Inc.**, 2012. Disponível em: <<http://www.hologic.com/en/breast-screening/imagechecker/screen-film-cad-systems/>>. Acesso em 20 Setembro de 2012.

INCA. Estimativa 2012, Incidência de Câncer no Brasil. **INCA**, 2012. Disponível em: <<http://www.inca.gov.br/estimativa/2012>>. Acesso em: 16 Setembro 2012.

LEITE, C. D. C.; AMARO JÚNIOR, E.; OTADUY, M. G. **Física básica das radiografias convencionais**. Hospital das Clínicas da FMUSP, 2005. Disponível em: <www.hcnet.usp.br/inrad/departamento/graduacao/aula/Fisica_basica_das_radiografias_convencionais.doc>. Acesso em: 18 Setembro 2012.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

MATHEUS, B. R. N. **BancoWeb: base de imagens mamográficas para auxílio em avaliações de esquemas CAD**. Dissertação de Mestrado. Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

MICHAEL HEATH, K. B. D. K. R. M. W. P. K. **The Digital Database for Screening Mammography**. Medical Physics Publishing, p. 212-218, 2001. Disponível em: <<http://marathon.csee.usf.edu/Mammography/Database.html>>. Acesso em: Fevereiro 2012.

NISHIKAWA, R. M. et al. **Computer-Aided detection of clustered microcalcifications**. Proceeding of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Chicago, p. 1375-1378, 1992.

NUNES, F. D. L. D. S. **Investigações em processamento de imagens mamográficas para auxílio ao diagnóstico de mamas densas**. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo. São Carlos. 2001.

OLIVEIRA, A. R. D.; NOGUEIRA, S. **Raios x: do descobrimento a sua aplicação no radiodiagnóstico**. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Federal do Triângulo Mineiro. Uberaba. 2001.

ROSA, R. D. O. **Estudos de parâmetros físicos de qualidade de imagem em mamografia convencional usando o método monte carlo**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro. 2005.

SANTOS, C. A. D. **Descobrimto casual ou criterioso experimento?**, Revista Ciência Hoje, p. 114, 1995.

THE MATHWORKS, Inc. **MATLAB** ©, 2012.

THURFJELL, E. L. **Benefit of independent double reading in a population-based mammography screening program**. Radiology, 1994. 191.

TIMMEMAN, K. F. **The Specificity and Sensitivity of Screening Mammography and Estrogen Therapy Use**. Dissertação de Mestrado. Queen's University. Kingston. 1999.

VERDE, S. M. M. L. **Impacto do tratamento quimioterápico no estado nutricional e no comportamento alimentar de pacientes com neoplasia mamária e suas consequências na qualidade de vida**. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Saúde Pública da USP. São Paulo. 2007.

APÊNDICE A: Programa principal desenvolvido na expansão do método

```
function filtro_arquivo(nome,res,topo)

A=imread(nome);
A=double(A);
A=A-min(A(:));
A=A/max(A(:));
A=histeq(A);

%% Filtro para ressaltar Calcificações (tf)

sigma=240/res;
F = -fspecial('log',35,sigma);
F = F/max(max(F(:)));
F = F*0.1428;

R=imfilter(A,F,'symmetric');

clear F

%% Filtro da média

m1 = 450/res;
m1=m1+1-mod(m1,2);

F2(1:(2*m1-1),1:(2*m1-1))=-1;
F2=F2/(2*m1-1)^2;
F2(m1,m1)=1;

B=imfilter(R,F2,'symmetric');

clear F2 R
```

```

%% Avaliação do histograma e limiarização final (topo)

B2=zeros(size(B));

IM=B-min(B(:));

IM=IM/max(IM(:));

[count,x]=imhist(IM);

s=size(count);
soma=0;
total=sum(count);
i=-1;

]while soma<topo
    i=i+1;
    soma=soma+count(s(1)-i)/total;
-end

B2(IM>x(s(1)-i))=1;
B=logical(B2);
B=transAP(B);
B=busca_cluster(B,res);
clear IM B2 x count;

%% Delimitação do resultado

se=strel('disk',round(3250/res));
oB=imdilate(B,se);

P=bwboundaries(oB);

clear B;

```

```

%% Plotagem em vermelho das regiões sobre a imagem original

A=(A-min(A(:)))/(max(A(:))-min(A(:)));

figure('visible','off'); imshow(A, 'Border', 'tight');

hold on
]for k = 1:numel(P)
    plot(P{k}(:,2), P{k}(:,1), 'r', 'Linewidth', 1)
-end
hold off

options.Format = 'png';
hgexport(gcf, ['Resultados\' nome(1,1:(size(nome,2)-4)) '_topo_' ...
    num2str(topo) '.png'], options);

-close all force

```

APÊNDICE B: Programa para transformação Área-Ponto

```
%-----
%I: imagem binária com áreas de microcalcificações
%-----

function A=transAP(I)

[p,q]=size(I);

for i=1:2:(p-2)
    for j=1:2:(q-2)
        if sum(sum(I(i:i+2,j:j+2)))>1
            I(i:i+2,j:j+2)=I(i:i+2,j:j+2).*0;
            I(i+2,j+2)=1;
        end
    end
end
A=I;

clear p q i j
```


APÊNDICE C: Programa para detecção de agrupamentos

```
function I=busca_cluster(A,res)

[p,q]=size(A);
A2=zeros(p,q);
t = round(5000/res);
passo = round(t/4);

for i=1:passo:(p-t-1)
    for j=1:passo:(q-t-1)
        if sum(sum(A(i:i+t,j:j+t)))>=3
            A2(i:i+t,j:j+t) = A(i:i+t,j:j+t);
        end
    end
end

I=A2;

clear p q A2 i j
```


APÊNDICE D: Tabela de dados do processamento de imagens para análise estatística

Tabela 5: Resultados do processamento de imagens para análise estatística.

Imagem	Caso	Mama	Posição	tf	sf	topo
Imagem 1	0002	Esquerda	Craniocaudal	13	13	0,00026
	0002	Esquerda	Craniocaudal	13	15	0,00018
	0002	Esquerda	Craniocaudal	13	15	0,00026
	0002	Esquerda	Craniocaudal	13	17	0,00018
	0002	Esquerda	Craniocaudal	17	13	0,00024
Imagem 2	0002	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	13	19	0,00036
	0002	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	13	21	0,00038
	0002	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	15	17	0,00038
	0002	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	21	19	0,00040
	0002	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	21	21	0,00038
Imagem 3	0007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	9	1	0,00050
	0007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	9	7	0,00070
	0007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	11	5	0,00070
	0007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	13	5	0,00110
	0007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	15	5	0,00110
Imagem 4	0007	Direita	Mediolateral Oblíqua	3	9	0,00090
	0007	Direita	Mediolateral Oblíqua	3	13	0,00090
	0007	Direita	Mediolateral Oblíqua	5	15	0,00090
	0007	Direita	Mediolateral Oblíqua	7	13	0,00120
	0007	Direita	Mediolateral Oblíqua	9	11	0,00120
Imagem 5	0010	Direita	Mediolateral Oblíqua	5	9	0,00150
	0010	Direita	Mediolateral Oblíqua	7	1	0,00150
	0010	Direita	Mediolateral Oblíqua	7	1	0,00150
	0010	Direita	Mediolateral Oblíqua	7	5	0,00120
	0010	Direita	Mediolateral Oblíqua	9	1	0,00150
Imagem 6	0012	Direita	Craniocaudal	3	15	0,00130
	0012	Direita	Craniocaudal	7	9	0,00100
	0012	Direita	Craniocaudal	9	11	0,00100
	0012	Direita	Craniocaudal	11	11	0,00130
	0012	Direita	Craniocaudal	11	17	0,00100
Imagem 7	0012	Direita	Mediolateral Oblíqua	3	11	0,00160
	0012	Direita	Mediolateral Oblíqua	7	5	0,00130
	0012	Direita	Mediolateral Oblíqua	9	7	0,00130
	0012	Direita	Mediolateral Oblíqua	9	9	0,00190
	0012	Direita	Mediolateral Oblíqua	11	11	0,00190

Imagem	Caso	Mama	Posição	tf	sf	topo
Imagem 8	3005	Esquerda	Craniocaudal	9	9	0,00010
	3005	Esquerda	Craniocaudal	13	9	0,00010
	3005	Esquerda	Craniocaudal	13	15	0,00010
	3005	Esquerda	Craniocaudal	15	15	0,00010
	3005	Esquerda	Craniocaudal	17	15	0,00010
Imagem 9	3007	Esquerda	Craniocaudal	1	21	0,00100
	3007	Esquerda	Craniocaudal	1	21	0,00070
	3007	Esquerda	Craniocaudal	1	23	0,00100
	3007	Esquerda	Craniocaudal	1	27	0,00130
	3007	Esquerda	Craniocaudal	1	29	0,00130
Imagem 10	3007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	11	7	0,00070
	3007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	11	7	0,00100
	3007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	11	9	0,00100
	3007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	11	9	0,00070
	3007	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	11	9	0,00100
Imagem 11	0007	Esquerda	Craniocaudal	5	15	0,00080
	0007	Esquerda	Craniocaudal	5	17	0,00060
	0007	Esquerda	Craniocaudal	11	19	0,00060
	0007	Esquerda	Craniocaudal	11	21	0,00100
	0007	Esquerda	Craniocaudal	11	21	0,00140
Imagem 12	0020	Esquerda	Craniocaudal	3	23	0,00050
	0020	Esquerda	Craniocaudal	7	21	0,00030
	0020	Esquerda	Craniocaudal	9	15	0,00030
	0020	Esquerda	Craniocaudal	9	23	0,00030
	0020	Esquerda	Craniocaudal	11	23	0,00050
Imagem 13	0020	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	27	25	0,00090
	0020	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	31	29	0,00120
	0020	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	33	27	0,00120
	0020	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	33	33	0,00120
	0020	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	33	33	0,00120
Imagem 14	3003	Direita	Craniocaudal	9	5	0,00260
	3003	Direita	Craniocaudal	9	5	0,00260
	3003	Direita	Craniocaudal	9	7	0,00260
	3003	Direita	Craniocaudal	9	9	0,00280
	3003	Direita	Craniocaudal	9	11	0,00280
Imagem 15	3005	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	31	13	0,00200
	3005	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	33	9	0,00200
	3005	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	33	9	0,00200
	3005	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	33	11	0,00200
	3005	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	33	13	0,00200

Imagem	Caso	Mama	Posição	tf	sf	topo
Imagem 16	3008	Direita	Mediolateral Oblíqua	3	11	0,00240
	3008	Direita	Mediolateral Oblíqua	3	13	0,00260
	3008	Direita	Mediolateral Oblíqua	3	13	0,00280
	3008	Direita	Mediolateral Oblíqua	3	13	0,00260
	3008	Direita	Mediolateral Oblíqua	5	13	0,00260
Imagem 17	3019	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	19	19	0,00150
	3019	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	19	19	0,00200
	3019	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	7	0,00150
	3019	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	7	0,00200
	3019	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	13	0,00150
Imagem 18	3027	Esquerda	Craniocaudal	19	19	0,00100
	3027	Esquerda	Craniocaudal	25	7	0,00100
	3027	Esquerda	Craniocaudal	25	25	0,00100
	3027	Esquerda	Craniocaudal	25	25	0,00100
	3027	Esquerda	Craniocaudal	25	25	0,00100
Imagem 19	3027	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	13	0,00150
	3027	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	19	0,00150
	3027	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	19	0,00150
	3027	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	25	0,00150
	3027	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	25	0,00150
Imagem 20	3030	Direita	Craniocaudal	19	25	0,00250
	3030	Direita	Craniocaudal	25	7	0,00250
	3030	Direita	Craniocaudal	25	13	0,00250
	3030	Direita	Craniocaudal	25	19	0,00250
	3030	Direita	Craniocaudal	25	25	0,00250
Imagem 21	3030	Direita	Mediolateral Oblíqua	19	25	0,00150
	3030	Direita	Mediolateral Oblíqua	25	19	0,00200
	3030	Direita	Mediolateral Oblíqua	25	25	0,00150
	3030	Direita	Mediolateral Oblíqua	25	25	0,00200
	3030	Direita	Mediolateral Oblíqua	25	25	0,00250
Imagem 22	3037	Esquerda	Craniocaudal	19	13	0,00100
	3037	Esquerda	Craniocaudal	19	13	0,00150
	3037	Esquerda	Craniocaudal	19	19	0,00150
	3037	Esquerda	Craniocaudal	19	19	0,00200
	3037	Esquerda	Craniocaudal	19	25	0,00150
Imagem 23	3037	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	13	13	0,00100
	3037	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	19	7	0,00100
	3037	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	19	19	0,00150
	3037	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	19	19	0,00150
	3037	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	25	0,00200

Imagem	Caso	Mama	Posição	tf	sf	topo
Imagem 24	3044	Esquerda	Craniocaudal	13	1	0,00250
	3044	Esquerda	Craniocaudal	13	7	0,00250
	3044	Esquerda	Craniocaudal	25	7	0,00250
	3044	Esquerda	Craniocaudal	25	13	0,00250
	3044	Esquerda	Craniocaudal	25	19	0,00200
Imagem 25	3044	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	19	19	0,00250
	3044	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	19	25	0,00250
	3044	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	7	0,00250
	3044	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	13	0,00250
	3044	Esquerda	Mediolateral Oblíqua	25	19	0,00250
Média				15,53	15,03	0,00139
Desvio Médio				7,78	6,18	0,00064