



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

DESENVOLVIMENTO DE ALGORITMOS PARA
AVALIAÇÃO QUANTITATIVA DE IMAGENS DE
FANTOMAS MAMOGRÁFICOS

MATHEUS ALVAREZ

BOTUCATU
2010





UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

DESENVOLVIMENTO DE ALGORITIMOS PARA AVALIAÇÃO
QUANTITATIVA DE IMAGENS DE FANTOMAS MAMOGRÁFICOS

MATHEUS ALVAREZ

Orientadora: Prof. Dra. Diana Rodrigues de Pina

Monografia apresentada ao
Instituto de Biociências,
UNIV Estadual Paulista
“Júlio de Mesquita Filho” –
UNESP, Campus de
Botucatu, para obtenção do
título de Bacharel em Física
Médica

BOTUCATU

Julho de 2010

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA SEÇÃO TÉC. AQUIS. TRATAMENTO DA INFORM.
DIVISÃO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - CAMPUS DE BOTUCATU - UNESP
BIBLIOTECÁRIA RESPONSÁVEL: *ROSEMEIRE APARECIDA VICENTE*

Alvarez, Matheus.

Desenvolvimento de algoritmos para a avaliação quantitativa de
imagens de fantasmas mamográficos / Matheus Alvarez. – Botucatu, 2010

Trabalho de conclusão de curso (bacharelado – Física Médica) –
Universidade Estadual Paulista, Instituto de Biociências de Botucatu,
2010.

Orientador: Diana Rodrigues de Pina

Assunto CAPES: 20904002

1. Diagnóstico por imagem - Técnicas. 2. Mamografia.

Palavras-chave: Algoritmos de detecção; Diagnóstico auxiliado por
computador; Fantoma mamográfico; Mamografia; Qualidade de imagem
digital.

AGRADECIMENTOS

AGRADECIMENTOS PESSOAIS

A todas as pessoas com quem já tive o prazer de **conviver, de conversar, de olhar, de conhecer, ouvir, aprender, discutir, amar, sonhar,....** Se não fosse por elas talvez a minha vida fosse diferente.

A todos os meus **erros** e a todos que já os **apontaram**. Sem eles eu não teria tido tantas **oportunidades**.

Aos meus **pais, avós, irmãos, tios e tias** que sempre me apoiaram. Sem dúvida, eles me deram a oportunidade de escrever esses agradecimentos.

Especialmente, à **lasmin** e à **Victoria**, por darem luz à minha vida.

AGRADECIMENTOS INSTITUCIONAIS

Ao Prof. Dr. **José Ricardo de A. Miranda** e à Prof. Dr. **Diana R. de Pina**, pelo tempo, paciência e confiança gastos na minha formação.

Aos meus amigos de laboratório pelo constante apoio e valiosíssimas sugestões: **Luciana A. Corá, Madileine F. Américo, Giovana S. Evangelista, Paulo R. Correa, Alexandre Zandoná, Caio C. Quini, Fabiano C. Paixão, Felipe F. Capeleti, Marcelo R. Agostinho, Murilo Stelzer, Maria Tereza Oliveira, Uilian de Andreis, Eros D.O. Carbi.**

Ao Prof. Msc. **Sérgio Luis Rocha** pelas incontáveis dúvidas esclarecidas e oportunidade única de aprendizado.

Ao pessoal da MS Medical pela inestimável parceria e alto astral: **Cláudio, Hans, Gustavo, Juliana, Nilson, Robson e Danilo.**

Ao Prof. Dr. **Ivan A. Guerrini** por me mostrar uma outra maneira de ver a vida.

Obrigado.

RESUMO

As vantagens de se utilizar um fantoma para a avaliação das imagens são muitas, dentre elas pode-se mencionar o teste de visibilidade da distribuição dos objetos que o constituem, ajustar a melhor imagem, de modo a obter um diagnóstico médico seguro, tentando alcançar a melhor relação risco - benefício para o paciente. Normalmente, a qualidade da imagem mamográfica é realizada por avaliações subjetivas e quantitativas. Neste estudo foram desenvolvidos algoritmos capazes de avaliar quantitativamente imagens digitais (DICOM), obtidas a partir de fantoma mamográfico constituído por objetos testes. Os resultados obtidos foram ajustados pela resposta da avaliação subjetiva realizada por especialistas da área de radiologia. Esse procedimento tem como objetivo criar uma independência de especialistas da área de radiologia, em testes cotidianos de controle de qualidade na rotina clínica de radiodiagnóstico.

ABSTRACT

There are many advantages when using a phantom for the evaluation of the mammographic images, one of them is to test the visibility of the distribution of objects that constitute it, and then, set the best image in order to obtain a diagnostic medical insurance, trying to reach the best risk - benefit ratio for the patient. Typically, the quality of the mammographic image is performed by subjective and quantitative assessments. This study developed algorithms that can quantitatively evaluate digital images (DICOM), obtained from mammographic phantom consisting of test objects. The results were adjusted by the response of the subjective evaluation performed by experts in radiology. This procedure aims to create an independence of the experts in radiology in daily tests of quality control in routine clinical diagnostic radiology.

LISTA DE ABREVIATURAS

FFT – Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*)

DWT – Transformada Discreta de Wavelet (*Discrete Wavelet Transform*)

MS/SVS – Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância Sanitária;

INCA – Instituto Nacional do Câncer

CR – Radiografia Computadorizada (*Computed Radiography*)

PI – Placa de Imagem

PSF – Função de Espalhamento Pontual (*Point Spread Function*)

kVp – Kilovoltagem de Pico

mAs – Miliamper Segundo

AEC – Controle Automático de Exposição (*Automatic Exposure Control*)

ROI – Região de Interesse (*Region of Interest*)

SNR – Razão Sinal Ruído (*Signal to Noise Ratio*)

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 01: Esquema de um mamógrafo;

Figura 02: Esquema do fantoma CIRS50/50 modelo 011A e seus componentes.

Figura 03: Esquema de formação de imagem digital.

Figura 04: Modelo do sistema de formação e restauração de imagens.

Figura 05: O banco de filtros da transformada rápida de wavelet em 2D.

Figura 06: Filtros gerados para a decomposição e reconstrução da imagem pela *wavelet* biorthogonal 2.8.

Figura 07: (a) e (b) Alteração das escalas de cinza em uma imagem, (c) o operador *canny* aplicado à imagem (a).

Figura 08: Elemento de estrutura sob uma imagem de entrada *B*.

Figura 09: Fantoma utilizado e as respectivas regiões de cada análise.

Figura 10: Exemplo da região de interesse retirada da radiografia para realização do teste de resolução.

Figura 11: Exemplo do vetor resultante para realização do teste de resolução.

Figura 12: ROI com uma microcalcificação no centro, nota-se nitidamente que o valor do pixel da microcalcificação é muito superior aos apresentados pelo resto da imagem.

Figura 13: Exemplo do teste de localização das microcalcificações basais. (a) ROI retirada da imagem antes do processamento, (b) ROI com as microcalcificações localizadas. Pode-se concluir que o algoritmo encontrou nitidamente as microcalcificações presentes até o segundo grupo.

Figura 14: Curva de contraste para a Imagem05.

Figura 15: Exemplo de ROI para detecção de massas, retirado da imagem 05.

Figura 16: Exemplo de imagem após a reconstrução via *wavelet*.

Figura 17: Imagem 05 após ser aplicado todo o algoritmo.

Figura 18: ROI utilizada no teste de detecção de fibras de nylon da imagem 10.

Figura 19: ROI após a retirada da alta frequência pela transformada discreta de *wavelet*.

Figura 20: Imagem 10 depois de ter passado por todo o algoritmo.

Figura 21: Resultados para os testes de resolução de pares de linhas. (a) Pares de linhas verticais, os asteriscos pretos representam a média dos

radiologistas, os triângulos vermelhos representam os resultados obtidos pela utilização do algoritmo. (b) Pares de linhas horizontais os asteriscos pretos representam a média dos radiologistas, os triângulos vermelhos representam os resultados obtidos pela utilização do algoritmo.

Figura 22: Detecção de grupos de microcalcificações. (a) Resultados e comparações do teste de detecção de microcalcificações da região central do fantoma. (b) Resultados e comparações do teste de detecção de microcalcificações da região subcutânea do fantoma. (c) Resultados e comparações do teste de detecção de microcalcificações da região basal do fantoma.

Figura 23: Detecção das fibras de nylon, os asteriscos representam as médias dos radiologistas e seus respectivos desvios padrão, os triângulos representam a detecção dos algoritmos.

Figura 24: Detecção das massas semi-esféricas compostas de 75% de tecido glandular e 25% de tecido adiposo, os asteriscos representam as médias dos radiologistas e seus respectivos desvios padrão, os triângulos representam a detecção dos algoritmos.

Figura 25: Análise sinal ruído das imagens, os triângulos vermelhos representam os resultados obtidos para a zona de referência, os quadrados verdes são os resultados obtidos para o tecido adiposo e os triângulos vermelhos são os resultados para o tecido glandular.

Figura 26: Contraste entre tecido glandular e adiposo obtido para as imagens.

Tabela 01: Técnicas utilizadas na obtenção de cada radiografia.

Tabela 02: Razão sinal-ruído obtida para as imagens.

Sumário

I – Introdução

II – Objetivos

III – Fundamentos Teóricos

III.a – Mamografia

III.b – Radiografia Computadorizada

III.c – O Fantoma CIRS 50/50

III.d – Fundamentos da Imagens Digitais

III.e – A Transformada de Wavelet

III.f – Segmentação

III.g – Operadores Morfológicos

IV – Metodologia

IV.a – Aquisição das Imagens

IV.b – Análise das Imagens

IV.c – O Teste de Resolução

IV.d – A Localização das Microcalcificações

IV.e – Análise da Taxa de Sinal Ruído (SNR)

IV.f – Análise do Contraste

IV.g – Detecção de Massas

IV.h – Detecção das Fibras de Nylon

V – Resultados e Discussão

VI – Conclusão e Perspectivas Futuras

VII – Referências

VIII – Apêndice

VIII.a – Rotinas Utilizadas

I – INTRODUÇÃO

De todos os tipos de câncer conhecidos, o que mais causa preocupação entre as mulheres é o câncer de mama devido aos danos psicológicos e fisiológicos causados em suas vítimas. Este também é a segunda causa mais comum de morte por câncer entre as mulheres [14,15]. De acordo com estatísticas, o câncer de mama têm se tornado uma preocupação tanto em países desenvolvidos quanto em desenvolvimento e sua incidência têm aumentado nos últimos 50 anos [13,15].

Diante dos diversos métodos de diagnóstico por imagem, a mamografia continua sendo o melhor meio de detectar tumores mamários em estágios iniciais [16-18], principalmente quando esse exame é realizado com responsabilidade e competência, de modo a garantir um diagnóstico médico seguro [19,22,23]. Entretanto a imagem mamográfica varia muito entre as mulheres devido a distintas composições e atenuação similares entre os tecidos que a constituem, como: gordura, tecido glandular e epitélio. Há uma literatura substancial indicando que mulheres que apresentam mamas mais densas tendem a um risco de quatro a seis vezes maior de desenvolverem tumores, se comparado àquelas com pouco tecido glandular [24 - 27]. Além disso, mamas mais fibroglandulares, podem mascarar tumores, aumentando o risco de desenvolvimento de câncer entre uma mamografia [24,28,29].

No Brasil, desde 2004, quando foi divulgado um documento de consenso no controle do câncer de mama [30], ações governamentais sobre o controle do câncer de mama têm se orientado para oferecer à população o acesso a procedimentos de detecção precoce dessa doença em quantidade e qualidade adequadas. A qualidade do número crescente de exames mamográficos realizados, se faz de suma importância para detecção precoce do câncer de mama [31].

A análise da qualidade de imagem mamográfica, normalmente é realizada utilizando fantasmas. Essa avaliação é um dos pontos fundamentais em um programa de controle de qualidade em um setor de mamografia. A boa funcionalidade de todos os processos envolvidos até à aquisição da imagem visível, deve resultar em uma imagem com qualidade apropriada para gerar um

diagnóstico médico seguro com doses tão baixas quanto razoavelmente exeqüível [3, 32]. Esse processo de otimização pode ser alcançado com utilização de fantasmas apropriados. Os fantasmas podem ser classificados em homogêneos, antropomórficos e analíticos. Os homogêneos são normalmente utilizados para calibração do feixe de raios-X, os antropomórficos no processo de otimização, normalmente realizado por avaliações subjetivas e finalmente os analíticos para o mesmo fim, entretanto a ser utilizado em uma avaliação quantitativa da qualidade da imagem. [38-40].

Os métodos utilizados para avaliação da qualidade da imagem podem ser classificados em avaliação subjetiva e avaliação quantitativa da imagem radiográfica [33].

Na avaliação subjetiva, podemos citar a técnica de avaliação gradativa visual (AGV), a qual consiste na avaliação clínica por observação direta das imagens radiográficas [34, 35]. Nesta avaliação o observador faz uma interpretação da qualidade da imagem, baseando-se em protocolos de radiologia, e classifica as estruturas presentes na imagem em: visível, parcialmente visível e não visível [36, 38, 39]. O sucesso dessa avaliação depende de parâmetros envolvidos no processo de formação da imagem bem como da habilidade do observador e materiais envolvidos no processo da avaliação, como negatoscópio, resolução do computador, sistema de impressão [3].

A avaliação quantitativa pode ser realizada pela imagem produzida por fantasmas constituídos por objetos testes. Os objetos testes são desenvolvidos especialmente para a simulação de patologias mais comumente encontradas. Na mama, por exemplo, podemos destacar as microcalcificações, fibras, massas, áreas para a calibração da imagem e testes de resolução [3].

Neste estudo foram realizadas avaliações quantitativas dos objetos testes que constituem o fantoma mamográfico. Para atingir esse objetivo foram construídos algoritmos capazes de avaliar quantitativamente as imagens digitais (DICOM), obtidas em equipamentos de radiologia computacional [3]. Os resultados obtidos foram ajustados, pela resposta da avaliação subjetiva da

imagem, realizada por especialistas da área de radiologia. Esse procedimento tem como objetivo criar uma independência de especialistas da área de radiologia em testes cotidianos de controle de qualidade na rotina clínica [38-40].

A análise digital da imagem pode ainda auxiliar na obtenção de informações sobre regiões difíceis de serem obtidas numa avaliação subjetiva, de modo a melhorar a qualidade da avaliação. Como por exemplo: estruturas da ordem de micron e sutil contraste em determinadas regiões, parâmetros esses que podem ser realçados após o tratamento da imagem.

A idéia de analisar uma imagem digital de um fantoma de referência não é nova, Brooks et al.(1997) [4] desenvolveu um programa de qualidade da imagem baseado na transformada rápida de fourier (FFT) que estabelecia alguns critérios de visibilidade para imagens obtidas através de fantasmas de mama. Chakraborty et al. (1997) [5] aplicou uma análise automática para comparar as imagens produzidas durante o teste com uma imagem padrão e obter relações sobre os parâmetro da imagem e as condições físicas em que as imagens foram obtidas. Castellano Smith et al. (1998) [6] desenvolveu um algoritmo para medir diferentes propriedades do fantoma, a localização de objetos na imagem é feita por máscaras binárias e a resolução é calculada pelo número de *zero-crossings* (forma de detecção de bordas em análise de imagens) da derivada para vários perfis na área de resolução da imagem. Mayo et al(2004) [3], utilizou métodos baseados na medida do desvio padrão das regiões das imagens para encontrar microcalcificações presentes no fantoma, mediu a resolução encontrando picos presentes na área de medida da resolução da imagem e avaliou a relação sinal ruído das áreas de tecido glandular, tecido adiposo e da zona de referência encontradas no fantoma.

II – OBJETIVOS

O trabalho conta com os seguintes objetivos:

- Desenvolver algoritmos capazes de avaliar quantitativamente imagens digitais, obtidas a partir de um fantoma mamográfico;
- Implementar algoritmos propostos em trabalhos anteriores [3], para localização de microcalcificações, obtenção da resolução espacial do mamógrafo e análise sinal ruído do fantoma.
- Desenvolver seqüências que realizem os testes de contraste e de localização de massas e fibras

Realizar procedimento de avaliação subjetiva das imagens obtidas nesta pesquisa com especialistas da área de radiologia;

- Ajustar os resultados obtidos no processo de avaliação quantitativa de modo a coincidir com os obtidos na avaliação de profissionais da área de radiologia;
- Criar uma independência de especialistas da área de radiologia, em testes cotidianos de controle de qualidade na rotina clínica.

III – FUNDAMENTOS TEÓRICOS

III.a – MAMOGRAFIA

A mamografia atualmente é o melhor exame para o diagnóstico precoce do câncer de mama, sendo capaz de detectar um nódulo (menor que 1 cm) antes mesmo que ele se torne palpável. Quando o diagnóstico é feito ainda no início da formação do tumor, as chances de cura se tornam muito maiores, descartando a necessidade de retirada da mama para o tratamento.

Esse exame é realizado em um equipamento denominado mamógrafo, esquematizado na figura 01, onde o mesmo é composto basicamente de um tubo de raios-X acoplado a um arco móvel, o qual possibilita um direcionamento angular adequado para a realização de exames de mama em diversos tipos de incidências. O mamógrafo apresenta focos (com dimensões de 0,1 e 0,3mm), seleção de filtros e ânodos, retificadores de corrente, ampliações e compressão dosada e controle de exposição automático. Esses componentes favorecem a detecção de estruturas de pequenas dimensões (0,05 mm), importantes para um diagnóstico médico seguro [41]. O equipamento dedicado a realização de exames mamográficos possui características peculiares, pois a imagem gerada deve ser de alta resolução para que haja a visibilidade de tecidos com número atômico e densidades eletrônicas muito próximas [42]. A técnica radiográfica empregada na realização do exame é de baixa kV e alta mA. Conseqüentemente, as doses de radiação são altas, comparadas com exames de raios-X convencionais. Os tecidos que constituem a mama possuem densidade e número atômicos efetivos semelhantes, portanto o contraste gerado pela interação da radiação com estes tecidos é pequeno. Dessa forma o exame mamográfico requer o mais alto padrão técnico de execução, devido à própria estrutura dos tecidos que compõem a mama e à geometria bastante particular com que estes são radiografados [40].

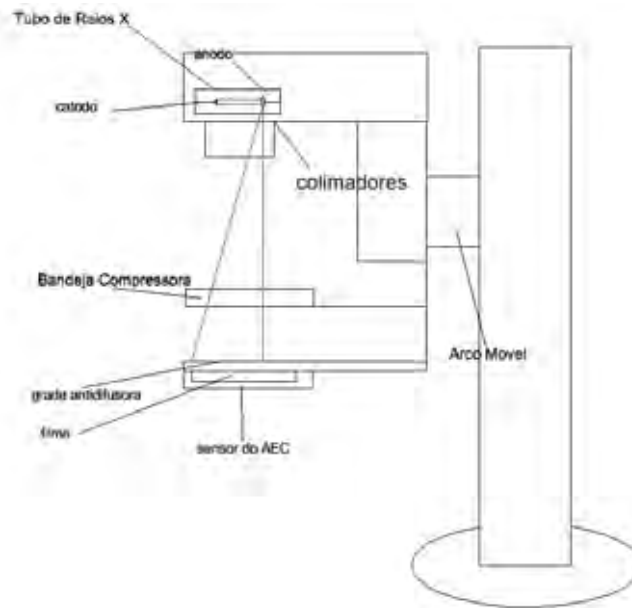


Figura 01: Exemplo de um mamógrafo.

Segundo a portaria MS/SVS nº453 de 01 de junho de 1998, deve ser feito um estudo da qualidade da imagem produzida pelo serviço de mamografia no mínimo anualmente sendo que, segundo o Instituto Nacional do Câncer (INCA) o ideal seria fazer essa avaliação mensalmente.

III.b – RADIOGRAFIA COMPUTADORIZADA (CR)

A radiografia computadorizada é baseada no emprego de fósforo-fotoestimuláveis, que também são conhecidos como fósforo de armazenamento. Eles são os detectores de maior sucesso, comercialmente, para radiografia digital. Os fósforos usados mais frequentemente são da família dos haletos de bário flúor em forma de pó e depositados em um substrato para formar uma placa de imagem (PI) [11].

O mecanismo de absorção de raios-x é o mesmo utilizado nos sistemas convencionais de tela-filme e difere somente na obtenção da imagem, ou seja, o sinal óptico útil obtido no CR não é procedente da luz emitida em resposta à radiação incidente, mas sim da emissão subsequente quando a imagem latente, que consiste de cargas armadilhadas, é estimulada e as cargas são liberadas das armadilhas metaestáveis. A este processo se dá o nome de luminescência fotoestimulada e resulta na emissão de pequenos comprimentos

de onda (na faixa do azul) cujo número é proporcional à irradiação sofrida pelo objeto [11].

No CR, a PI contendo fósforo de armazenamento é colocada em um invólucro à prova de luz, exposta à radiação e depois é lida por um laser que libera as cargas armadilhadas. A luz azul proveniente da PI é detectada por um tubo fotomultiplicador e depois o sinal é digitalizado para formar uma imagem ponto-a-ponto [11].

A aceitabilidade do CR se deve mais ao seu range dinâmico, (que é maior do que o do sistema tela-filme e assim permite obter imagens aceitáveis com uma vasta gama de técnicas) à sua natureza digital (que evita o gasto desnecessário de filmes radiográficos e facilita o armazenamento e a busca de exames) e a sua fácil portabilidade já que imagens digitalizadas consomem menos espaço físico que imagens em filmes radiográficos, do que à qualidade da imagem apresentada pelo sistema, que possui uma resolução menor quando comparado à radiografia convencional e a sistemas de radiografia digital [11].

III.c – O FANTOMA CIRS 50/50

Existem vários tipos de fantasmas comercializados nos dias de hoje, estes diferem principalmente entre no número de objetos para testes e na complexidade dos mesmos. O simulador utilizado neste trabalho é comercializado pela CIRS sob o modelo 011A, ele possui 4,5 cm de espessura e é constituído de resina que simula a absorção de raios-x de um tecido composto por 50% de tecido adiposo e 50% de tecido glandular. Um desenho do fantoma e dos seus componentes pode ser encontrado na figura 02.

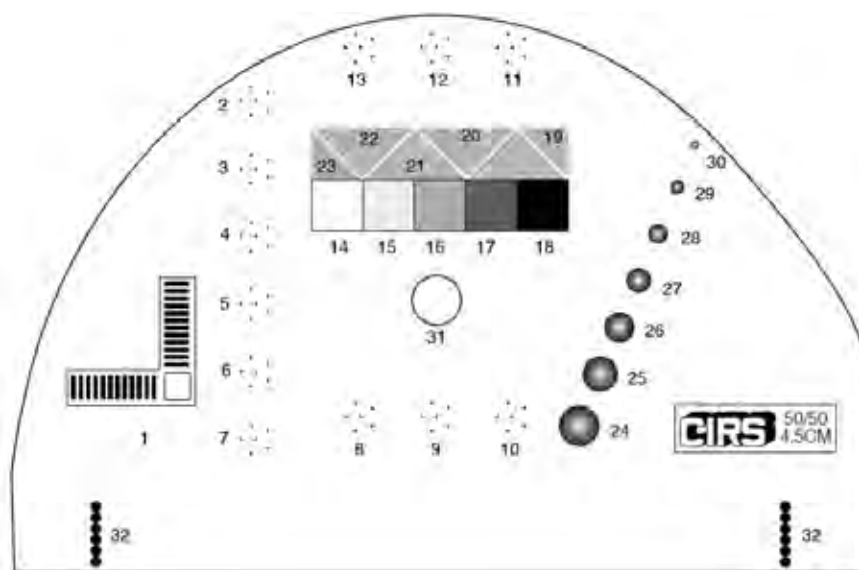


Figura 02: Esquema do fantoma CIRS50/50 modelo 011A e seus componentes.

Ao todo são trinta e dois alvos para realização de testes sendo:

III.c.1 – Teste de resolução por pares de linhas

1. 20 pares de linhas/mm

III.c.2 – Testes de Microcalcificações (grãos de CaCO_3), tamanho dos grãos em mm.

- | | |
|----------|-----------|
| 2. 0.130 | 8. 0.230 |
| 3. 0.165 | 9. 0.196 |
| 4. 0.196 | 10. 0.165 |
| 5. 0.230 | 11. 0.230 |
| 6. 0.275 | 12. 0.196 |
| 7. 0.400 | 13. 0.165 |

A região que contém os números de dois a sete é chamada de região das microcalcificações centrais, a região onde os números de oito a dez se encontram é chamada de região das microcalcificações basais e a região demarcada pelos números de onze a treze é denominada de região das microcalcificações subcutâneas.

III.c.3 – Teste de Contraste, espessura de um cm

- 14. 100% tecido glandular
- 15. 70% tecido glandular
- 16. 50% tecido glandular
- 17. 30% tecido glandular
- 18. 100% tecido adiposo

III.c.4 – Fibras de Nylon, diâmetro em mm

- 19. 1.25
- 20. 0.83
- 21. 0.71
- 22. 0.53
- 23. 0.30

III.c.5 – Massas Semi-esféricas, 75% tecido glandular/25% tecido adiposo, espessuras (mm).

- 24. 4.76
- 25. 3.16
- 26. 2.38
- 27. 1.98
- 28. 1.59
- 29. 1.19
- 30. 0.90

III.c.6 – Densidade Óptica

- 31. Zona de Referência

III.c.7 – Extremidade do Feixe

- 32. Alvos de localização

III.c.8 – Dados do Fantoma

- Comprimento: 12.5 cm
- Largura: 18.5 cm
- Altura: 4.5 cm
- Material: Resina Epóxi

A avaliação da imagem deste fantoma é feita da seguinte maneira: com uma lupa, o avaliador verifica os limites de definição apresentados pela radiografia nas regiões dos testes de: resolução, detecção de microcalcificações, fibras de nylon e massas semi-esféricas; em seguida, utilizando um densitômetro, o avaliador classifica o contraste exibido pela imagem e a densidade óptica apresentada pela zona de referência. Com os dados em mãos, consegue-se avaliar a qualidade da imagem de uma maneira quantitativa, porém, altamente dependente do operador.

III.d – FUNDAMENTOS DAS IMAGENS DIGITAIS

Uma imagem consiste na projeção de uma cena em um plano, normalmente representada como uma matriz de valores de brilho, Sua aquisição é realizada a partir de um sensor, que consiste em um dispositivo que recebe um sinal ou estímulo (energia) e responde, geralmente, com um sinal elétrico [7, 8, 9].

Em linhas gerais, o problema pode ser proposto do seguinte modo: dado um sistema T , determinar sua função de transferência h , tal que a saída resultante y , proveniente de uma entrada arbitrária x , possa ser prevista de um único modo. Assim, em um sistema ideal, a informação relativa a uma fonte pontual no plano objeto deveria ser representada por um único ponto no plano da *imagem*. No entanto, sistemas reais apresentam resposta não pontual a esse estímulo, resultando numa degradação da imagem registrada, a qual necessita de processamento para análise e interpretação [7].

O processo de formação de imagens esquematizado na figura 03 apresenta uma fonte de energia que excita o objeto do qual se pretende obter uma imagem. O sinal gerado que é gravado no plano da imagem e, processado, é apresentado na forma de uma imagem digital. Esta imagem pode apresentar ruído, deformações, artefatos, borrões, que são característicos de cada sistema [7].

Deste modo, após o registro de uma imagem digital é necessário processá-la a fim de melhorar sua qualidade ou facilitar análise e interpretação. Este tratamento requer técnicas de processamento de imagens digitais (PID) como deconvolução, regularização e filtros que possibilitem a solução de

problemas clássicos do processamento de imagens como realce, restauração, remoção de ruídos e isolamento de regiões de interesse[7].

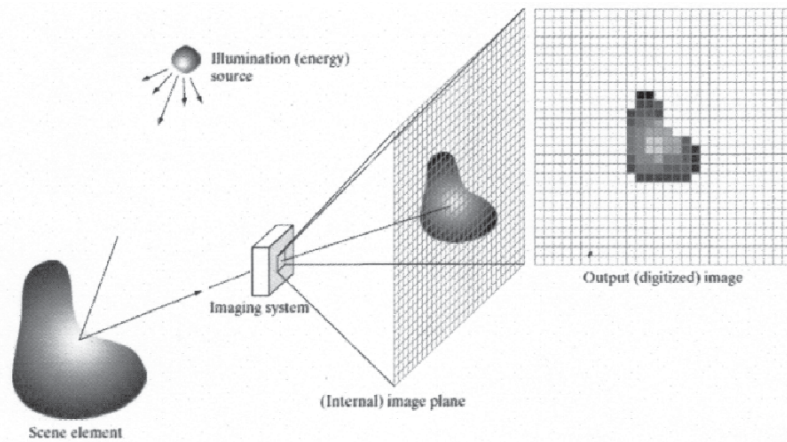


Figura 03:Esquema de formação de imagem digital.[7]

Outra maneira de se representar o processo de formação de imagens é apresentado na figura 04, onde se considera que função de degradação $h(n,m)$ e o ruído aditivo $n(n,m)$ atuam na imagem de entrada $f(n,m)$ resultado da digitalização de $f(x,y)$ para produzir a imagem degradada $g(x,y)$ [7].

Esta relação pode ser descrita como uma convolução de $h(n,m)$ com $f(n,m)$ dada por :

$$g(n,m) = h(n,m) * f(n,m) + \eta(n,m) \quad (01)$$

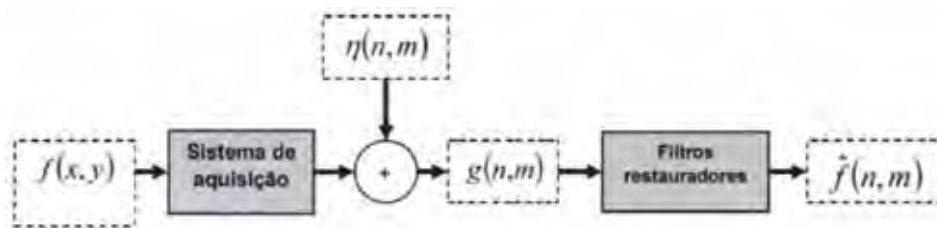


Figura 04: Modelo do sistema de formação e restauração de imagens.[7]

onde (n,m) são as coordenadas do pixel, g é a imagem, f a imagem real ou imagem de entrada, h é a PSF (point-spread function) do sistema, n é o ruído aditivo do sistema e operador de convolução bidimensional [7].

A restauração é um processo que tenta reconstruir ou recuperar uma imagem que foi degradada, empregando-se algum conhecimento a priori do fenômeno de degradação. Assim, técnicas de restauração são orientadas para a modelagem de degradação e aplicação do processo inverso no sentido de recuperar a imagem original, ou seja, obter uma estimativa de $f(n,m)$ através de $g(n,m)$ [7].

Para garantir que o valor médio da imagem degradada seja mantido após a deconvolução, PSF é normalizada de modo que o somatório dos valores de cada pixel seja igual a um, ou seja:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M h(n,m) = 1 \quad (02)$$

em que (n,m) são as coordenadas espaciais de uma imagem com $N \times M$ pixels [7].

III.e – A TRANSFORMADA DE WAVELET

III.e.1 - A TRANSFORMADA DE WAVELET APLICADA A IMAGENS

Considerando uma imagem $f(x,y)$ de tamanho $M \times N$, uma transformada discreta $T(u,v,...)$ pode ser expressa em termos de geral pela relação [7]:

$$T(u, v, \dots) = \sum_{x,y} f(x, y) g_{u,v,\dots}(x, y) \quad (03)$$

onde x e y são as variáveis espaciais e $u,v,...$ as variáveis do domínio da transformada. Dada $T(u,v,...), f(x,y)$ pode ser obtida através da transformada discreta inversa [7]:

$$f(x, y) = \sum_{u,v,\dots} T(u, v, \dots) h_{u,v,\dots}(x, y) \quad (04)$$

onde $g_{u,v,\dots}$ e $h_{u,v,\dots}$ são as transformações diretas e inversas respectivamente. Os coeficientes da transformada $T(u,v,...)$ podem ser vistos como *coeficientes de expansão* da expansão da série f com relação a $\{h_{u,v,\dots}\}$. Isto é, a transformação inversa define as *funções de expansão* da expansão das séries de f [7].

Para ilustrar o caso, podemos usar a transformada discreta de Fourier:

$$h_{u,v}(x,y) = g^*_{u,v}(x,y) = \frac{1}{MN} e^{j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (05)$$

onde $j = \sqrt{-1}$, * indica o operador complexo conjugado, $u = 0, 1, \dots, M - 1$, e $v = 0, 1, \dots, N - 1$. O domínio da transformada varia entre v e u que representam as freqüências horizontais e verticais, respectivamente. As funções são separáveis desde que:

$$h_{u,v}(x,y) = h_u(x)h_v(y) \quad (06)$$

$$\text{para } h_u(x) = \frac{1}{\sqrt{M}} e^{j\frac{2\pi ux}{M}} \quad (07) \quad \text{e } h_v(y) = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{j\frac{2\pi vy}{N}} \quad (08)$$

e são ortonormais desde que:

$$\langle h_r, h_s \rangle = \sigma_{r,s} = \begin{cases} 1, & r = s \\ 0, & r \neq s \end{cases} \quad (09)$$

onde $\langle \rangle$ equivale ao operador produto interno. A separabilidade das funções simplifica a computação em 2-D da transformada permitindo passos em linhas e colunas da transformada em uma dimensão; a ortonormalidade faz com que as funções direta e inversa sejam complexos conjugados uma da outra (elas seriam idênticas se as funções fossem reais) [7].

Diferentemente da transformada discreta de Fourier, que pode ser definida por duas equações e um par de transformadas, a transformada discreta de *wavelet* (DWT) se refere a uma classe de transformadas que podem ser diferentes tanto nas funções empregadas (as funções de expansão usadas) quanto na natureza dessas funções (e.g. podem constituir bases ortonormais ou biortogonais) ou no modo como elas são aplicadas (e.g. quantas resoluções são computadas). Como a DWT engloba relações únicas, mas relacionadas, não podemos escrever uma única equação que descreva todas completamente [7].

Assim, caracterizamos cada DWT por um par de transformadas. As várias transformadas estão relacionadas pelo fato das funções de expansão serem pequenas “ondas” (daí o nome *wavelets* - *ondasletas*) de freqüência variante e duração limitada [7].

III.e.2 - PROPRIEDADES DA TRANSFORMADA

Propriedade 1: Separabilidade, Escalabilidade e Translabilidade

As funções podem ser representadas como três wavelets 2-D:

$$\psi^H(x,y) = \psi(x)\varphi(y) \quad (10)$$

$$\psi^V(x,y) = \varphi(x)\psi(y) \quad (11)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y) \quad (12)$$

onde $\psi^H(x, y)$, $\psi^V(x, y)$ e $\psi^D(x, y)$ são chamadas, respectivamente, as *wavelets* horizontais, verticais e diagonais. E uma função escala separável em 2D [7].

$$\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y) \quad (13)$$

Cada uma dessas funções em 2D é um produto de duas funções em 1D reais, quadrado integrável e função *wavelet* [7].

$$\varphi_{j,k}(x) = 2^{\frac{j}{2}} \varphi(2^j x - k) \quad (14)$$

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j x - k) \quad (15)$$

O fator translação k determina a posição dessas funções 1D pelo eixo x . O fator escala j determina a largura da *wavelet* enquanto o fator $2^{j/2}$ controla sua altura ou amplitude. É importante notar que as funções expansões são versões escaladas e transladadas da *wavelet* mãe $\psi(x) = \psi_{0,0}(x)$ e da função escala $\varphi(x) = \varphi_{0,0}(x)$ [7].

Propriedade 2: Compatibilidade Multiresolução.

A função escala em 1D satisfaz os seguintes requerimentos para uma análise em multiresolução [7]:

- a. $\varphi_{j,k}$ é ortogonal à suas translações inteiras.
- b. O conjunto de funções que podem ser representadas pela expansão de $\varphi_{j,k}$ em baixas escalas (i.e. j pequeno) estão contidas naquelas que podem ser representadas em altas escalas.
- c. A única função que pode ser representada em todas as escalas é $f(x) = 0$.
- d. Qualquer função pode ser representada com um precisão arbitrária quando $j \rightarrow \infty$.

Propriedade 3: Ortogonalidade

As funções expansões formam bases ortonormais ou biortogonais. Para formar uma base, deve haver um único conjunto de coeficientes de expansão para qualquer função representável. Como foi explicitado na equação 05 nas

funções de Fourier $g_{u,v,\dots} = h_{u,v,\dots}$ para as funções reais e ortonormais. Para o caso biortogonal:

$$\langle h_r, g_s \rangle = \sigma_{rs} = \begin{cases} 1, & r = s \\ 0, & r \neq s \end{cases} \quad (17)$$

e g é chamado de *dual* de h . Para a transformada *wavelet* biortogonal com funções escala e *wavelets* $\varphi_{j,k}(x)$ e $\psi_{j,k}(x)$, as *duais* são denotadas por $\tilde{\varphi}_{j,k}(x)$ e $\tilde{\psi}_{j,k}(x)$, respectivamente[7].

III.e.3 - A Transformada Rápida de Wavelet

A transformada rápida de wavelet é uma implementação computacionalmente eficiente da transformada wavelet discreta (DWT).

Ao decompor uma imagem pela transformada de *wavelet* obtemos detalhes horizontais, verticais e diagonais para cada sub-banda. Cada sub-banda apresenta uma gama de frequências presente na imagem sendo as frequências mais altas (responsáveis pelos detalhes nas imagens) encontradas nas primeiras sub-bandas e as frequências menores são encontradas em sub-bandas maiores. Um exemplo desse processo é encontrado na figura 05.

A *wavelet* utilizada para gerar os bancos de filtros para a decomposição e posterior reconstrução das imagens nesse trabalho foi a biorthogonal 2.8, por utilizar *wavelets* diferentes no processo de decomposição e reconstrução, acaba se adaptando de maneira extremamente aceitável às imagens analisadas. Os filtros gerados estão explicitados na figura 06.

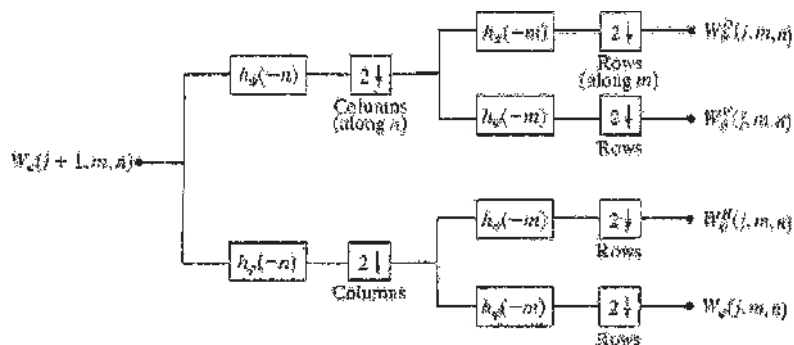


Figura 05: O banco de filtros da transformada rápida de wavelet em 2D. Cada passo gera uma escala DWT. Na primeira iteração:

$$W_\varphi(j+1, m, n) = f(x, y).$$

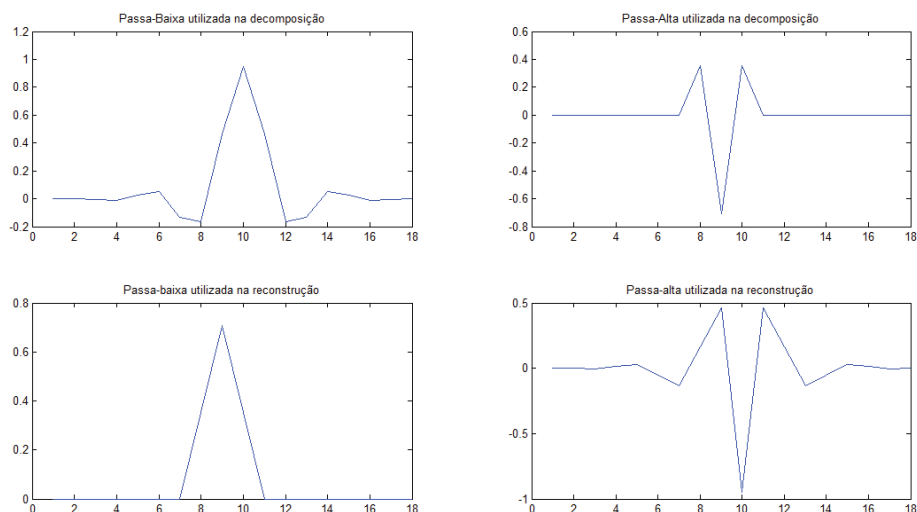


Figura 06: Filtros gerados para a decomposição e reconstrução da imagem pela *wavelet* biorthogonal 2.8.

III.f – SEGMENTAÇÃO

A segmentação consiste em subdividir uma imagem em suas partes constituintes e extrair aquelas de interesse. Uma grande variedade de algoritmos foi desenvolvida com este propósito, mas em geral são baseados em duas características: descontinuidades e similaridade. A primeira é baseada em alterações “bruscas” nos tons de cinza de pixels próximos, possibilitando a detecção de pontos isolados e bordas na imagem. Já segmentação baseada em similaridade está mais relacionada à limiarização, crescimento, divisão e fusão de regiões [7].

Para detecção de descontinuidades podem ser empregados operadores (máscaras) que aproximam derivadas de primeira e segunda ordem. Alguns exemplos mais comuns são os métodos de Sobel, Roberts, Laplaciano de uma Gaussiana (LoG), Prewitt e Canny, sendo estes últimos os mais comuns [7].

O operador Canny, comumente utilizado para segmentação de imagens, localiza as bordas presentes buscando o valor máximo do gradiente da imagem. Um exemplo do processo é mostrado na figura 07. O gradiente é calculado usando a derivada de um filtro Gaussiano. O método usa dois limiares para detectar bordas fracas e fortes, retornando as bordas fracas na imagem resultante somente se estas estiverem conectadas com bordas fortes.

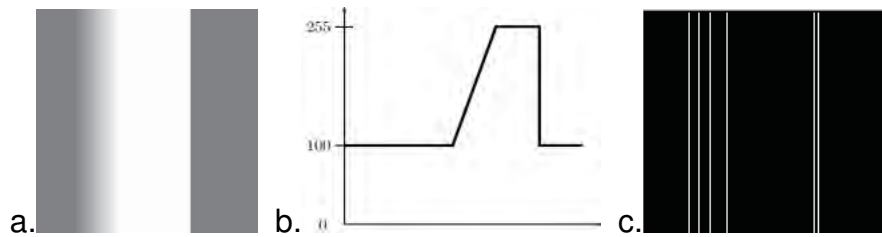


Figura 07: (a) e (b) Alteração das escalas de cinza em uma imagem, (c) o operador *canny* aplicado à imagem (a) [10]

III.g – OPERADORES MORFOLÓGICOS

Os operadores erosão e dilatação são as transformações básicas na morfologia matemática e constituem a base para operadores mais complexos. Cada operação de erosão e dilatação utiliza uma determinada vizinhança. A vizinhança é representada por um “ elemento de estrutura” que, no caso, é uma matriz composta por elementos nulos e unitários (zero e um). Um elemento de matriz pode ter qualquer tamanho, porém, neste trabalho foram utilizadas matrizes 3 x 3 [3].

Para a ação da erosão e da dilatação sobre uma imagem binária B , um pixel é fixado na imagem B , denominado pixel de interesse, $B(x,y)$. Neste pixel, o elemento de estrutura é sobreposto coincidindo o pixel central com o pixel de interesse, assim como no exemplo da figura 08 [3].

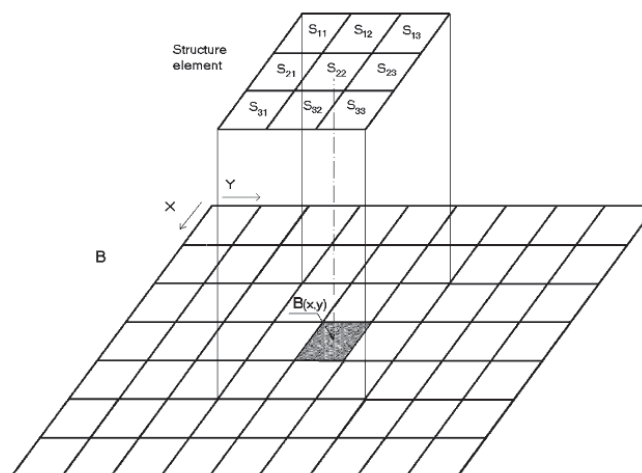


Figura 08: Elemento de estrutura sob uma imagem de entrada B [3].

O pixel central representa o pixel de interesse, enquanto os outros elementos com valor um representam a sua vizinhança. O valor do pixel de interesse, $B_{out}(x,y)$, é calculado pela seguinte regra [3]:

- Para a erosão, se todo pixel da vizinhança do pixel de interesse tiverem valor igual a um, então a saída será igual a um, caso contrário o pixel de interesse recebe o valor de zero [3].
- Para a dilatação, se qualquer pixel na vizinhança do pixel de interesse tiver valor igual a um, o pixel de interesse recebe o valor de um, caso contrário recebe o valor de zero [3].

Assim, o algoritmo para calcular a saída da imagem seria:

Erosão:

$$B_{saída}(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{se } B(x+i-2+j-2) = 1 \text{ para } i,j = 0,1,2,3 \\ 0, & \text{em qualquer outro caso} \end{cases} \quad (18)$$

Dilatação:

$$B_{saída}(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{se } B(x+i-2+j-2) = 0 \text{ para } i,j = 0,1,2,3 \\ 0, & \text{em qualquer outro caso} \end{cases} \quad (19)$$

IV – METODOLOGIA

IV.a – Aquisição das Imagens

As imagens foram adquiridas utilizando um mamógrafo comercializado pela General Electric, modelo Alpha ST e uma leitora KODAK Direct View CR-850, ambos com os requisitos do controle de qualidade em dia. As placas de imagem utilizadas eram da marca KODAK e foram limpas antes da aquisição das imagens para diminuir o ruído apresentado pelo sistema.

Foram realizadas imagens de 24 a 28 kVp, onde para cada kVp foi obtida uma imagem fazendo uso do controle automático de exposição (AEC) e, em seguida, foram realizadas mais duas exposições, uma com o mAs acima do utilizado pelo AEC e uma com o mAs abaixo do empregado pelo AEC, totalizando quinze imagens (três para cada kVp).

As radiografias foram enumeradas de 00 à 14 e cada qual foi analisada pelos algoritmos aqui propostos e, para fins de comparação, por três radiologistas experientes. Na tabela 01 encontra-se uma lista das técnicas utilizadas na obtenção e cada radiografia do fantoma e seu código utilizado neste trabalho.

TABELA 01: técnicas utilizadas na obtenção de cada radiografia.

Código da Imagem	kV n	mAs
00	24	154(AEC)
01	24	125
02	24	175
03	25	107(AEC)
04	25	80
05	25	125
06	26	79(AEC)
07	26	63
08	26	100
09	27	68(AEC)
10	27	50
11	27	80
12	28	60(AEC)
13	28	50
14	28	80

IV.b – Análise das Imagens

Foi desenvolvido um algoritmo diferente para cada região do fantoma. Todos eles foram construídos em ambiente Matlab®.

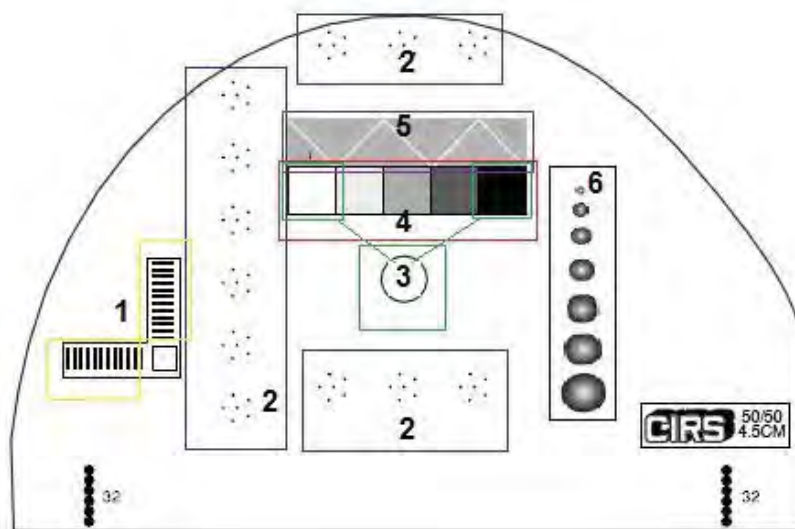


Figura 09: Fantoma utilizado e as respectivas regiões de cada análise.

A figura 09 ilustra cada região do simulador e o objetivo de cada algoritmo proposto para a análise. Na região 1 foi feito o teste de resolução do mamógrafo, nas regiões com o número 2 foram localizadas as microcalcificações apresentadas pela imagem, o número 3 indica as regiões onde foi estudada a relação sinal ruído da imagem (zona de referência, tecido adiposo e tecido glandular), o número 4 localiza as regiões onde foi estudado o contraste presente na imagem, a região demarcada pelo número 5 é onde foi analisado o número de fibras de nylon presentes na radiografia e a região marcada pelo número 6 é a região onde se encontram as massas compostas por 75% de tecido glandular e 25% de tecido adiposo e nesta região foi analisada o número de massas dispostas na imagem.

IV.c – O Teste de Resolução

Para executar o teste de resolução do algoritmo, foram retiradas ROI's (regiões de interesse, do inglês, *region of interest*) de 50x550 pixels tanto das linhas verticais como das linhas horizontais, em seguida, foi feita a média das linhas de cada imagem, o que resulta em um vetor de 1:550. Este vetor resultante foi plotado e o número de picos presentes em cada região pertencente aos pares de linhas foi avaliado, se a região possuísse cinco picos

identificados, a resolução do aparelho estaria boa para aquele conjunto de pares de linhas, caso contrário o teste é encerrado e a resolução do sistema é determinada pela última região onde foi apresentado os cinco picos bem definidos.

Os passos dos testes estão apresentados nas figuras 10 e 11.

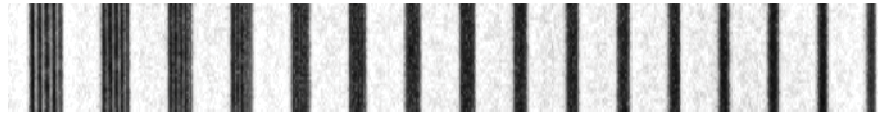


Figura 10: Exemplo da região de interesse retirada da radiografia para realização do teste de resolução.

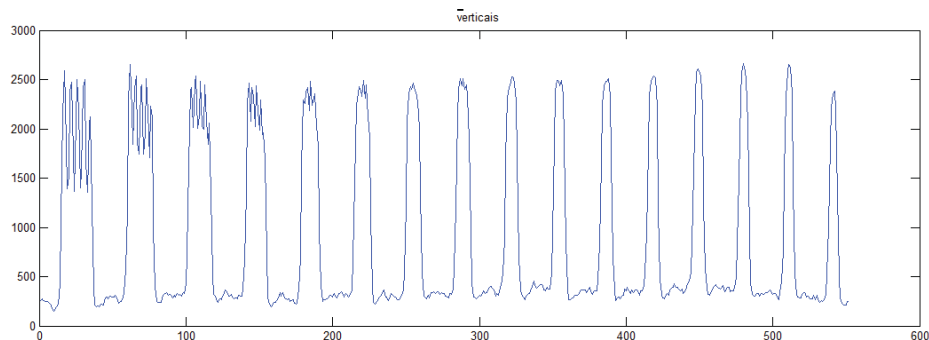


Figura 11: Exemplo do vetor resultante para realização do teste de resolução.

IV.d – A Localização das Microcalcificações

As microcalcificações foram localizadas de acordo com o algoritmo proposto por Mayo (2002) [3] e a metodologia consiste nos seguintes passos:

1. Retirar uma ROI em torno do grupo a ser analisado e obter a média (M) da intensidade dos pixels presentes na subimagem e o desvio padrão (σ).
2. Como as microcalcificações produzem pixels com um grau de cinza maior que a resina utilizada para simular o tecido, foi feita um técnica de limiarização onde todos os pixels maiores que a média (M) mais dois desvios-padrão (σ), receberam o valor de 1, enquanto todos os pixels com valores menores receberam o valor nulo.
3. Foi aplicado erosão seguido de dilatação para diminuir o ruído presente na imagem resultante.

Um exemplo dos resultados obtidos com a aplicação destas técnicas encontra-se nas figuras 12 e 13.

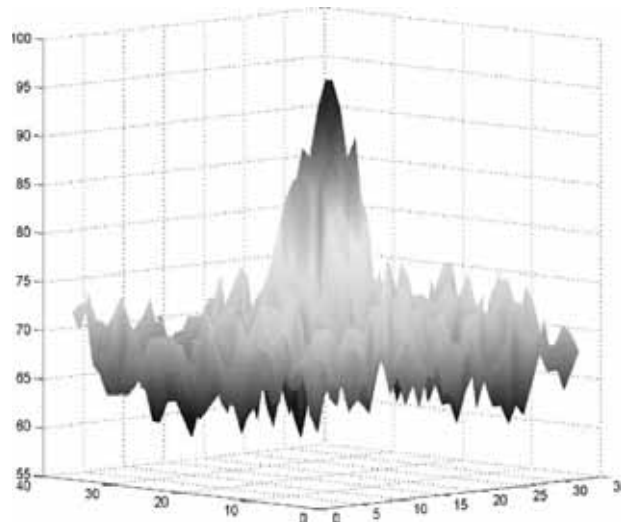


Figura 12: ROI com uma microcalcificação no centro. Nota-se nitidamente que o valor do pixel da microcalcificação é muito superior aos apresentados pelo resto da imagem [7].

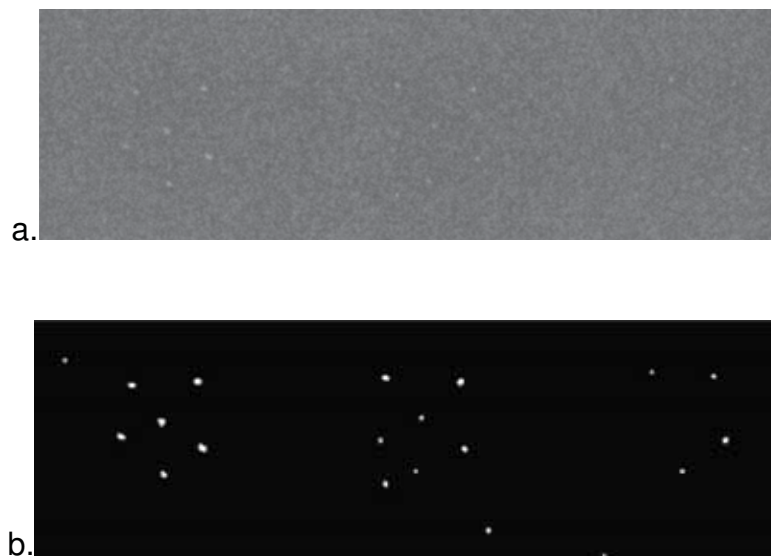


Figura 13: Exemplo do teste de localização das microcalcificações basais. (a) ROI retirada da imagem antes do processamento, (b) ROI com as microcalcificações localizadas. Pode-se concluir que o algoritmo encontrou nitidamente as microcalcificações presentes até o segundo grupo.

IV.e – Análise da Taxa de Sinal Ruído (SNR)

Para analisar a SNR das regiões foram retiradas ROI's da imagem original que continham as regiões da zona de referência, a zona composta por tecido adiposo e a zona composta por tecido glandular e, à essas subimagens foi utilizada a equação apresentada no artigo de Mayo (2002) [7], exposta a seguir:

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{x,y \in subimagem} M^2}{\sum_{x,y \in subimagem} (I(x,y) - M)^2} \right) \quad (20)$$

onde a soma é considerada para toda a subimagem adquirida, M é a média dos níveis de cinza apresentados nela e $I(x,y)$ representa o valor de pixel na subimagem.

IV.f – Análise do Contraste

O contraste total foi estimado tomando o quadrado representante do tecido adiposo por nulo e, em seguida, fazendo a subtração entre a média apresentada por ele e a média apresentada pelo quadrado representante do tecido glandular.

Também foram obtidas curvas de contraste. Para a obtenção de tais curvas, foram retiradas ROI's de cada parte da escada de contraste, e foi feita a subtração entre elas, gerando uma curva com quatro pontos. Um exemplo é explicitado na figura 14.

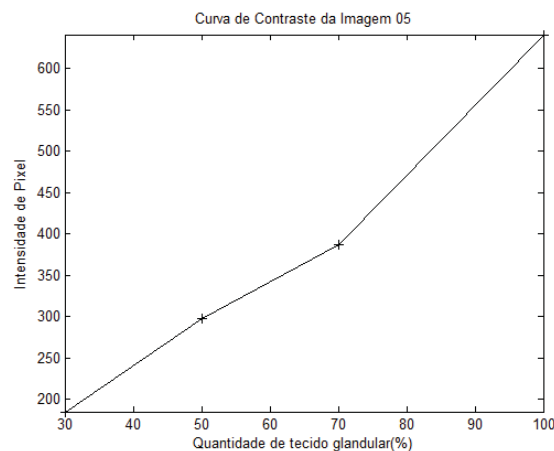


Figura 14: Curva de contraste para a Imagem 05.

IV.g – Detecção de Massas

O algoritmo desenvolvido com a finalidade de detectar massas consistiu das seguintes etapas:

1. Primeiramente foi obtida a ROI com a região onde se encontram as massas. Um exemplo de uma ROI pode ser encontrado na figura 15, abaixo.

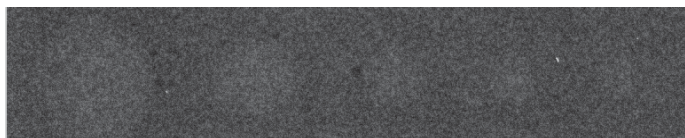


Figura 15: exemplo de ROI para detecção de massas, retirado da imagem 05.

2. Em seguida, foi feita uma decomposição via *wavelet*, utilizando os filtros gerados pela biorthogonal 2.8;
3. Utilizando a decomposição obtida no item anterior, foi feita uma reconstrução deixando de lado as quatro primeiras sub-bandas de frequências, assim, realçando a baixa frequência presente na imagem, no caso, as massas. Um exemplo do resultado pode ser encontrado abaixo, na figura 16.



Figura 16: Exemplo de imagem após a reconstrução via *wavelet*. Esta figura foi resultado da aplicação do algoritmo à imagem 05.

4. Posteriormente, foi feita uma limiarização onde foram retirados todos os pixels com intensidade menor que a média de todos os pixels da ROI somada a dois desvios padrão.
5. Enfim, foi aplicado à imagem erosão seguido de dilatação, no intuito de retirar o ruído presente nela. Um exemplo da imagem resultante após todo o algoritmo pode ser encontrado na figura 17.



Figura 17: Imagem 05 após ser aplicado todo o algoritmo.

IV.h – Detecção das Fibras de Nylon

O algoritmo utilizado para a detecção das fibras de nylon se parece muito com o utilizado para detecção de massas. A sequência de técnicas empregadas é a mesma, porém algumas constantes foram modificadas para obter uma imagem final com o menor ruído possível.

O código desenvolvido funciona da seguinte maneira:

1. É selecionada uma região de interesse que cubra a região do fantoma utilizada para o teste de detecção de fibras de nylon, um exemplo da ROI obtida de cada imagem está explicitado na figura 18.

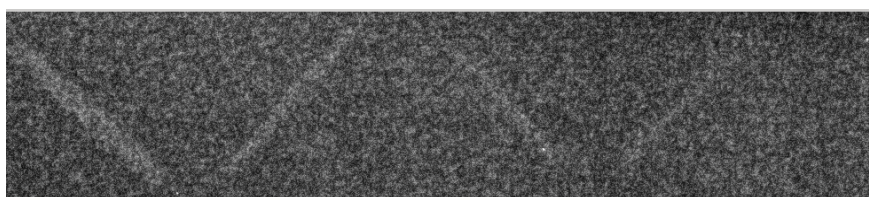


Figura 18: ROI utilizada no teste de detecção de fibras de nylon da imagem 10.

2. É feita uma decomposição *wavelet* e posterior reconstrução da quarta sub-banda de frequência em diante, para identificar a baixa frequência presente na imagem.



Figura 19: ROI após a retirada da alta frequência pela transformada discreta de *wavelet*.

3. Posteriormente, é realizada uma limiarização onde são retirados todos os pixels com intensidade menor que média de todos os pixels somada à um e meio desvio padrão.
4. Enfim, foi aplicado à imagem erosão seguido de dilatação, no intuito de retirar o ruído presente nela. Um exemplo da imagem resultante após todo o algoritmo pode ser encontrado na figura 20.



Figura 20: imagem 10 depois de ter passado por todo o algoritmo.

V– RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após estruturar os algoritmos e avaliar as imagens, comparamos a avaliação obtida com o programa com o resultado das avaliações de três radiologistas experientes para as mesmas quinze radiografias.

Como não se pode atribuir valores não inteiros às identificações (i.e. detectamos 3.8 grupos de microcalcificações), quando o desvio padrão dos médicos se aproxima de um resultado, consideramos como se o número inteiro estivesse dentro do desvio padrão. Isto se deve ao fato de que, por exemplo, se oito médicos concordam em um resultado de três microcalcificações serem observadas na radiografia e quatro concordam que apenas dois grupos podem ser reconhecidos, o desvio padrão, apesar de se aproximar do número dois, não o enquadra dentro de seus limites, o que parece um tanto incorreto visto que um terço dos médicos tiveram essa opinião.

Na análise de resolução de pares de linhas, a abordagem feita com o algoritmo produziu, quase sempre, resultados indicando resolução inferior aos apresentados pelos radiologistas. Isto pode ser explicado pelo fato de, apesar de ser apresentado na radiografia apenas quatro pares de linhas bem definidas, os radiologistas indicavam que os cinco pares estavam presentes, gerando assim, resultados maiores dos apresentados pelo programa. Os resultados dos testes e a comparação entre eles estão apresentados na figura 21. Apesar de poder ser observado uma melhora nos resultados da resolução horizontal do algoritmo, o que pode ser explicado pelo efeito anódico, nenhuma mudança foi observada na observação dos radiologistas.

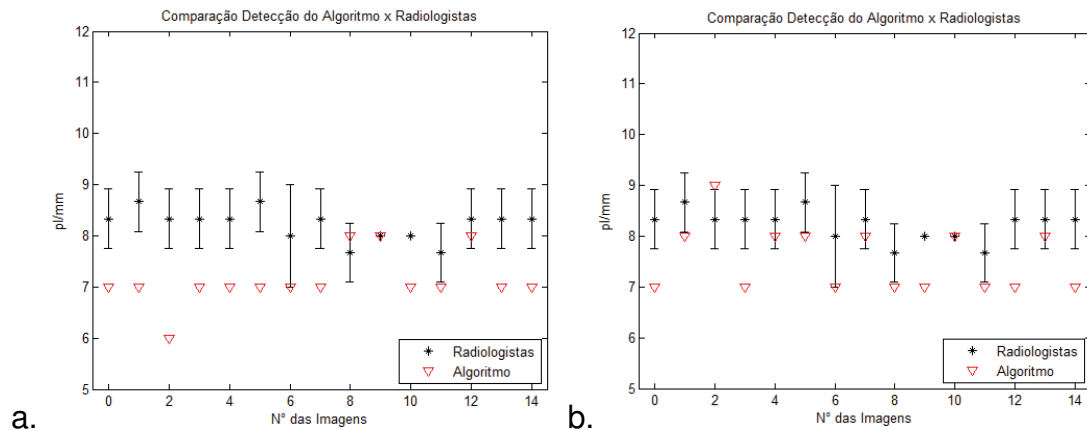


Figura 21: Resultados para os testes de resolução de pares de linhas. (a) Pares de linhas verticais, os asteriscos pretos representam a média dos radiologistas, os triângulos vermelhos representam os resultados obtidos pela utilização do algoritmo. (b) Pares de linhas horizontais os asteriscos pretos representam a média dos radiologistas, os triângulos vermelhos representam os resultados obtidos pela utilização do algoritmo.

Na localização das microcalcificações centrais, o algoritmo concordou com a análise dos radiologistas em 60% dos casos (nove imagens) e manteve um total de grupos localizados menor ou igual aos médicos em 93.3% dos casos (quatorze imagens). Na localização dos grupos localizados na região subcutânea, o algoritmo teve a mesma impressão que os radiologistas em 93.3% dos casos (quatorze imagens) e se manteve abaixo ou igual à média deles em 80% das ocasiões (doze imagens). Já para a região basal do fantoma, o algoritmo acordou com os profissionais em 93.3% das imagens, a mesma porcentagem se manteve igual à opinião deles, em apenas uma imagem houve discórdia entre os dois grupos, os radiologistas encontraram dois grupos de microcalcificações enquanto o algoritmo encontrou três. Estes resultados estão explícitos na figura 22.

Durante a detecção das fibras de nylon, o algoritmo se manteve abaixo da identificação dos radiologistas em quatorze imagens (93.3%) e concordou com eles treze delas (86.67%). Este resultado está explícito no gráfico presente na figura 23.

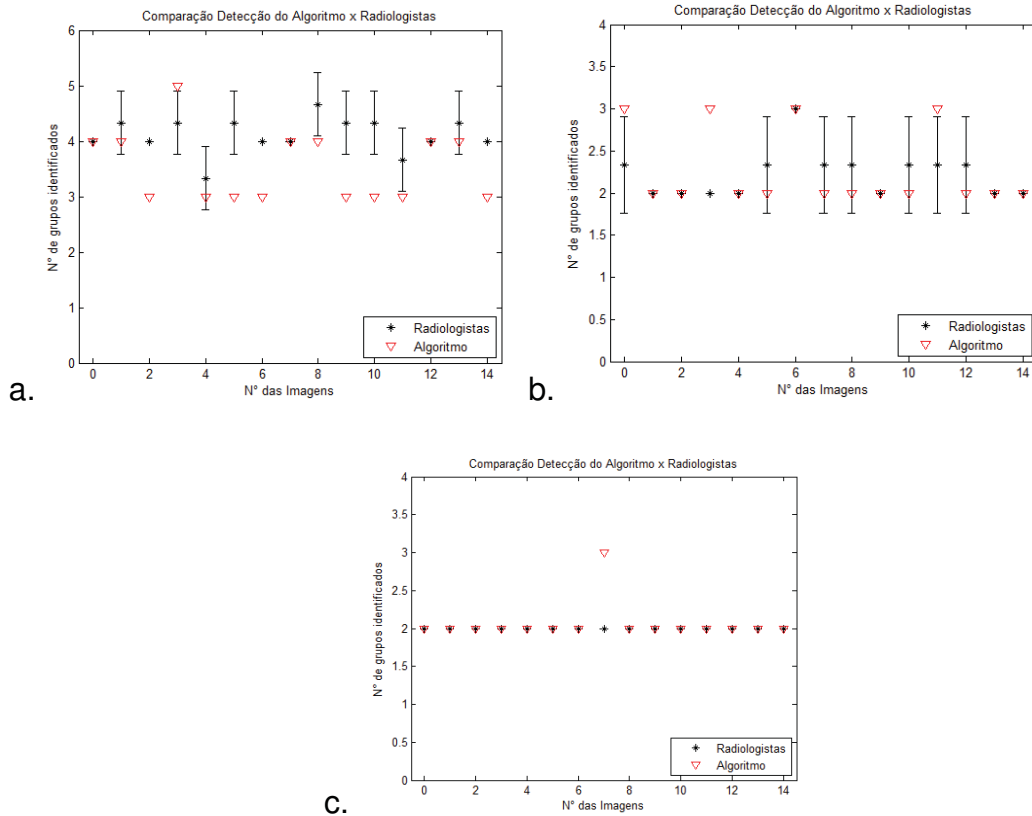


Figura 22: Detecção de grupos de microcalcificações. (a) Resultados e comparações do teste de detecção de microcalcificações da região central do fantoma. (b) Resultados e comparações do teste de detecção de microcalcificações da região subcutânea do fantoma. (c) Resultados e comparações do teste de detecção de microcalcificações da região basal do fantoma.

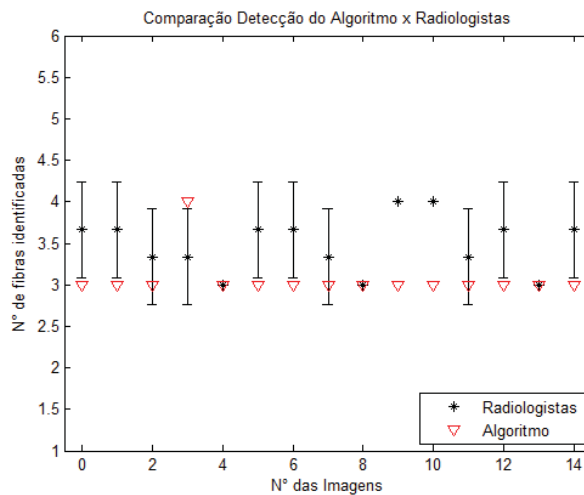


Figura 23: Detecção das fibras de nylon, os asteriscos representam as médias dos radiologistas e seus respectivos desvios padrão, os triângulos representam a detecção dos algoritmos.

Na detecção das massas semi-esféricas, o algoritmo concordou com a opinião dos radiologistas em 86.67% das ocasiões (treze imagens) e se manteve abaixo da opinião deles em 93.3% dos casos (quatorze imagens). O resultado está explícito na figura 24.

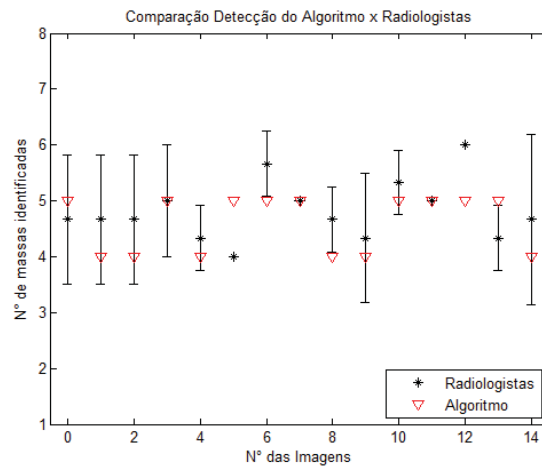


Figura 24: Detecção das massas semi-esféricas compostas de 75% de tecido glandular e 25% de tecido adiposo, os asteriscos representam as médias dos radiologistas e seus respectivos desvios padrão, os triângulos representam a detecção dos algoritmos.

Não foi encontrado um padrão para a análise da taxa sinal-ruído, porém as imagens que apresentaram as maiores taxas nos três tecidos foram a imagem 05 (25 kVp, 125 mAs) e a imagem 13 (28 kVp, 50 mAs). Enfim, não podemos afirmar muita coisa sobre estes resultados, além de que foi possível medir com precisão a razão sinal ruído do sistema, já que não utilizamos o mesmo chassi para todas as imagens, o que acaba influenciando na análise da imagem. Os resultados obtidos se encontram na tabela 02 e também na figura 25, em forma de gráfico.

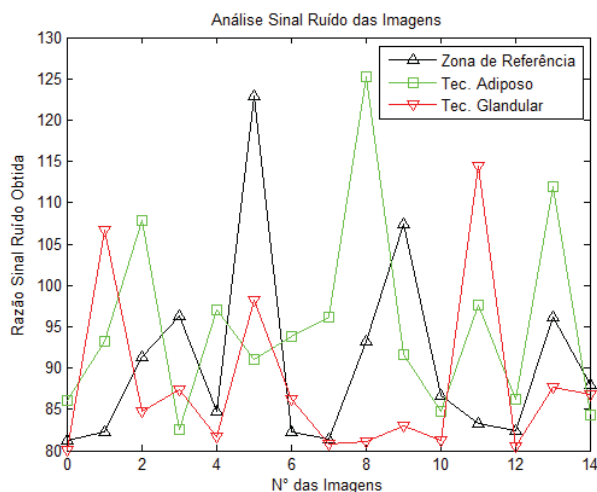


Figura 25: Análise sinal ruído das imagens, os triângulos vermelhos representam os resultados obtidos para a zona de referência, os quadrados verdes são os resultados obtidos para o tecido adiposo e os triângulos vermelhos são os resultados para o tecido glandular.

TABELA 02: Razão sinal-ruído obtida para as imagens.

Imagem	Regiões		
	SNRr	SNRa	SNRg
00	81,26	86,05	80,05
01	82,31	93,18	106,64
02	91,40	107,87	84,78
03	96,31	82,59	87,37
04	84,71	97,04	81,62
05	122,89	90,98	98,17
06	82,31	93,85	86,24
07	81,45	96,09	80,76
08	93,19	125,30	81,11
09	107,37	91,63	82,94
10	86,69	84,80	81,26
11	83,23	97,68	114,45
12	82,35	86,23	80,56
13	96,22	111,91	87,62
14	87,91	84,28	86,86

Pela análise realizada, a imagem 03 (25 kVp, 80mAs) apresentou o melhor contraste do tecido 100% glandular em relação ao tecido 100% adiposo. A imagem escolhida pelos radiologistas, numa análise totalmente subjetiva, como a que apresentava melhor contraste foi a de número 12 (28kVp, 60 mAs), porém essa imagem ficou em quinto lugar no teste apresentado. Vale salientar que a imagem 12 foi umas das três imagens com a melhor relação sinal-ruído, o que nos leva a levantar a hipótese dos radiologistas, durante a análise, terem levado em conta a combinação de vários fatores. Um gráfico com todos os resultados obtidos para o contraste está apresentado na figura 26.

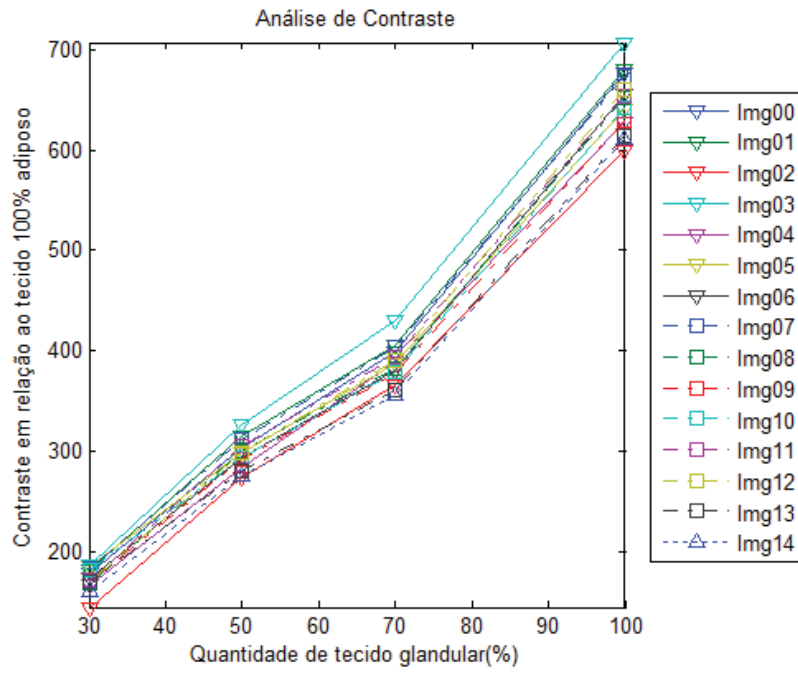


Figura 26: Contraste entre tecido glandular e adiposo obtido para as imagens.

VI – CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS FUTURAS

Ainda há muito campo para pesquisa em equipamentos de radiografia computadorizada (CR). O programa de controle de qualidade para esses equipamentos é um assunto que apresenta discordância entre os estudiosos da área sobre os aspectos do que deve ser monitorado e como fazer esse monitoramento. A análise da imagem resultante do sistema é um dos poucos pontos de concordância no tema, mas a metodologia utilizada para esse propósito ainda se encontra longe do que pode ser considerado ideal.

Os algoritmos apresentados neste trabalho obtiveram desempenhos razoáveis. A maioria deles, quando não se localizavam dentro dos limites obtidos pelas avaliações dos radiologistas, se encontrava inferiores a eles, o que se conclui que as sequências resultam em medidas confiáveis.

Ainda há muito o que pode ser melhorado nas sequências de programação, por exemplo: pode-se fazer um estudo mais aprofundado das *wavelets* utilizadas e procurar por uma base que resulte em imagens mais nítidas para as fibras de nylon e para as massas glandulares.

Mais processamento para a detecção das microcalcificações também deve ser levado em conta já que as análises apresentaram alguns falsos positivos. Poderíamos estudar a distância média entre cada microcalcificação e o formato como o grupo deve estar distribuído para reduzir esses inconvenientes.

Ao avaliar a resolução do sistema, poderíamos usar meios que retirem ainda mais a subjetividade, por exemplo, qual a altura mínima que um pico deve apresentar para ser considerado.

Alguma análise mais eficiente do contraste deve ser levada em conta já que o maior contraste medido nesse trabalho foi encontrado em uma imagem obtida utilizando 25 kVp.

Além disso, não se sabe ao certo o quão confiável é o índice de exposição dado por equipamentos da empresa KODAK®, já que não foi encontrada proporções diretas entre a dose na superfície medida durante a realização das mamografias com o índice de exposição oferecido pelo equipamento, o que acarretou no abandono do projeto devido à escassez de tempo, mas uma estimativa da dose empregada pelo mamógrafo seria de grande utilidade no programa.

É claro que melhorias quanto à acessibilidade nos programas ainda são necessárias, por exemplo, a construção de uma interface amigável e de fácil acesso que proporcione uma rápida e confiável análise da imagem do simulador de mama. Se uma avaliação dessa natureza estivesse disponível, o período com que o teste é realizado poderia ser aumentado, o que resulta em um menor tempo para a percepção de alguma irregularidade no sistema.

Um programa de garantia de qualidade é algo bastante complexo e o desenvolvimento e a disposição de sólidos e eficientes sistemas para medir o desempenho de processos não são de fáceis obtenção, é algo que exige total dedicação das organizações de saúde que embarcarem em tal via, tanto de seus líderes como de seus colaboradores.

Este trabalho, além de incluir metodologias recentes para avaliação da qualidade da imagem em CR, apresenta uma abordagem inédita através do emprego associado de filtragem por *wavelet*, a qual contribui fortemente para a quantificação da qualidade da imagem em fantoma.

VII – REFERÊNCIAS

- [1] Protocolo europeo para el control de calidad de los aspectos físicos y técnicos del cribado mamográfico, European Commission, 1996.
- [2] Control de calidad en mamografía, Xunta de Galicia Documentos técnicos de salud pública serie C 2, 1995.
- [3] P. Mayo, F. Rodenas, G. Verdú, J.I. Villaescusa, J.M. Campayo, “Automatic evaluation of the image quality of a mammographic phantom” *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (2004) 73, 115—128
- [4] K.W. Brooks, J.H. Trueblood, K.J. Kearfott, D.T. Lawton, Automated analysis of the American College of Radiology mammographic accreditation phantom images, *Medical Physics* 24/5 (1997) 709—723.
- [5] D.P. Chakraborty, Computer analysis of mammography phantom images (CAMPI): an application to the measurement of microcalcification image quality of directly acquired digital images, *Medical Physics* 24/8 (1997) 1269—1277.
- [6] A.D. Castellano Smith, I.A. Castellano Smith, D.R. Dance, Objective assessment of phantom image quality in mammography: a feasibility study, *The British Journal of Radiology* 71 (1998) 48—58.
- [7] Gonzales, R. C.; Woods, R.E. *Digital Image Processing*. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 2001.
- [8] Lim, J.S. *Two-dimensional Signal and Image Processing*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1990.
- [9] Russ, J. C. *Image Processing handbook*, fourth edition. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, Inc., 2002.
- [10] McAndrew A. “An Introduction to Digital Image Processing with Matlab”, 2004, pp 227.

[11] Rowlands J A “The Physics of Computed Radiography” *Phys. Med. Biol.* 47 (2002) R123-R166.

[12] Donald M. Berwick, A. Blanton Godfrey, Jane Roessner “Melhorando a Qualidade dos Serviços Médicos, Hospitalares e da Saúde”; tradução José Carlos Barbosa dos Santos; revisão técnica Joaquim Emanuel Santini – São Paulo: Makron Books, 1994.

[13] WHO Cancer Fact Sheets. (2009). [Online]. Available: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs297/en/index.html>

[14] M. Althuis, J. Dozier, W. Anderson, S. S. Devesa, and L. A. Brinton, “Global trends in breast cancer incidence and mortality 1973–1997,” *Int. J. Epidemiol.*, vol. 34, no. 2, pp. 405–412, 2005.

[15] Jinshan Tang, Rangaraj M. Rangayyan, Jun Xu, Issam El Naqa and Yongyi Yang, “Computer-Aided Detection and Diagnosis of Breast Cancer With Mammography: Recent Advances” *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE*, VOL. 13, NO. 2, MARCH 2009

[16] S. Obenauer, S. Luftner-Nagel, D. von Heyden, U. Munzel, F. Baum, E. Grabbe, “Screen film vs full-field digital mammography: image quality, detectability and characterization of lesions” *Eur Radiol* (2002) 12:1697–1702 DOI 10.1007/s00330-001-1269-y

[17] Cowen AR, Parkin GJS, Hawkrigde P (1997) Direct digital mammography image acquisition. *Eur J Radiol* 7:918–930

[18] Feig SA, Yaffe MJ (1995) Digital mammography, computer-aided diagnosis, and telemammography. *Breast Imaging* 33:1205–1230

[19] V Tsapaki, I A Tsalafoutas, V Poga, A Louizi, S Kottou, E Koulentianos “Investigation of breast dose in five screening mammography centres in Greece” *J. Radiol. Prot.* 28 (2008) 337–346

[20] Law J 1991 Patient dose and risk in mammography *Br. J. Radiol.* 64 360–5

[21] Law J 1995 Risk and benefit associated with radiation dose in breast screening programmes—an update *Br. J. Radiol.* 68 870–6

[22] International Commission on Radiological Protection (ICRP) 1991 Recommendations of the International Commission on Radiological Protection *ICRP Publication 60; Ann. ICRP* 21 1–3 (Oxford: Pergamon)

[23] CEC (European Commission) 1984 Council Directive of 3 September 1984 laying down basic measures for the radiation protection of persons undergoing medical examination or treatment (84/466/Euratom), Brussels

[24] Norman F. Boyd, M.D., D.Sc., Helen Guo, M.Sc., Lisa J. Martin, Ph.D., Limei Sun, M.Sc., Jennifer Stone, M.Sc., Eve Fishell, M.D., F.R.C.P.C., Roberta A. Jong, M.D., F.R.C.P.C., Greg Hislop, M.D., F.R.C.P.C., Anna Chiarelli, Ph.D., Salomon Minkin, Ph.D., and Martin J. Yaffe, Ph.D. “Mammographic Density and the Risk and Detection of Breast Cancer” *N Engl J Med* 356;3 january 2007

[25] Ursin G, Ma H, Wu AH, et al. Mammographic density and breast cancer in three ethnic groups. *Cancer Epidemiol Biomarkers Prev* 2003;12:332-8.

[26] Byrne C, Schairer C, Wolfe J, et al. Mammographic features and breast cancer risk: effects with time, age, and menopause status. *J Natl Cancer Inst* 1995;87: 1622-9.

[27] Boyd NF, Byng JW, Jong RA, et al. Quantitative classification of mammographic densities and breast cancer risk: results from the Canadian National Breast Screening Study. *J Natl Cancer Inst* 1995; 87:670-5.

[28] Sala E, Warren R, McCann J, Duffy S, Day N, Luben R. Mammographic parenchymal patterns and mode of detection: implications for the breast screening programme. *J Med Screen* 1998;5:207-12.

[29] Van Gils CH, Otten JD, Verbeek AL, Hendriks JH. Mammographic breast density and risk of breast cancer: masking bias or causality? *Eur J Epidemiol* 1998; 14:315-20.

[30] Controle do Câncer de Mama: Documento de consenso, Ministério da Saúde, Instituto Nacional do Câncer (INCA), Coordenação de Prevenção e Vigilância, 2004.

[31] Mamografia: da prática ao controle, Ministério da Saúde, Instituto Nacional do Câncer (INCA), 2007.

[32] Diretrizes Básicas de Proteção Radiológica, Comissão Nacional de Energia Nuclear, CNEN-NN 3.01, janeiro/2005.

[33] Leitz, W. K.; Mansson L. G. et al; "In Search of Optimum Chest Radiography Techniques", *British Journal of Radiology*; 66: 314-321, 1993.

[34] Schibila, H. "European Guidelines on Quality Criteria for Diagnostic Radiographic Images";1999.

[35] Tortorici, M. "Concepts in Medical Radiographic Images, Circuitry, exposure and Quality Control, W. B. Saunders Company, 1992.

[36] Metz, C. E., "ROC Metodology in Radiologic Imaging", *Invest. Radiol.* , 21, 720 – 733, 1979.

[37] Marshall, N. W. "A Comparision of Radiation Dose in Examination of the Abdomen using Different Radiologic Techniques"; *British Journal of Radiology*; 67; 478-484; 1994.

[38] PINA, D ; DUARTE, S ; MORCELI, J ; GHILARDINETTO, T . Development of phantom for radiographic image optimization of standard patient in the lateral view of chest and skull examination. *Applied Radiation and Isotopes*, UK, v. 64, n. 2005, p. 1623-1630, 2006.

[39] PINA, D ; DUARTE, S ; GHILARDINETTO, T ; MORCELI, J . Phantom development for radiographic image optimization of chest, skull and pelvis examination for nonstandard patient. *Applied Radiation and Isotopes*, EUA, n. MS 05, p. xxx-xxx, 2008.

[40] Pina, D R ; Duarte, S B ; Netto, T Ghilardi ; Trad, C S ; Brochi, M A C ; Oliveira, S C de . Optimization of standard patient radiographic images for chest, skull and pelvis exams in conventional x-ray equipment. *Physics in Medicine and Biology*, UK, v. 49, p. N215-N226, 2004.

[41] D'Orsi CJ. The American College of Radiology mammography lexicon: an initial attempt to standardize terminology. *AJR* **1996**;166:779–780

[42] C-M Chen, Y-H Chou, K-C Han, G-S Hung, C-M Tiu, H-J Chiou, SY Chiou. Breast Lesions a Sonograms: Coanputer-aided Diagnosis wit! Nearly Setting-Independent Features and Artificial Neural Networks. *Radiology*, Fevrier 2003, p504-514.

VIII – APÊNDICE

VIII.a – Principais Rotinas Utilizadas

...DETECÇÃO DE FIBRAS...

```
%% seleciona imagem
clear;
close all;
fname = uigetfile('*.tiff', 'Carrega Imagem do Fantoma');
img = imread(fname);
% figure, imshow(img, []); title(fname);
%%
fibr=img(2000:2989,1372:1588);
wavename='bior2.4';
figure, imshow(fibr, [])
[c,s]=wavedec2(fibr,5,wavename);
img_filt=wrcoef2('a',c,s,wavename,4);
figure, imshow(img_filt, []);
img_rd=img_filt;

%%
%%
%centrais, não esquecer de pegar um pouco dos pares de
linhas
MEDIA=mean2(img_rd); STD=std2(img_rd);
for i=1:989;
    for j = 1:216;
        limiar = MEDIA + 1.5*STD;
        if img_rd(i,j)>limiar
            img_rd(i,j)=50000;
        else img_rd(i,j)=0;
        end
    end
end
end
% figure, imshow(MCC, []);

%erosão
lut = makelut('sum(x(:)) >= 4',3);
BW = applylut(img_rd,lut);
% figure, imshow(BW)
BW2=bwmorph(BW,'clean');
BW2=bwmorph(BW2,'bridge');

%dilatação
se1 = strel('disk',1);

BW2 = imdilate(BW2,se1,'same');

figure, imshow(BW2, []);
```

...FIM DO ALGORITMO...

... RAZÃO SINAL RUÍDO DAS REGIÕES...

```
%% carrega imagem
close all;
fname = uigetfile('*.tiff', 'Carrega Imagem do Fantoma');
img = imread(fname);
```

```

figure, imshow(img, []); title(fname);

%% região de referência
ref=img(2397:2497,789:889);
ref=im2double(ref);
media=mean2(ref);
SNR=0;
figure, imshow(ref, []);
for x=1:101;
    for y=1:101;
        t=media^2/(ref(x,y)-media)^2;
        SNR=SNR+t;
    end
end
SNR=10*log10(SNR);
display(SNR);

%% região adiposa
refa=img(1922:2022, 1105:1205);
refa=im2double(refa);
edia=mean2(refa);
SNRa=0;
figure, imshow(refa, []);
t=0;
for x=1:101;
    for y=1:101;
        t= edia^2/(refa(x,y)-edia)^2;
        SNRa=SNRa+t;
    end
end
SNRa=10*log10(SNRa);
display(SNRa);

%% região glandular
refg=img(2822:2922, 1105:1205);
refg=im2double(refg);
mediag=mean2(refg);
SNRg=0;
figure, imshow(refg, []);
for x=1:101;
    for y=1:101;
        t=mediag^2/(refg(x,y)-mediag)^2;
        SNRg=SNRg+t;
    end
end
SNRg=10*log10(SNRg);
display(SNRg);

```

...FIM DO ALGORITMO...

... RESOLUÇÃO DOS PARES DE LINHAS ...

```

%% carrega imagem
close all;
fname = uigetfile('*.tiff', 'Carrega Imagem do Fantoma');
img = imread(fname);
figure, imshow(img, []); title(fname);

```

```

    %% encontra pares de linhas verticais e horizontais
    pl_hor=img(802:1371,268:308); %a ordenada permanece constante,
    sendo assim é o par de linha horizontal
    pl_ver=img(1430:1470, 222:773); % a abscissa permanece constante,
    sofre efeito anódico, é o par de linha vertical
    figure, subplot(211), imshow(pl_hor, []);subplot(212),
    imshow(pl_ver, []);
    %% espelha o gráfico para cima
    MH=max(pl_hor(:));
    MV=max(pl_ver(:));
    pl_hor=MH-pl_hor;
    pl_ver=MV-pl_ver;

    %% média dos pares de linhas
    pl_ver=mean(pl_ver);
    fim=size(pl_ver,2);
    pl_ver=pl_ver(fim:-1:1);% 'rebate' o sinal da esquerda para
    direita
    pl_hor=mean(pl_hor,2);

    %% plota os valores
    figure, plot(pl_ver); title('verticais');
    figure, plot(pl_hor); title('horizontais');

```

... FIM DO ALGORITMO...

... TESTE DO CONTRASTE DA IMAGEM ...

```

%% seleciona imagem
close all;
fname = uigetfile('*.tiff', 'Carrega Imagem do Fantoma');
img = imread(fname);
%   figure, imshow(img, []); title(fname);

%% 0%glandular
pri = img(1922:2098, 1105:1280);
med_pri = mean2(pri(:)); sd_pri = std2(pri(:));

%% 25%glandular

seg = img(1922+1*225:2098+1*225, 1105:1280);
med_seg = mean2(seg(:)); sd_seg = std2(seg(:));

%% 50%glandular

ter = img(1922+2*225:2098+2*225, 1105:1280);
med_ter = mean2(ter(:)); sd_ter = std2(ter(:));

%% 75%glandular

qua = img(1922+3*225:2098+3*225, 1105:1280);
med_qua = mean2(qua(:)); sd_qua = std2(qua(:));

%% 100%glandular

cin = img(1922+4*225:2098+4*225, 1105:1280);
med_cin = mean2(cin(:)); sd_cin = std2(cin(:));

```

```

%% calcula as diferenças

DD=[(med_pri-med_cin) (med_seg-med_cin) (med_ter-med_cin)
(med_qua-med_cin) 0;...
(sd_pri+sd_cin) (sd_seg+sd_cin) (sd_ter+sd_cin)
(sd_qua+sd_cin) 2*sd_cin];
DD=DD';
display(abs(DD));

... FIM DO ALGORITMO ...

... DETECÇÃO DAS MASSAS ...

%% seleciona imagem
close all;
fname = uigetfile('*.tiff', 'Carrega Imagem do Fantoma');
img = imread(fname);
figure, imshow(img, []); title(fname);

%% seleciona região das massas
massas=img(3242:3480,30:1200);
wavename='bior2.8';
figure, imshow(massas, [])
[c,s]=wavedec2(massas,5,wavename);
img_filt=wrcoef2('a',c,s,wavename,5);
figure, imshow(img_filt, []);
img_rd=img_filt;

%%
%centrais, não esquecer de pegar um pouco dos pares de
linhas
MEDIA=mean2(img_rd); STD=std2(img_rd);
for i=1:239;
    for j = 1:1171;
        limiar = MEDIA + 1.9*STD;
        if img_rd(i,j)>limiar
            img_rd(i,j)=50000;
        else img_rd(i,j)=0;
        end
    end
end
% figure, imshow(MCC, []);

%erosão
lut = makelut('sum(x(:)) >= 4',3);
BW = applylut(img_rd,lut);
% figure, imshow(BW)
BW2=bwmorph(BW, 'bridge');
% BW2=bwmorph(BW2, 'remove');
BW2=bwmorph(BW2, 'clean');
%dilatação
se = strel('disk',5);
BW2 = imdilate(BW2,se, 'same');

figure, imshow(BW2, []); set(gcf, 'color', [1 1 1]);
...FIM DO ALGORITMO ...

... DETECÇÃO DAS MICROCALCIFICAÇÕES ...

```

```

%% carrega imagem
close all;
fname = uigetfile('*.tiff', 'Carrega Imagem do Fantoma');
img = imread(fname);
figure, imshow(img, []); title(fname);

%% testes de microcalcificações
%centrais, não esquecer de pegar um pouco dos pares de linhas
x1= 133;
y1= 1505;
x2=x1+1500; y2=y1+400;
MCC = img(y1:y2,x1:x2);
MEDIA=mean2(MCC); STD=std2(MCC);
for i=1:400;
    for j = 1:1500;
        limiar = MEDIA + STD;
        if MCC(i,j)>limiar
            MCC(i,j)=50000;
        else MCC(i,j)=0;
        end
    end
end
% figure, imshow(MCC, []);

%erosão
lut = makelut('sum(x(:)) >= 4',2);
BW = applylut(MCC,lut);
% figure, imshow(BW)

%dilatação
se = strel('disk',2);
BW2 = imdilate(BW,se,'full');
figure, imshow(BW2); title('central');

%% subcutâneas
x1= 1641;%1640;
y1= 1872;% 1910;
x2=x1+300; y2=y1+1000;
MCC = img(y1:y2,x1:x2);
MEDIA=mean2(MCC); STD=std2(MCC);
for i=1:1000;
    for j = 1:300;
        limiar = MEDIA + 3*STD;
        if MCC(i,j)>limiar
            MCC(i,j)=50000;
        else MCC(i,j)=0;
        end
    end
end
% figure, imshow(MCC, []);

%erosão
lut = makelut('sum(x(:)) >= 3',2);
BW = applylut(MCC,lut);
% figure, imshow(BW)

%dilatação
se = strel('disk',2);
BW2 = imdilate(BW,se,'full');

```

```

figure, imshow(BW2);title('subcutânea');

%% basal
x1= 200;%160;
y1= 2120;% 2134;
x2=x1+300; y2=y1+1000;
MCC = img(y1:y2,x1:x2);
MEDIA=mean2(MCC); STD=std2(MCC);
for i=1:1000;
    for j = 1:300;
        limiar = MEDIA + 2.7*STD;
        if MCC(i,j)>limiar
            MCC(i,j)=50000;
        else MCC(i,j)=0;
        end
    end
end
end
%   figure, imshow(MCC, []);

%erosão
lut = makelut('sum(x(:)) >= 4',2);
BW = applylut(MCC,lut);
%   figure, imshow(BW)

%dilatação
se = strel('disk',2);
BW2 = imdilate(BW,se,'full');
figure, imshow(BW2); title('basal');

```

... FIM DO ALGORITMO ...