

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO (USP)
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS (EESC)**

BRUNO NOGUEIRA ANDREANI

**Utilização do Filtro de Wiener para Melhorar a Detecção de
Microcalcificações em Imagens Mamográficas**

São Carlos

2010

BRUNO NOGUEIRA ANDREANI

**UTILIZAÇÃO DO FILTRO DE WIENER PARA
MELHORAR A DETECÇÃO DE
MICROCALCIFICAÇÕES EM IMAGENS
MAMOGRÁFICAS**

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. Marcelo Andrade da Costa Vieira

São Carlos
2010

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

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

A556u Andreani, Bruno Nogueira
Utilização do filtro de *Wiener* para melhorar a
detecção de microcalcificações em imagens mamográficas /
Bruno Nogueira Andreani ; orientador Marcelo Andrade da
Costa Vieira. -- São Carlos, 2010.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em
Engenharia Elétrica com ênfase em Eletrônica) -- Escola
de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo,
2010.

1. Restauração de imagens. 2. Microcalcificações.
3. Mamografia. 4. Filtro de Wiener. 5. *Computer-Aided
Diagnosis (CAD)*. I. Título.

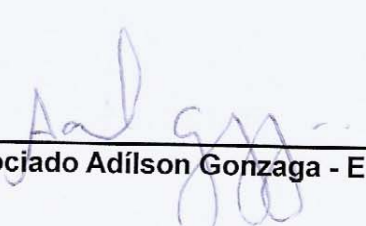
FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Bruno Nogueira Andreani


Título: "Restauração de Imagens Mamográficas"

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado
em 26 / 11 / 2010,

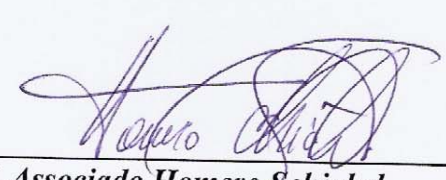
com NOTA 6,5 (SEIS, CINCO), pela comissão julgadora:



Prof. Associado Adílson Gonzaga - EESC/USP



M.Sc. Edson Aparecido Rozas Theodoro - EESC/USP



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

DEDICATÓRIA

Aos meus pais Márcia Santos Nogueira Andreani e Flávio Andreani, que sempre me apoiaram nos estudos e me deram as oportunidades necessárias para chegar até aqui e poder e ter condições de obter essa e todas as outras conquistas que obtive até hoje.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira, que me deu todo o apoio necessário na realização desse trabalho e sempre se colocou a disposição para tirar todas as dúvidas na elaboração do mesmo.

À Universidade de São Paulo pela minha formação, apoio e suporte de laboratórios oferecidos e ensino durante toda a graduação, dando suporte para que a mesma fosse obtida e aproveitada.

Aos amigos que sempre estiveram ao meu lado desde o início desta jornada, dividindo bons e maus momentos durante os 5 anos de graduação, em especial a alguns deles como Tia Celly da bibliotecaaso, Hirono, Sander, Matheus R., Matheus (Póli), Fernando (Honda), Edson (Cidão), Gildson e muitos outros aos quais não é possível fazer menção nesse momento. A minha namorada Gisele Ferreira de Lima que durante esses 3 anos sempre me apoiou e foi muito importante para mim em todos os momentos.

E em especial ao apoio que sempre recebi da minha família e toda compreensão por tudo o que foi me passado e realizado durante toda minha formação não só acadêmica como pessoal.

SUMÁRIO

	Pág.
Lista de Figuras	vii
Lista de Tabelas	ix
Lista de Siglas	x
Resumo	xi
Abstract	xiii
1. INTRODUÇÃO E JUSTIFICATIVA	1
1.1. Objetivo	4
1.2. Metodologia empregada no trabalho	4
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	6
2.1. Exames mamográficos	6
2.2. Diagnósticos auxiliados por computador (CAD)	10
2.3. Restauração de imagens	12
2.3.1. Modelo de degradação e processo de restauração da imagem	13
2.3.2. Fontes de ruído no processo de aquisição da imagem	15
2.3.3. Redução de ruído periódico por filtragem no domínio da frequência	16
2.3.3.1. Degradações lineares e posição invariante	16
2.3.3.2. Estimativa da função de degradação	18
2.4. Filtragem do mínimo erro quadrático médio (Wiener)	20
2.5. Curvas ROC	24
3. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL	27
3.1. Obtenção da função de degradação	30
3.2. Elaboração final do filtro de Wiener	33
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	37
5. CONCLUSÕES	49
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51
Apêndice A (programas do filtro do <i>Toolbox</i> e <i>elaborado</i>)	53

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 2.1- Fotos mostrando a realização da compressão da mama em um exame mamográfico – (a) posição crânio-caudal, e (b) posição médio-lateral.	8
Figura 2.2 - Imagem obtida de um exame de mamografia- (a) posição crânio-caudal, e (b) posição médio-lateral.	8
Figura 2.3 - Imagens de mamas com diferentes densidades: (a) mama densa, e (b) mama não densa.	10
Figura 2.4 – Esquema da modelagem da degradação de imagem e restauração.	13
Figura 2.5 - Exemplo de uma curva ROC (ROMUALDO, 2009)	25
Figura 3.1 - Modelo do “Phantom” utilizado para se obter as imagens de mamograma.	28
Figura 3.2 – Esquema de localização das microcalcificações contidas no “Phantom” utilizado.	28
Figura 4.1 - Microcalcificações analisadas: (a) 0,130 mm, (b) 0,165 mm; (c) 0,196 mm; (d) 0,230 mm, (e) 0,275mm, (f) 0,400 mm.	37
Figura 4.2 - Imagens analisadas em 300 DPI e desvio padrão 7: (a) 0,230 mm – 300 DPI - 4,75 mGy - original; (b) 0,230 mm – 300 DPI - 4,75 mGy - processada; (c) 0,165 mm – 300 DPI - 8,25 mGy - original; (d) 0,165 mm – 300 DPI - 8,25 mGy - processada.	38
Figura 4.3 - Imagens analisadas em 600 DPI e desvio padrão 7: (a) 0,130 mm – 600 DPI - 4,75 mGy - original; (b) 0,130 mm – 600 DPI - 4,75 mGy - processada; (c) 0,400 mm – 600 DPI - 8,25 mGy - original; (d) 0,400 mm – 600 DPI - 8,25 mGy – processada.	38
Figura 4.4 – Curvas ROC obtidas a partir dos valores encontrados nas Tabelas 4.1 a 4.8 da imagem de 4,75mGy 300 DPI.	45
Figura 4.5 Curvas ROC obtidas a partir dos valores encontrados nas	45

Tabelas 4.1 a 4.8 da imagem de 4,75mGy 600 DPI.

Figura 4.6 – Curvas ROC obtidas a partir dos valores encontrados nas

Tabelas 4.1 a 4.8 da imagem de 8,25mGy 300 DPI.

46

Figura 4.7 – Curvas ROC a partir dos valores encontrados nas Tabelas

4.1 a 4.8 da imagem de 8,25mGy 600 DPI.

46

LISTA DE TABELAS

	Pág.
Tabela 4.1: Número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais e imagens processadas analisadas com desvio padrão 3* no CAD.	41
Tabela 4.2: Número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais e imagens processadas analisadas com desvio padrão 5* no CAD.	41
Tabela 4.3: Número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais e imagens processadas analisadas com desvio padrão 6* no CAD.	42
Tabela 4.4: Número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais e imagens processadas analisadas com desvio padrão 7* no CAD.	42
Tabela 4.5: Número de falsos positivos identificados em imagens originais e processadas analisadas com desvio padrão 3* no CAD.	42
Tabela 4.6: Número de falsos positivos identificados em imagens originais e processadas analisadas com desvio padrão 5* no CAD.	43
Tabela 4.7: Número de falsos positivos identificados em imagens originais e processadas analisadas com desvio padrão 6* no CAD.	43
Tabela 4.8: Número de falsos positivos identificados em imagens originais e processadas analisadas com desvio padrão 7* no CAD.	43

LISTA DE SIGLAS

INCA	Instituto Nacional do Câncer
CAD	Diagnostico auxiliado por computador (do inglês Computer-Aided Diagnosis)
FFT	Transformada Rápida de Fourier (do inglês Fast-Fourier Transform)
IFFT	Transformada Rápida Inversa de Fourier (do inglês Inverse Fast-Fourier Transform)
ROC	Método gráfico para avaliação, organização e seleção de sistemas de diagnósticos e/ou predição (do inglês Receiver Operating Characteristic)
PSF	Função de espalhamento de ponto(do inglês Point Spread Function)
LAPIMO	Laboratório de Análise e Processamento de Imagens Médicas e Odontológicas
USP	Universidade de São Paulo

RESUMO

ANDREANI, B. N. **Utilização do Filtro de Wiener para Melhorar a Detecção de Microcalcificações em Imagens Mamográficas.** Trabalho de Conclusão de Curso – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

Este trabalho tem por objetivo verificar a melhora apresentada em imagens mamográficas ao se utilizar o filtro de Wiener no processo de restauração. Através deste processamento, deseja-se fazer com que as imagens sejam realçadas e melhorem o desempenho dos esquemas de diagnóstico auxiliado por computador (CAD, do inglês *Computer-Aided Diagnosis*), os quais tem por definição o objetivo de localizar em mamografias possíveis indicadores de câncer como, por exemplo, as microcalcificações. O método proposto neste trabalho efetua na primeira etapa a transformada de Fourier (FFT) e o filtro de Wiener é aplicado em uma etapa posterior com o intuito de reduzir o ruído e melhorar a resolução espacial da imagem. Em seguida, é utilizada a transformada inversa de Fourier (IFFT) para assim obter a imagem restaurada. As imagens restauradas foram submetidas a um esquema CAD para verificar a melhora obtida na detecção, e com isso obter uma confirmação da existência ou não destas microcalcificações, que se identificadas precocemente podem aumentar a probabilidade de cura do câncer de mama. As imagens mamográficas foram obtidas em um equipamento mamográfico com o uso de um simulador “*Phantom*”, na qual se tem total conhecimento dos locais onde

foram simuladas as anomalias do exame, o que possibilitou a comparação dos resultados entre as imagens originais e as restauradas pelo método proposto. Os resultados comprovaram que o filtro de Wiener possibilita uma significativa melhora na detecção de microcalcificações pelo esquema CAD em imagens mamográficas obtidas pelo simulador “Phantom”, comprovando que a qualidade da imagem exerce influência significativa no desempenho dos esquemas CAD.

Palavras-chave: restauração de imagens; microcalcificações; mamografia; Filtro de Wiener; *Computer-Aided Diagnosis(CAD)*.

ABSTRACT

ANDREANI, B. N. **Using Wiener Filter to improving microcalcification detection on mammographic images.** Final graduation essay – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

This paper examines the improvements presented in mammographic images by using the Wiener filter to restore them. This process seeks to improve image quality and thus mammography CAD (Computer-Aided Diagnosis) performance, which have the purpose of detect possible cancer indicators on mammographies, such as microcalcifications. The proposed method applies the Fast Fourier Transform (FFT) in its first step and then uses the Wiener filter in a following stage, aiming for noise reduction and better image spatial resolution. On a next step, the Inverse Fast Fourier Transform (IFFT) is used to acquire the restored image. The images were then ran through a CAD system in order to verify the improvements achieved in the diagnosis and to get a confirmation whether the existence of the microcalcifications are true or false, as their early detection may enhance the cure probability for breast cancer. The used mammography exam images were obtained through a mammographic phantom, giving complete knowledge of the location of simulated anomalies in the exams and enabling the comparison of results between the original images and the images restored by the proposed method. The results showed that the Wiener filter enables a significant improvement in the detection of microcalcifications through a CAD system in images obtained in a phantom simulator,

proving that the image quality has a significant influence on CAD systems performance.

Keywords: microcalcification, mammogram, Wiener filter, Computer-Aided Diagnosis (CAD).

1. INTRODUÇÃO E JUSTIFICATIVA

Segundo o Instituto Nacional de Câncer (INCA), o câncer de mama é o mais temido pelas mulheres, devido a sua alta frequência, sendo o segundo mais incidente na população brasileira, e também pelos seus efeitos psicológicos, que afetam a percepção da sexualidade e a própria imagem pessoal da mulher, já que quando detectado tardiamente a retirada parcial ou total da mama (mastectomia) é adotada como medida cirúrgica. Antes dos 35 anos de idade a incidência deste tipo de câncer é rara, mas a partir desta idade, o risco de incidência começa a crescer de maneira progressiva.

Estudos indicam que fatores como o tabagismo, alcoolismo, obesidade e sedentarismo aumentam as chances de surgimento do câncer de mama. O fator de risco também é verificado analisando-se o histórico familiar, principalmente se houver casos em parentes muito próximos como a mãe e/ou a irmã. Mas, as causas do surgimento do câncer ainda são desconhecidas, e por isso não existem atualmente programas de prevenção. Estudos mostram que quanto mais cedo ocorrer a detecção do câncer, maiores são as chances de cura, podendo chegar a até 40% (DENGLER, 1993). Isso pode resultar em tratamentos menos invasivos, e assim se obter um melhor controle da doença, podendo ainda diminuir os efeitos psicológicos na paciente, uma vez que há uma menor chance da necessidade de procedimento cirúrgico.

Os procedimentos mais adequados para a detecção do câncer são o auto-exame, o exame clínico e a mamografia. Segundo o próprio INCA, aproximadamente 80% dos tumores são descobertos pelas mulheres no auto-exame. Mas, nesses

casos os tumores já se encontram em um estágio avançado, dificultando o tratamento e diminuindo suas chances de cura. Por isso, ainda hoje, a melhor maneira de detectar nódulos e microcalcificações em estágios iniciais é através das imagens obtidas no exame de mamografia por raios-X.

Na mamografia por raios-X a possibilidade de diagnóstico precoce de câncer através da detecção de microcalcificações é alta, principalmente em pacientes com 40 anos ou mais. Entretanto, é difícil para o médico ou radiologista fornecer uma avaliação precisa e uniforme. As limitações da observação humana fazem com que 10-30% das lesões em mamas não sejam detectadas na rotina de triagem, ou também, em caso de detecção, muitas operações de biopsia (65-85%) são realizadas desnecessariamente (falso-positivo), devido à baixa especificidade da mamografia (VIEIRA, 2005; CHENG, 2003). As operações de biopsia não só aumentam os custos do tratamento, mas também fazem com que as pacientes sofram maior pressão emocional.

Para auxiliar na identificação de lesões mamográficas, e classificar o tipo, o formato e a estrutura da lesão, pesquisadores buscam desenvolver técnicas computacionais de processamento de imagem que auxiliem no correto diagnóstico das imagens mamográficas pelo radiologista. Essas técnicas são baseadas em reconhecimento de padrão e inteligência artificial (GIGER, 2000), os chamados esquemas de diagnóstico auxiliado por computador (CAD, do inglês *Computer-Aided Diagnosis*).

Desde 1998, sistemas CAD são utilizados na detecção da doença nos Estados Unidos e na Europa (FREER, 2001; BAUM, 2002; KARSSEMEIJER, 2003), sendo comprovada a melhora obtida nos diagnósticos com o auxílio destes

programas, os quais fornecem uma “segunda opinião” na determinação de lesões em imagens obtidas por raios-X.

A correta detecção de lesões em mamografias está também relacionada à qualidade das imagens obtidas. Quanto melhor a imagem (alta resolução espacial e menor quantidade de ruídos) melhores são as chances de um diagnóstico ser preciso e confiável, evitando-se conclusões erradas a respeito do exame e consequentemente testes invasivos desnecessários, ou mesmo evitando que a doença seja detectada tardiamente.

Para se melhorar a imagem, dois procedimentos podem ser feitos: **i) aumentar os níveis de radiação aplicados na paciente (menos viável):** isto causaria a diminuição do ruído quântico (maior responsável pelo nível de ruído da imagem), mas existe a possibilidade de se causar danos a uma paciente sadia, ou seja, causar lesões que antes não existiam, e assim desenvolver o câncer; **ii) um processamento digital de imagem (mais viável):** isto faria com que a relação sinal ruído aumentasse propiciando a identificação mais eficaz da lesão.

Neste trabalho de conclusão de curso, imagens mamográficas foram processadas pelo filtro de Wiener no domínio da frequência, utilizando a plataforma MATLAB, para restaurar as imagens e avaliar a melhora no desempenho de um esquema CAD quando utilizadas as imagens restauradas. O trabalho tem como objeto apenas estudos na identificação de microcalcificações em imagens mamográficas obtidas com um simulador de estruturas mamárias (*phantom*).

1.1. Objetivo

Este trabalho tem por objetivo demonstrar a aplicação do processamento digital de imagens mamográficas através do filtro de Wiener para o aumento na eficiência da detecção de microcalcificações por um esquema CAD.

1.2 Metodologia empregada no trabalho

A fim de atender o objetivo deste trabalho, primeiramente foi realizada a mudança de parâmetros do filtro, existente no *toolbox* presente no programa MATLAB, referentes a ruídos, função geradora da gaussiana e resolução espacial, através de observações das imagens obtidas empiricamente para se chegar a um resultado melhor, ou seja, conseguir índices de melhoria na identificação de microcalcificações. Com tal intuito foi realizado posteriormente o estudo da elaboração do filtro de Wiener e então a avaliação das possíveis condições de modificação em seus parâmetros.

Após o término do procedimento anterior projetou-se um filtro de Wiener próprio, a partir dos conhecimentos adquiridos de seu funcionamento e então comparou-se os resultados obtidos com este filtro com os resultados anteriores, obtidos com o filtro do *toolbox* do MATLAB. Com isso pode-se verificar se é possível avaliar o desempenho do esquema CAD a partir do filtro de Wiener projetado ou a partir da alteração dos parâmetros do filtro de Wiener do MATLAB.

O objetivo do estudo aqui realizado reside em conhecer a forma de aplicação do filtro, quais as melhores condições para seu funcionamento e o seu modo de atuação sobre o sistema. Neste trabalho será utilizada a transformada rápida de Fourier para transformação da imagem no domínio da frequência espacial. Esta transformada será aplicada a um número pré-determinado de imagens mamográficas a fim de obter um conjunto de imagens originais e um conjunto de imagens processadas. Esses dois conjuntos foram utilizados para avaliação do desempenho do esquema CAD.

Para a avaliação da possível melhora obtida nos diagnósticos foi feita a verificação através das curvas ROC, onde analisou-se a taxa de verdadeiros positivos e falsos positivos obtidos com o CAD.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Exames mamográficos

O exame mamográfico é tido como um dos mais eficientes na detecção de pequenas lesões na mama. Como ainda não se tem total conhecimento sobre como o câncer surge ou se desenvolve, deve-se estar sempre atento para qualquer pequeno sinal de anormalidade. Segundo a orientação do INCA, o exame mamográfico deve ser realizado por mulheres de 35 a 49 anos, a cada 2 anos, e para mulheres acima desta faixa etária deve ser realizado anualmente. A incidência do câncer em mulheres com idade inferior aos 35 anos é muito pequena, mas não é descartada.

A mamografia é uma radiografia da mama, obtida no exame da mama em um aparelho chamado mamógrafo que aplica doses baixas de radiação. Na mamografia, a identificação segura de estruturas suspeitas na mama é de grande importância no rastreamento precoce de câncer de mama, devido à possibilidade de se evitar a evolução da doença e, conseqüentemente, à necessidade de tratamentos muito invasivos, ou uma metástase, o que dificultaria muito a realização do tratamento.

No exame mamográfico, a mama da mulher é comprimida (Figura 2.1) a fim de se obter uma região com espessura mais uniforme, possibilitando assim focalizar maiores detalhes da estrutura, sem a necessidade de maiores cargas de radiação. O aumento da carga de radiação melhora a imagem gerada pelo exame, porém isso é

perigoso, pois utilizar altas taxas de radiação pode resultar em modificações estruturais na mama, o que poderia levar uma mulher a desenvolver um câncer. Em geral, o exame tem duração de aproximadamente 15 minutos e são produzidas duas radiografias de cada mama. As imagens obtidas no exame mamográfico são como as mostradas na Figura 2.2.

Com a mamografia pode-se detectar precocemente alterações na mama, mesmo em mulheres sem sintomas (tais como nódulos palpáveis, dor, secreção pelo mamilo, ou alterações cutâneas como vermelhidão, coceira e ulcerações). Mas, como pode ser observado na imagem da Figura 2.2, é difícil através do uso da visão humana dizer com certeza sobre existência de lesões e determinar a exata localização das estruturas procuradas, pois tais estruturas, em alguns casos, podem se confundir com outras estruturas de contraste semelhante na faixa de energias empregadas pelo mamógrafo.

A dificuldade de identificação é muito maior principalmente nos casos de microcalcificações, que são estruturas muito diminutas, chegando, por exemplo, a ter tamanhos menores que 0,5 mm. Mesmo realizando-se uma busca totalmente minuciosa, pode-se passar despercebidamente por uma “informação” crucial devido à má apresentação do exame e da estrutura mamária. Além da perda de “informação”, pode-se também realizar um diagnóstico positivo de anormalidade sem realmente haver nenhuma estrutura maligna a ser identificada no exame apresentado.

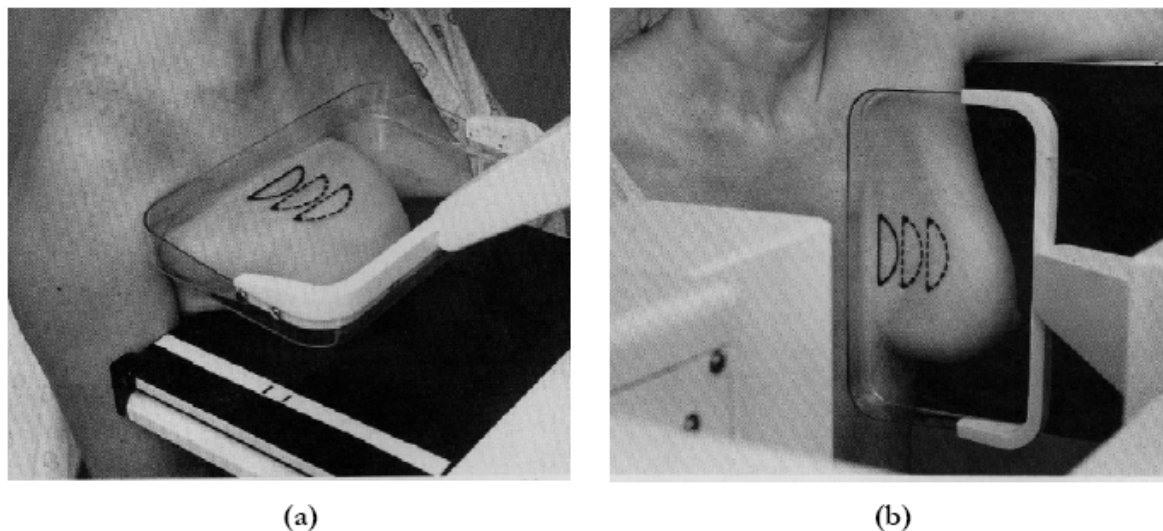


Figura 2.1- Fotos mostrando a realização da compressão da mama em um exame mamográfico – (a) posição crânio-caudal, e (b) posição médio-lateral.

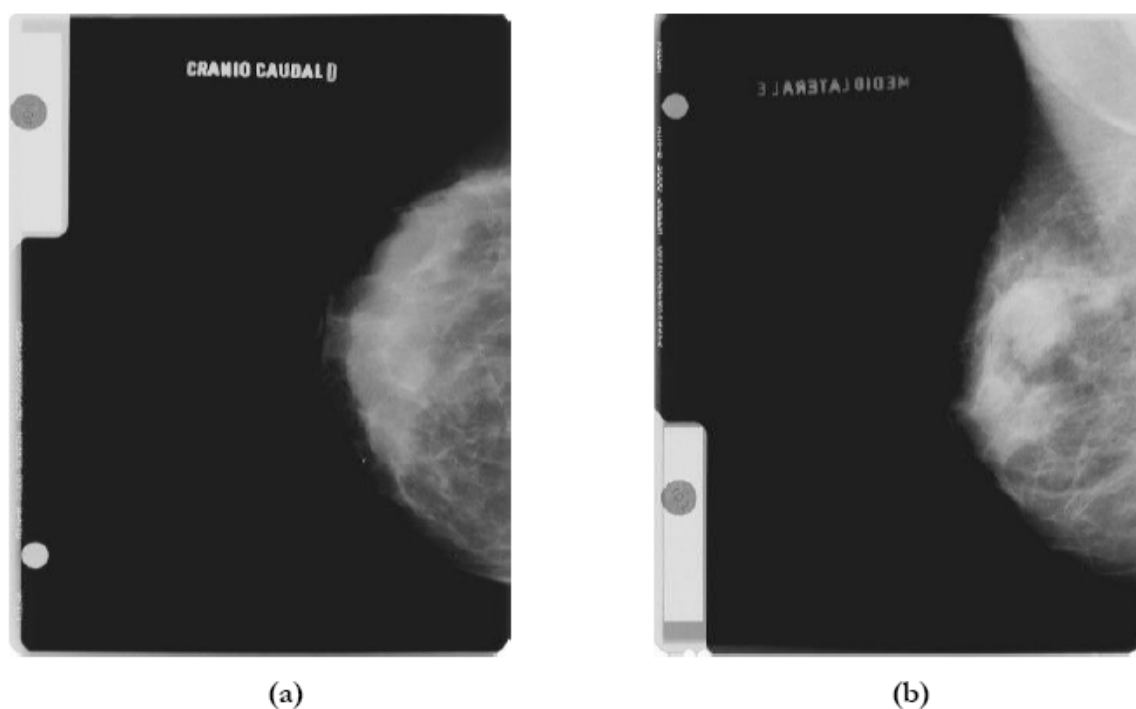


Figura 2.2 - Imagens obtidas de um exame de mamografia- (a) posição crânio-caudal, e (b) posição médio-lateral.

Além disso, mulheres mais jovens ou mulheres acima dos 60 anos em menopausa que realizaram a reposição hormonal costumam possuir as chamadas mamas densas, que são constituídas por menos tecidos gordurosos e mais tecidos fibroglandulares. Nesses casos, os níveis de absorção dos raios X pelos tecidos da mama tornam-se muito semelhantes, dificultando muito a diferenciação das estruturas ali presentes.

A Figura 2.3 mostra imagens de uma mama densa e de uma não densa. Observa-se que, na Figura 2.3(a) a imagem é muito clara, quase homogênea, sendo muito difícil a verificação da presença de microcalcificações, uma vez que estas se apresentam como pequenas lesões na mama e que observamos como diminutos pontos brancos, que na imagem se misturaria e não seria possível diferenciar. Já na Figura 2.3(b) a imagem é mais “transparente”, sendo maior a possibilidade de se localizar tais estruturas.

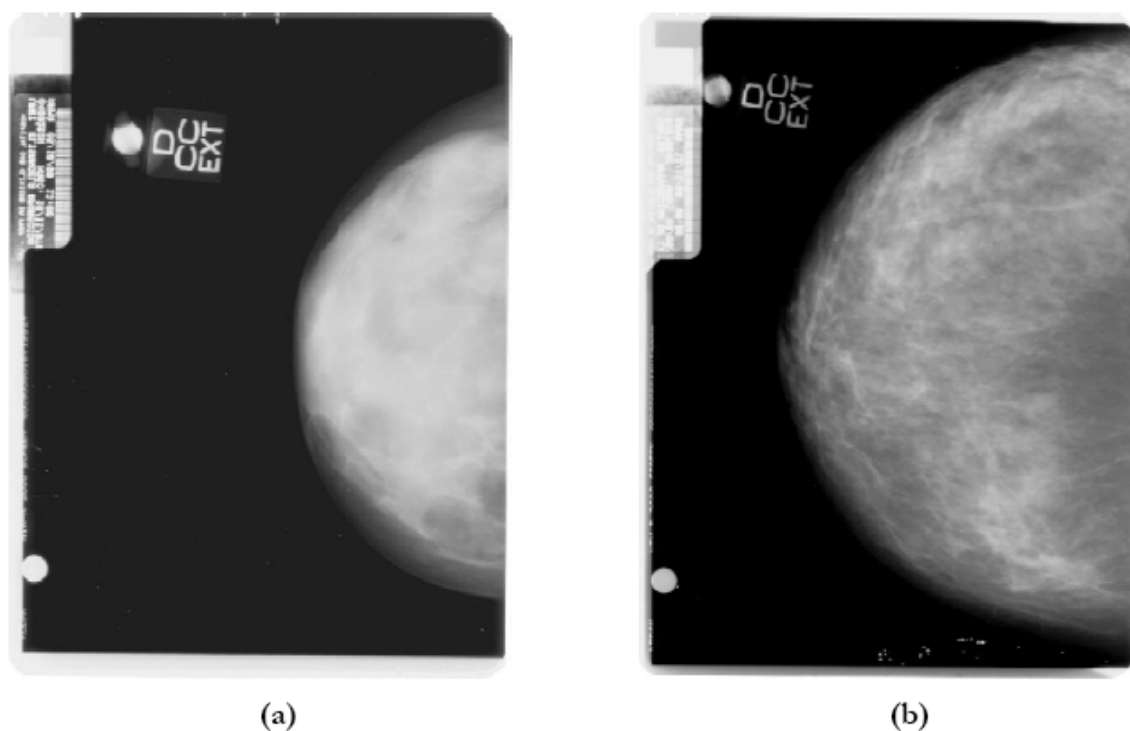


Figura 2.3 - Imagens de mamas com diferentes densidades: (a) mama densa, e (b) mama não densa.

Para contornar todas essas dificuldades, auxiliar na detecção e classificação das lesões e dar uma maior precisão ao diagnóstico vem sendo desenvolvidas ferramentas computacionais de auxílio à tomada de decisão (diagnóstico), os sistemas de diagnóstico auxiliado por computador (CAD) (VIEIRA, 2005).

2.2. Diagnósticos auxiliados por computador (CAD)

Os sistemas de diagnóstico auxiliado por computador (CAD) são programas computacionais que têm por objetivo auxiliar na avaliação de diversos tipos de exame e na identificação de vários tipos de patologias. Neste trabalho o CAD

utilizado tem por objetivo auxiliar na avaliação do exame realizado para a detecção de lesões na mama, especificamente as microcalcificações.

Como foi visto na seção anterior, algumas imagens são de difícil visualização e impedem a determinação exata da presença ou não de indicadores de câncer. Os esquemas CAD podem auxiliar um radiologista a decidir com uma maior precisão sobre a existência ou não de um possível agrupamento de microcalcificações, ou em caso de nódulos, melhor caracterizá-los com respeito aos formatos para diagnosticá-los como maligno ou benigno. Portanto, a função dos esquemas CAD é aumentar a eficiência do diagnóstico e diminuir a quantidade de falsos-positivos nos casos de câncer de mama.

Os esquemas CAD podem ser definidos como um diagnóstico feito por um radiologista que utiliza a informação de uma análise computacional da imagem em seu processo de decisão. O radiologista fará o diagnóstico final, sendo que o esquema CAD tem o papel de fornecer uma segunda opinião (GIGER, 2008).

Na elaboração de um esquema CAD são utilizadas técnicas computacionais tais como:

- Visão computacional;
- Processamento digital de imagens;
- Técnicas de Inteligência artificial (necessária para a classificação das lesões, por exemplo), tais como redes neurais artificiais e/ou lógica “fuzzy”.

Neste trabalho serão utilizadas técnicas de processamento digital de imagens para restauração das imagens mamográficas.

2.3. Restauração de Imagens

Para iniciar a discussão quanto à restauração de imagens, é preciso antes ter duas noções bem definidas: o que é filtro e o que significa frequência. Tomando-se as definições retiradas do “*Webster’s New Collegiate Dictionary*”, **filtro** é um equipamento ou material para supressão ou minimização de ondas ou oscilações de certas frequências, e **frequência** é o número de vezes que uma função periódica repete a mesma sequência de valores durante uma variação única de variável independente.

A restauração é realizada no domínio da frequência espacial, com utilização do filtro de Wiener disponível no *toolbox* do MATLAB e em seguida com um filtro projetado nesse trabalho com o auxílio do conhecimento adquirido em pesquisas e estudos sobre o assunto, os quais serão discutidos mais adiante. Para trabalhar no domínio da frequência espacial é realizada a Transformada Rápida de Fourier (FFT), obtendo assim o espectro de Fourier da imagem, o qual será processado para se obter a imagem filtrada. Depois do processo de filtragem, realiza-se a transformada inversa de Fourier para recuperação da imagem restaurada.

A restauração tenta recuperar uma imagem que foi degradada usando *a priori* conhecimentos do fenômeno de degradação. Assim as técnicas de restauração partem de modelos de degradação existentes, e aplicam processos inversos para recuperar assim a imagem original. Esses processos são basicamente procedimentos heurísticos para manipular uma imagem e podem possibilitar a

identificação de grande parte da imagem, cerca de 80% de seus detalhes (VIEIRA, 2005).

Algumas técnicas são formuladas no domínio espacial bidimensional (coordenadas x e y), enquanto outras utilizam o domínio da frequência espacial. No domínio da frequência os filtros são utilizados realizando uma multiplicação com a imagem ao invés de uma convolução como no caso de imagem no domínio espacial.

2.3.1 Modelo de degradação e processo de restauração da imagem

O processo de degradação consiste na passagem da imagem $f(x,y)$ por uma função de degradação $H(u,v)$, somada ao ruído existente $\eta(x,y)$, resultando na imagem final $g(x,y)$. Um esquema do processo de degradação/restauração é apresentado na Figura 2.4.

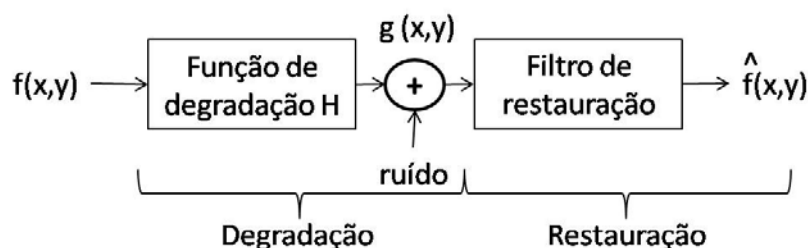


Figura 2.4 – Esquema da modelagem da degradação de imagem e restauração.

Percebe-se que depois da adição do ruído existe um bloco referente à restauração, que ilustra todo o processo utilizado, desde o preparo até a utilização

do filtro propriamente dito. Dada uma função $g(x,y)$ (imagem degradada com ruído), o objetivo da restauração é obter uma estimativa da função $\hat{f}(x,y)$ (imagem original). O processo de formação da imagem degradada se segue com a aplicação da equação 2.1:

$$g(x, y) = h(x, y) \otimes f(x, y) + \eta(x, y) \quad (2.1)$$

onde, o símbolo \otimes significa convolução, neste caso sendo a convolução linear. Como o cálculo da convolução não é um cálculo trivial de se realizar, a fim de facilitar os cálculos referentes a esse processo, se realiza a transformada de Fourier da equação, pois sabe-se que o equivalente da convolução no domínio da frequência espacial é uma multiplicação. Depois de realizada a transformada, obtém-se a equação 2.2:

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v) \quad (2.2)$$

Através desse processo torna-se mais evidente o processo de degradação da imagem, facilitando a sua eventual correção em uma filtragem posterior (GONZALEZ et al., 2008).

2.3.2 Fontes de ruído no processo de aquisição da imagem

Os ruídos em imagens digitais ocorrem principalmente durante a aquisição e/ou transmissão da imagem. O desempenho dos sensores de imagem latente é afetado por uma variedade de fatores, tais como circunstâncias ambientais durante o processo de aquisição da imagem, qualidade dos elementos de detecção, entre outros.

No caso de imagens mamográficas, como já mencionado anteriormente, o ruído em grande parte se deve ao ruído quântico, sendo muito pequena a participação de ruídos oriundos de outras fontes.

O ruído quântico tem basicamente como razão a baixa contagem de fótons incidentes na imagem durante o exame mamográfico.

Um método para se diminuir esse ruído é aumentar o número de fótons absorvidos, aumentando sensivelmente a relação sinal-ruído, e melhorando a imagem. Porém o único método para conseguir essa maior absorção seria aumentando a taxa de raios-X incidente no paciente (dose absorvida), o que, conforme comentado anteriormente, é totalmente contra-indicado.

2.3.3.Redução de ruído periódico por filtragem no domínio da frequência

Ruídos periódicos podem ser analisados e filtrados eficazmente usando técnicas no domínio da frequência espacial. A ideia básica é que ruídos periódicos apareçam como uma massa concentrada de energia na transformada de Fourier, em localizações correspondentes a frequência de interferência. O propósito da utilização dos filtros nesses casos é usar sua seletividade para isolar o ruído.

2.3.3.1.Degradações lineares e posição invariante

A relação entrada-saída na Figura 2.4 antes do estágio de restauração é expressa como:

$$g(x, y) = H[f(x, y)] + \eta(x, y) \quad (2.3)$$

Inicialmente vamos assumir que $\eta(x, y) = 0$, então $g(x, y) = H[f(x, y)]$. Tomando-se algumas propriedades já conhecida tem-se que H é linear se:

$$H[af_1(x, y) + bf_2(x, y)] = aH[f_1(x, y)] + bH[f_2(x, y)] \quad (2.4)$$

onde a e b são escalares e $f_1(x, y)$ e $f_2(x, y)$ são duas quaisquer entradas da imagem. Se $a=b=1$, a eq. (2.4) torna-se:

$$H[f_1(x, y) + f_2(x, y)] = H[f_1(x, y)] + H[f_2(x, y)] \quad (2.5-a)$$

que é chamada de propriedade da aditividade. Essa propriedade simplesmente diz que, se H é um operador linear, a resposta para a soma de duas entradas é igual à soma das respostas individuais para cada entrada.

Fazendo-se uma análise idêntica, se $f_2(x, y)=0$ temos a chamada propriedade da homogeneidade. Esta propriedade diz que a multiplicação da função na transformada é igual à multiplicação da transformada pela mesma constante. Por uma análise mais profunda, usando-se essa mesma equação inicial e fazendo-se as mudanças necessárias pode-se provar todas as outras propriedades para funções lineares quanto a sua transformada e manipulação dos resultados.

Em relação à posição invariante tem-se que:

$$H[f[(x + \alpha), (y + \beta)]] = g(x + \alpha, y + \beta), \forall \alpha, \beta \quad (2.5-b)$$

Conforme pode ser verificado, não ocorre uma alteração no seu comportamento com a variação espacial, ou seja, $H[f]=g$ para qualquer ponto na imagem. Isso garante com que apesar da mudança espacial necessária para o processamento, a função continuará sendo a mesma, não acarretando problemas para a conclusão do processo.

Em resumo, a discussão anterior indica que um sistema de degradação linear de posição invariante pode ser modelado no domínio espacial como uma convolução da função de degradação com uma imagem, seguida por adição de um ruído. Baseado no teorema da convolução, o mesmo processo pode ser expresso no domínio da frequência espacial como um produto de transformadas da imagem e da função de degradação, seguido da adição da transformada do ruído. Muitos tipos de degradação podem ser aproximados por processos de degradações lineares e posição invariante. Esta aproximação tem como vantagem o fato da avaliação da solução para sua restauração poder ser demonstrada através de ferramentas teóricas (GONZALEZ et al., 2008).

2.3.3.2. Estimativa da função de degradação

Há três principais caminhos para se estimar a função de degradação utilizada em restauração de imagens: (1) experimentação, (2) modelagem matemática e (3) observação. (GONZALEZ et al., 2008)

A **estimativa por experimentação** necessita de parâmetros retirados de um equipamento semelhante ao que foi utilizado no momento em que a imagem foi adquirida. Obtêm-se então imagens com níveis de degradação aproximados aos da imagem que se deseja restaurar, porém conhecendo-se algumas informações extras. Então, para se ter a estimativa completa, necessita-se de uma resposta ao impulso que, então é aplicada à função aproximada.

A **estimativa por modelagem** é realizada através de modelos já conhecidos anteriormente, onde, por exemplo, utiliza-se um modelo obtido com base em características físicas de turbulência atmosférica (GONZALEZ et al., 2008). Novamente necessita-se de um conhecimento anterior a respeito da função necessária para a restauração, ou em outras palavras, do conhecimento real da causa e do tipo de formação da degradação contida na imagem.

O terceiro tipo de estimativa trata-se da **observação da imagem**, esta também utiliza um conhecimento prévio da função de degradação da imagem, qualquer que seja, e assim pode utilizar estas características no processo de restauração. Nesse processo de estimativa toma-se uma seção retangular da imagem que contenha objetos e parte do fundo da imagem (*background*). Para reduzir o efeito do ruído, observa-se uma área cujo contraste seja alto. Em seguida, usa-se o processo de subimagem de vetor, ou seja, é uma imagem que estaria sendo observada sem a presença do ruído, elaborada através da média da imagem da seção retirada para um resultado possível de “borramento”. Então se obtém a função através de uma relação entre a imagem original da seção retirada e sua estimativa com o “borramento”.

2.4 Filtragem do mínimo erro quadrático médio (Wiener)

Um filtro conhecido e simples de se implementar é o filtro inverso, onde a única necessidade é a de se obter a função de degradação da imagem $H(u,v)$. A imagem restaurada no domínio da frequência $\hat{F}(u,v)$ pode ser obtida por:

$$\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)} \quad (2.6)$$

A aproximação por esse filtro é boa para sistemas em que a degradação ocorreu sem a presença do ruído. Além disso, ao inverter a função de degradação, deve-se tomar cuidado para que a função invertida não possua valores próximos de zero, pois o filtro terá valores muito altos pelo fato da função ser invertida. Em aplicações na restauração de imagens médicas, o filtro inverso não deve ser utilizado pois em todas as modalidades de imagens há a presença do ruído. Uma segunda alternativa para esse problema é a utilização do filtro de mínimo erro quadrático médio, ou filtro de Wiener. Esse filtro vem como uma solução onde se agrupariam as informações da função de degradação e também características estatísticas de ruídos nos processos de restauração. O método se apóia em considerar imagens e ruídos como variáveis aleatórias, e o objetivo é encontrar uma estimativa \hat{f} de imagens reais não corrompidas, em que o erro quadrático médio seja minimizado entre eles. O erro medido é dado por

$$e^2 = E\{(f - \hat{f})^2\} \quad (2.7)$$

onde $E\{\cdot\}$ é o valor esperado do argumento. Este filtro assume que o ruído e a imagem não são correlacionados, que um ou outro possui média zero e que o nível de intensidade da estimativa é uma função linear dos níveis da degradação da imagem. Baseado nessas condições, o mínimo erro da função na equação (2.7) é dado no domínio da frequência pela expressão:

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{H^*(u, v) S_f(u, v)}{S_f(u, v) |H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v)} \right] G(u, v) \quad (2.8)$$

$$= \left[\frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v) / S_f(u, v)} \right] G(u, v)$$

$$= \left[\frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v) / S_f(u, v)} \right] G(u, v)$$

Onde,

$H(u, v)$ = função de degradação

$H^*(u, v)$ = complexo conjugado de $H(u, v)$

$$|H(u, v)|^2 = H^*(u, v) H(u, v)$$

$S_\eta(u, v) = |N(u, v)|^2$ = espectro de potência do ruído

$S_f(u, v) = |F(u, v)|^2$ = espectro de potência da imagem não degradada

Como antes, $H(u,v)$ é a transformada da função de degradação e $G(u,v)$ é a transformada da imagem degradada. A imagem restaurada no domínio do espaço é dada pela transformada inversa de Fourier da estimativa $\hat{F}(u,v)$ no domínio da frequência espacial. Note que se o ruído é zero, então o espectro de potência do ruído se anula e o filtro de Wiener se reduz ao filtro inverso.

Para a dedução da equação (2.8), considera-se o fato de que o produto de uma quantidade complexa com seu conjugado é igual à magnitude do quadrado da quantidade complexa. Este resultado é conhecido como o filtro de Wiener, foi N. Wiener em 1942 quem primeiro propôs sua concepção. O filtro, que consiste nos termos entre colchetes, é comumente referido como filtro do mínimo erro quadrático. Note na primeira linha da equação (2.8) que o filtro de Wiener não tem os mesmos problemas que o filtro inverso com zeros na função de degradação, a menos que a entrada do denominador seja zero para os mesmos valores de u e v .

Algumas medidas usuais empregadas na análise de sinais são baseadas no espectro de potência dos ruídos e das imagens não degradadas. Uma das mais importantes é a relação sinal-ruído, usando aproximação no domínio da frequência espacial, que pode ser expressa como:

$$SNR = \frac{\sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} |F(u,v)|^2}{\sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} |N(u,v)|^2} \quad (2.9)$$

Esta equação informa a relação entre a potência do sinal (isto é, da imagem original não degradada) e a potência do ruído. Imagens com baixo ruído tendem a

ter uma maior SNR e, de forma análoga, imagens com um maior nível de ruído tendem a ter uma menor SNR. Esta relação por si mesma é um valor limitado, e é uma importante medida usada na caracterização do desempenho de algoritmos de restauração.

O erro quadrático médio é a forma estatística na equação (2.7), que pode ser aproximado também em termos de uma soma envolvendo a imagem original e a restaurada.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2 \quad (2.10)$$

De fato, se a imagem restaurada for considerada como o “sinal” e a diferença entre esta imagem e a imagem original o ruído, nós podemos definir uma relação sinal ruído no domínio do espaço:

$$SNR = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \hat{f}(x, y)^2}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2} \quad (2.11)$$

Quanto menor a diferença entre f e \hat{f} , maior será a relação sinal-ruído. Algumas vezes a raiz quadrada destas medidas é usada no lugar das mesmas, nesse caso estes termos são referidos como a taxa média da raiz quadrada do sinal-ruído e o erro médio da raiz quadrada, respectivamente. Sabe-se, por estudos anteriores (GONZALEZ et al., 2008), que medidas relativas não necessariamente relatam bem a qualidade da imagem pretendida. Reforçando o que foi dito, as

equações 2.9 e 2.11 são exatamente a mesma equação, sendo a única diferença que a equação 2.9 é calculada no domínio da frequência espacial, e a equação 2.11 é calculada no domínio do espaço. Realizando-se a transformada de Fourier na equação 2.11 chega-se a equação 2.9, e pela transformada inversa aplicada na equação 2.9 chega-se em 2.11.

Caso o ruído relacionado à imagem degradada seja um ruído branco, acabamos tendo um ruído sempre constante o que facilita consideravelmente a análise da estimativa que está sendo feita (GONZALEZ et al., 2008). Uma aproximação frequentemente relacionada a esse caso se torna:

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v)} \frac{[H(u, v)]^2}{[H(u, v)]^2 + K} \right] G(u, v) \quad (2.12)$$

Relacionada à equação (2.8), o parâmetro K refere-se à relação sinal-ruído da imagem, mas colocada como uma constante especificada que é adicionada a todos os termos de $|H(u, v)|^2$, ou seja, o ruído é constante para toda a imagem.

2.5 Curvas ROC

As curvas ROC (do inglês *Receiver Operating Characteristic*) são um método gráfico para avaliação, organização e seleção de sistemas de diagnósticos e/ou predição (PRATI, 2008).

As curvas ROC são muito utilizadas em diversas áreas da ciência e desde sua criação sua utilização passou a ser uma importante métrica em diversas áreas, tais como na aplicação em telecomunicações para a avaliação da qualidade de transmissão de um sinal em um canal com ruído, em psicologia para se determinar a capacidade de pacientes distinguirem entre estímulo e não estímulo, e em diversas áreas da medicina para se determinar a qualidade de um exame clínico, exatamente como no caso desse trabalho. A Figura 2.5 ilustra um exemplo de curva ROC.

Nesse trabalho, as curvas ROC foram utilizadas para mostrar o número de verdadeiros positivos e falsos positivos obtidos pelo esquema CAD quando utilizadas imagens originais e as processadas (restauradas).

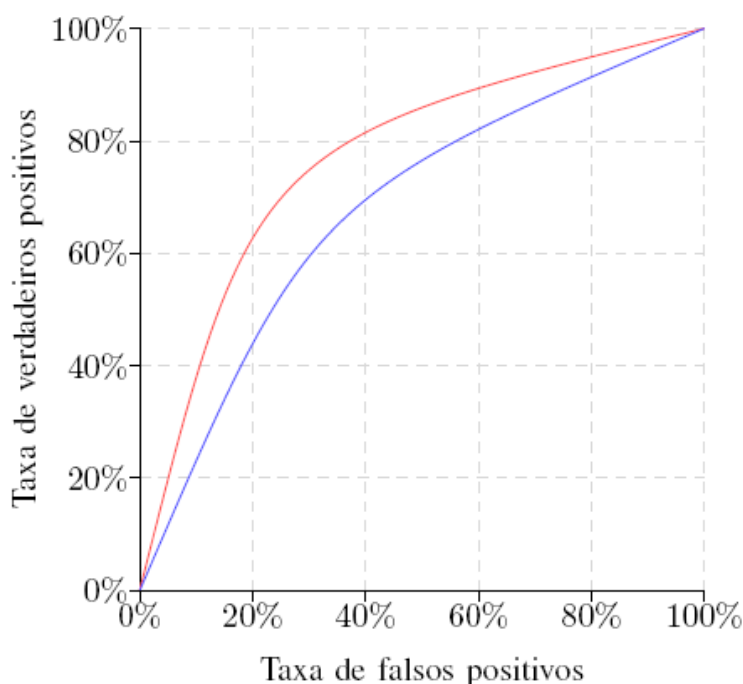


Figura 2.5 - Exemplo de uma curva ROC (ROMUALDO, 2009)

Como pode ser visto na Figura 2.5 os dados obtidos quanto ao número de pontos de verdadeiros positivos e falsos positivos é calculado em porcentagem e

aplicado ao gráfico. O resultado é avaliado com referência às áreas das curvas obtidas, e a que apresentar maior área é aquela que apresenta melhor resultado em comparação com outra.

Para se obter por fim esses dados foram feitas diversas verificações no esquema CAD, alterando-se um parâmetro do esquema CAD no processo de detecção que determina a taxa de seletividade do esquema. Como isso, quanto menor a seletividade, mais sinais serão detectados pois o sistema fica menos seletivo, mas, ao mesmo tempo, a taxa de falsos-positivos também aumenta. A curva ROC permite definir qual o melhor ponto de operação do esquema, ou seja, o ponto que é atingido a maior sensibilidade com a menor taxa de falsos positivos possíveis. Espera-se que com as imagens restauradas, se obtenha um maior número de verdadeiros positivos e ao mesmo tempo obtenha um menor número de falsos positivos do que para as imagens originais.

3. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Esse trabalho utilizou imagens mamográficas obtidas com um simulador, o “Phantom”, onde se pode simular as microcalcificações encontradas em uma mama, em uma exata localização, formato e número de pontos por agrupamento, podendo-se então avaliar microcalcificações encontradas pelo método proposto neste trabalho.

As imagens processadas neste trabalho foram obtidas de um simulador modelo CIRS 011A (Figura 3.1) disponível no laboratório LAPIMO da USP - São Carlos. As imagens obtidas possuem, além de outras estruturas, pequenas microcalcificações em locais pré-determinados no ato da fabricação do “Phantom”. Com isso pode-se obter uma real avaliação do funcionamento dos esquemas CAD e da qualidade dos métodos utilizados neste trabalho para identificação de lesões mamárias, sabendo exatamente quais microcalcificações foram detectadas e quais não foram. A Figura 3.2 mostra um “gabarito” do Phantom onde pode-se visualizar a localização de cada microcalcificação simulada. Observa-se que há 12 regiões de microcalcificações identificadas pelos números de 2 a 13. Há também regiões de nódulos, que não foram utilizadas nesse experimento.

Os agrupamentos de microcalcificação se apresentam de diferentes tamanhos. Por exemplo, a região demarcada pelo índice 3 é exatamente do mesmo tamanho que a região demarcada pelo índice 10. Como há apenas 6 regiões de tamanhos diferentes, foram analisados apenas 6 casos.

A dose de radiação para cada imagem foi obtida através de um dosímetro (o Barracuda, da RTI Electronics, SE).



Figura 3.1 - Modelo do Phantom utilizado para se obter as imagens de mamograma.

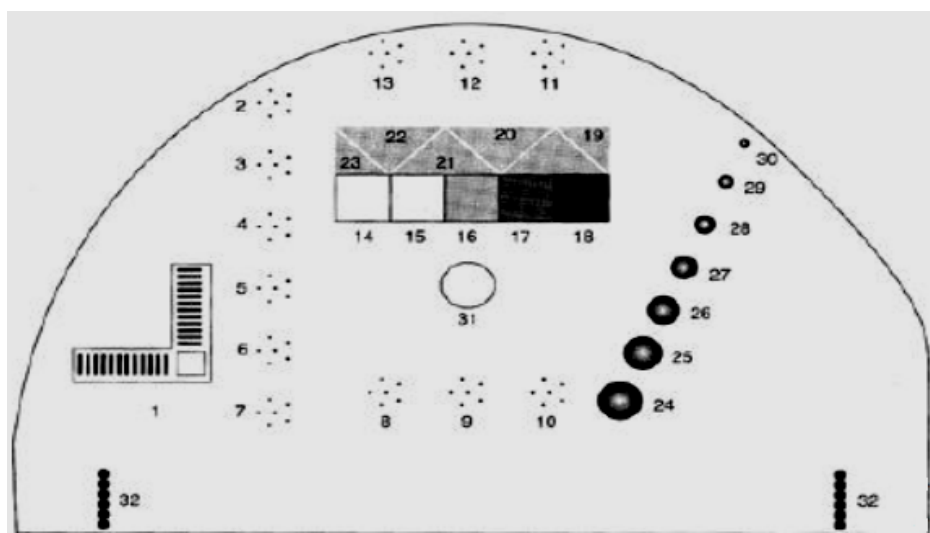


Figura 3.2 – Esquema de localização das microcalcificações (regiões 2-13) contidas no Phantom utilizado.

Outro parâmetro utilizado para a definição das imagens digitais em termos da sua qualidade são os valores da sua resolução espacial, em DPI (dots per inch).

Esse parâmetro foi definido no processo de digitalização. Todas as imagens foram digitalizadas em um *scanner* UMAX 1200, específico para filmes radiográficos.

Nesse trabalho foram analisadas imagens com as seguintes características:

- 600 DPI e 8,25 mGy em um recorte de 200 pixels X 200 pixels;
- 600 DPI e 4,75 mGy em um recorte de 200 pixels X 200 pixels;
- 300 DPI e 8,25 mGy em um recorte de 100 pixels X 100 pixels;
- 300 DPI e 4,75 mGy em um recorte de 100 pixels X 100 pixels;

As imagens aqui utilizadas foram obtidas em 12 bits, sendo que no MATLAB as imagens a serem utilizadas devem estar em 8 bits ou 16 bits. Para eliminar esse conflito efetuou-se o comando do MATLAB, o *bitshift*, deslocando os bits da imagem em 4 posições à esquerda, simulando assim uma imagem em 16 bits. Ao terminar o processo a imagem passou por um novo *bitshift* de -4 (o sinal de - indica deslocamento à direita), deslocando 4 bits a direita e a tornando novamente uma imagem de 12 bits.

O processamento dessas imagens foi realizado em um esquema CAD disponível no laboratório LAPIMO da USP - São Carlos, responsável por detectar as microcalcificações nas imagens mamográficas, a fim de se saber o valor exato de detecções corretas e incorretas. Este esquema CAD desenvolvido por Goes e Schiabel em 2002.

O filtro de Wiener foi utilizado num primeiro estágio, a partir do *toolbox* fornecido pelo MATLAB. Após a restauração das imagens refez-se todo o procedimento no CAD para verificar se ocorriam melhorias na detecção de microcalcificações. O sistema também foi analisado considerando as diferentes resoluções espaciais e ruído. As imagens obtidas com dose de radiação mais alta

(8,25 mGy) possuem menor ruído que as de baixa dose (4,75 mGy). Além disso, essas imagens foram digitalizadas utilizando diferentes resoluções espaciais (300 e 600 DPI). Isso foi feito para se determinar em qual grupo de imagem o filtro de Wiener exerceu maior influência na restauração e na melhoria da detecção do esquema CAD.

Após obter estes resultados, formulou-se um filtro de Wiener próprio, utilizando-se todos os passos descritos anteriormente nesse trabalho. Ao terminar sua elaboração refizeram-se todos os passos de restauração com o filtro fornecido pelo MATLAB, modificando-se apenas o filtro utilizado.

Analizou-se então todos os dados obtidos a fim de se comparar com os resultados anteriores. Assim pode-se concluir qual o filtro melhor se adéqua ao estudo pretendido e, conseqüentemente, fornece uma melhoria maior na detecção de microcalcificações. O programa elaborado é apresentado e descrito em blocos nas seções seguintes.

3.1. Obtenção da função de degradação.

Outro parâmetro necessário na elaboração do filtro de Wiener é a função de degradação da imagem, já discutida anteriormente. Para sua obtenção foi necessário obter o valor do ponto focal do mamógrafo utilizado, sendo este um retângulo de 0,34mm X 0,68mm. Foi utilizado um mamógrafo da HOLOGIC/LORAD, modelo M3, instalado na Santa Casa de São Carlos.

Com estes valores pode-se calcular a função de transferência no domínio da frequência. A relação entre o tamanho do pixel no domínio do espaço e o tamanho do intervalo de frequência no domínio da frequência é dada pelas equações a seguir:

$$\Delta u = \frac{1}{M\Delta T} \quad (3.1)$$

e

$$\Delta v = \frac{1}{N\Delta Z} \quad (3.2)$$

onde Δu e Δv são os valores do intervalo de frequência no domínio da frequência na direção paralela e perpendicular, respectivamente, ΔT e ΔZ são os valores de tamanho de pixel no domínio do espaço, que é referente a resolução espacial da imagem (utilizada no processo de digitalização). As constantes M e N são os valores do tamanho do recorte da imagem utilizada M x N.

Obteve-se assim um $\Delta u = 4$ pixels e $\Delta v = 8$ pixels, para imagens de 300 DPI, onde $\Delta T = \Delta Z = 84\mu\text{m}$. Já no caso das imagens de 600 DPI, os valores são $\Delta u = 8$ pixels e $\Delta v = 16$ pixels, pois $\Delta T = \Delta Z = 42\mu\text{m}$. O cálculo foi realizado através do tamanho do ponto focal dividido pelo tamanho do pixel, assim tendo o número de pixels necessários para simular com exatidão o tamanho do ponto focal.

Em seguida se forma um ordenamento de pontos, tomando todos os pontos com valor inicial igual a “0”, com dimensão de 512 pixels x 512 pixels, e localizando-se o ponto central monta-se um retângulo com as dimensões Δu e Δv calculadas, fazendo os pontos naquela região igual a “1”. Assim se obtém uma imagem de pontos onde ela é toda escura e no centro há um retângulo branco, isto devido aos

valores no nível de cinza utilizados, que variam de 0 – 1, onde “0” é o valor mais escuro obtido e “1” o mais claro.

A dimensão de 512 X 512 foi escolhida para se adaptar sobre os pontos em todas as imagens com tamanho suficiente e sendo uma potência de 2.

O passo seguinte faz a transformada de Fourier através do comando ‘fft2’ do MATLAB, e em seguida, para se garantir que a frequência 0 seja colocada no centro da imagem, utiliza-se: $H = \text{fftshift}(H)$, sendo H a transformada de Fourier do retângulo construído.

Esse é o procedimento utilizado para se obter corretamente a função de degradação a ser utilizada na restauração das imagens, porém como já foi dito anteriormente na primeira parte deste trabalho utiliza-se a função contida no toolbox do MATLAB, sendo então o conhecimento da geração dessa função utilizado quando se deseja obter os parâmetros corretos para testes com a imagem processada pela função do MATLAB conhecida como PSF (*point spread function*), onde para sua criação utilizou-se a função “fspecial” do MATLAB. A PSF utilizada neste trabalho foi um filtro bidimensional gaussiano passa-baixa com um desvio padrão de 0,5.

Por fim, está concluído o processo de formação da função de degradação da imagem que será utilizada no filtro de Wiener.

Este procedimento irá simular o processo de formação da imagem mamográfica.

3.2. Elaboração final do filtro de Wiener.

Todos os pontos necessários para a elaboração foram obtidos, restando apenas a elaboração do filtro de Wiener.

Seguindo a equação (2.8) pode-se então realizar o procedimento final. Sua implementação foi repetida para todos os casos de resoluções e ruídos analisadas neste trabalho.

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v)/S_f(u, v)} \right] G(u, v) \quad (3.3)$$

Essa é a equação, como descrita anteriormente, elaborada para se obter corretamente a imagem final já restaurada.

Esta é então a equação que foi utilizada no software MATLAB para se montar o filtro de Wiener utilizado para restaurar as imagens mamográficas.

Sabendo então como tal filtro é elaborado e qual a funcionalidade de cada parâmetro da função utilizada, a *deconvwnr (I,PSF,NCORR,ICORR)*, onde I refere-se a imagem que se deseja restaurar, no caso desse trabalho é a imagem do exame mamográfico, PSF é a função de transferência de um filtro passa-baixa gaussiano criado com a função “fspecial” do toolbox do MATLAB, esta é a função $H(u,v)$, ou seja, a função de degradação, NCORR e ICORR referem-se a autocorrelação do ruído e da imagem respectivamente, os quais foram determinados através de testes e observações de resultados, substituindo a relação dos parâmetros S_n e S_f apresentados na equação (3.3).

Tais testes foram propostos com base no funcionamento da função do MATLAB e no conhecimento anterior de como se encontra a relação sinal ruído seguindo a equação 2.9.

Com isso se determinou o filtro final realizado para o melhoramento das imagens e então se pode obter os resultados, verificar a qualidade real das imagens restauradas e a melhora ou não na detecção das microcalcificações presentes nas imagens de raios-X.

Em seguida implementou-se um filtro de Wiener seguindo as diretrizes de elaboração deste filtro. Comparou-se seu resultado com a imagem original e as imagens filtradas pelo filtro do MATLAB anteriormente utilizado.

O programa elaborado é descrito a seguir:

```
h=zeros(512,512);
h(254:258,252:260)=1;
H=fft2(h);
H=fftshift(H);
```

Nesse trecho do programa está apresentada a maneira na qual foi elaborado a função de degradação, conforme descrito em capítulos anteriores. A função h descreve o retângulo de medidas iguais ao ponto focal do mamógrafo, sendo a sua transformada de Fourier responsável por modelar a função de degradação.

```
g=imread('rec_7.tif');
g=bitshift(g,4);
G=fft2(g,512,512);
G=fftshift(G);
```

Em seguida adquire-se a imagem a qual se quer processar e realiza-se o mesmo procedimento usado com a função de degradação, tendo como única diferença o fato de usar a função “bitshift” para que a imagem passe de 12 bits para 16 bits, sendo compatível com o MATLAB.

```
MH=abs(H);
x=max(max(MH));
```

```

MH=MH/x;

for i=1:512
    for j=1:512
        if MH(i,j)<0.25
            MH(i,j)=0.25;
        else
            end
        end
    end
end

```

Para o funcionamento correto do filtro faz-se a normalização de sua transformada de Fourier e para evitar pontos de descontinuidade os pontos de valores menores que 0,25 se tornarem muito alto, assim na elaboração do filtro não ocorreria divisão por valores próximos a zero.

```

y=imread('recorte_1.tif');
y=bitshift(y,4);
soma=sum(sum(y));
media=soma/(100*100);
p=ones(100,100);
p=media*p;
p=uint16(p);
SNR=sum(sum(p(:).^2))/sum(sum((p(:)-y(:)).^2));
NSR=1/SNR;

```

A variável y referente ao recorte indicado refere-se a uma região da imagem mamográfica a qual deveria ser homogênea, ou seja, todos os seus pontos deveriam ter o mesmo valor. Através desse dado realiza-se a variável p referente a uma matriz média que seria teoricamente a matriz de valores corretos para aquela região, se aproximando mais do esperado de uma imagem sem o ruído. Seguindo a equação (2.11) no capítulo 2, calcula-se a relação sinal ruído da imagem conforme apresentado acima. No filtro de Wiener, a relação utilizada é a inversa da relação sinal-ruído, por isso obteve-se o NSR.

E para finalizar é feito todo o cálculo final do filtro:

```

filtro=(1./H)*((1./(MH+NSR))*MH);

```

Para se reconstruir a imagem utilizou-se a transformada inversa de Fourier, após a multiplicação da imagem g no domínio da frequência (G). Aplica-se o “bitshift” negativo para que a imagem volte a ser de 12 bits para então se avaliar seu resultado.

```
Gest=filtro*G;  
Gest=Gest(1:100,1:100)  
Imagem=ifft2(Gest);  
Imagem=uint16(Imagem);  
Imagem=abs(Imagem);  
Imagem=bitshift(imagem,-4);
```

Para se verificar a melhora obtida com o processo de restauração, e se comparar com as imagens originais utilizam-se as curvas ROC como parâmetro de referência.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 4.1 mostra as imagens obtidas com 600 DPI e 8,25 mGy dos recortes feitos sobre cada uma das regiões do *Phantom*, mostrando microcalcificações de diferentes tamanhos. Todas as regiões possuem um agrupamento de 6 microcalcificações.

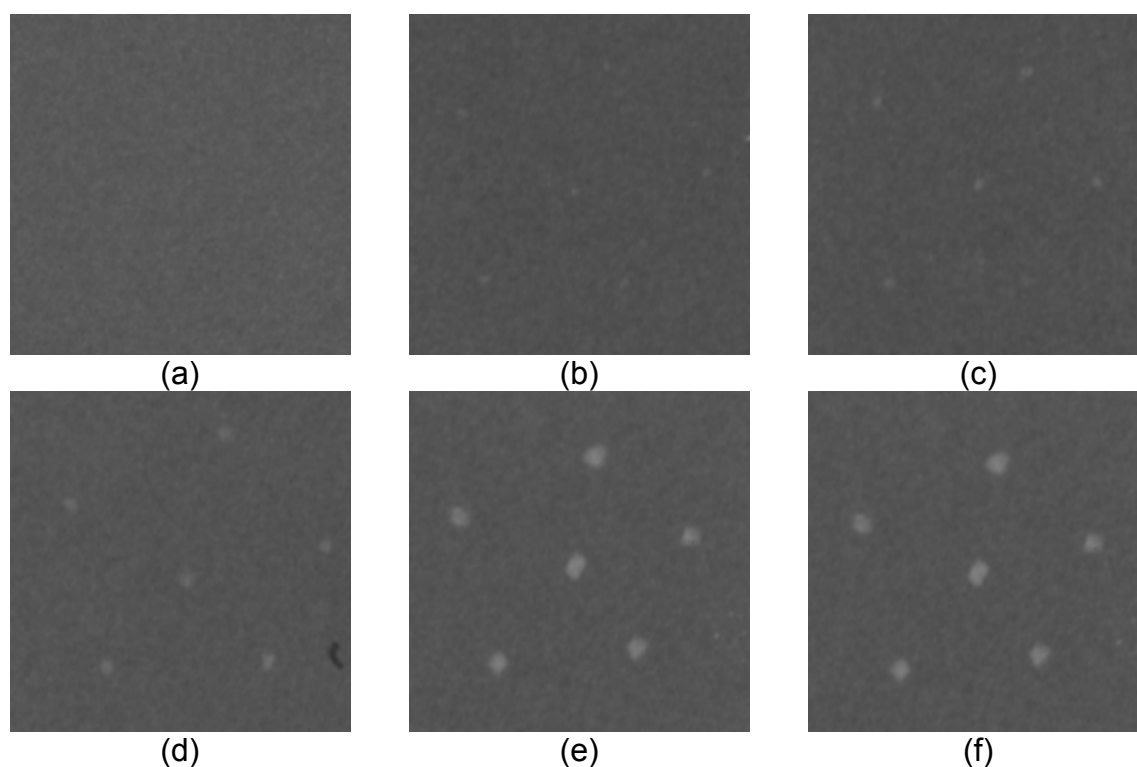


Figura 4.1 - Microcalcificações analisadas, retiradas da imagem do *phantom*: (a) 0,130mm, (b) 0,165mm; (c) 0,196mm; (d) 0,230mm, (c) 0,275mm, (f) 0,400mm.

As Figuras 4.2 e 4.3 apresentam as imagens originais e as imagens restauradas pelos filtros de Wiener, depois de processadas no esquema CAD (GOES et al., 2002) a fim de se observar as melhoras apresentadas.

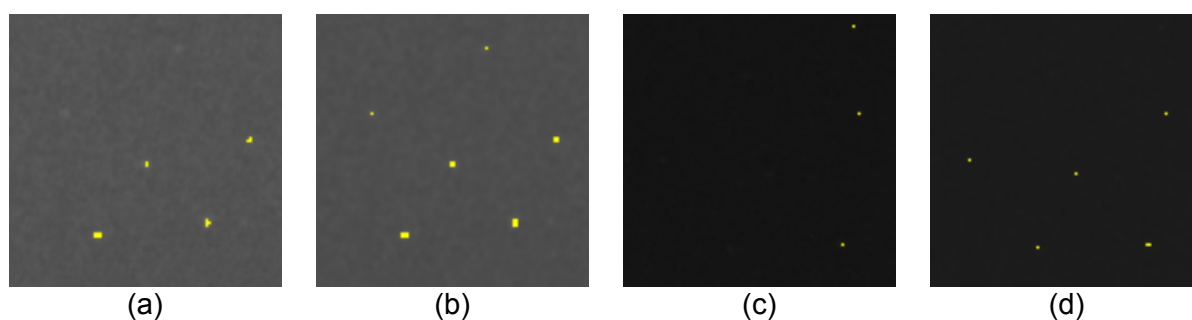


Figura 4.2 - Imagens analisadas em 300 DPI e taxa de seletividade 7 na detecção dos casos de microcalcificação pelo CAD.

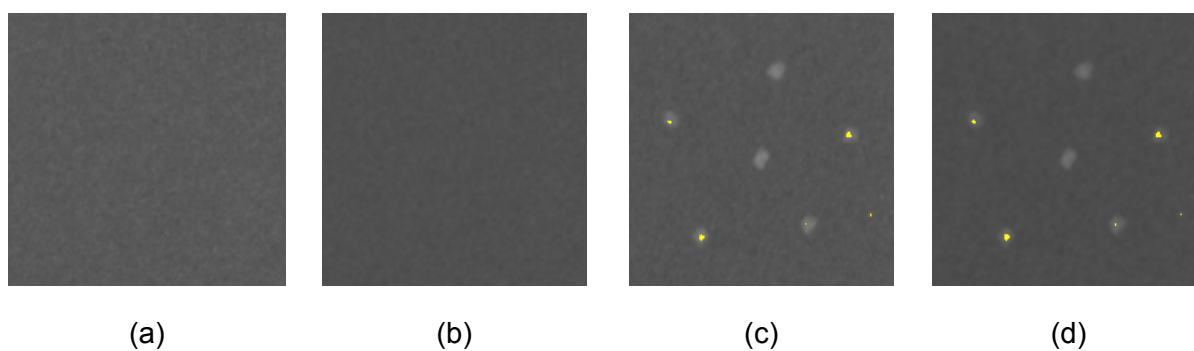


Figura 4.3 - Imagens analisadas em 600 DPI e taxa de seletividade 7 na detecção dos casos de microcalcificação pelo CAD.

Nota-se, na Figura 4.2 de (a) até (d), que o CAD detectou mais microcalcificações nas imagens processadas pelo filtro de Wiener do que nas imagens originais, o que acaba sendo um excelente resultado, pois isso significa que nas condições apresentadas, indicadores de câncer puderam ser mais bem identificados.

Na Figura 4.3 (a) e (b), observa-se que o filtro não melhorou a detecção de microcalcificações para imagens com microcalcificações muito pequenas (0,130 mm) que são difíceis de detectar tanto visualmente quanto no CAD, e também não melhorou a detecção em imagens obtidas com parâmetros de qualidade superior (600 DPI e 8,25 mGy).

Todos os recortes de todos os conjuntos de imagens foram submetidos ao filtro de Wiener utilizando diferentes taxas de seletividade, além do apresentado acima nas Figuras 4.2 e 4.3, onde foi utilizado a taxa de seletividade igual a 7. As outras variações foram de 3, 5 e 6, valores encontrados em testes de análise por substituição, observando resultados com muitas detecções encontradas até poucas detecções encontradas, quando foram analisados pelo CAD.

A taxa de seletividade, neste caso, é um parâmetro do esquema CAD que indica a máscara a ser utilizada na detecção das microcalcificações. Quanto menor a sua seletividade, maior o número de pontos detectados como lesões. Consequentemente, quanto maior a seletividade, menor o número de lesões detectadas.

As imagens, em geral (cerca de 80%), obtiveram melhoras com a aplicação do filtro de Wiener, tanto utilizando o filtro contido no *toolbox* do MATLAB quanto utilizando o filtro elaborado nesse trabalho. Aumento mais significativo no desempenho do CAD foram observadas na restauração de imagens que possuíam uma qualidade menor.

Os resultados de verdadeiros positivos entre as imagens originais (*o*) e as imagens processadas pelo filtro de Wiener do MATLAB (*pm*) e do filtro aqui elaborado(*pf*) são mostrados nas Tabelas 4.1 a 4.4. Cada imagem foi analisada no esquema CAD utilizando diferentes taxas de seletividade.

Observa-se, comparando os resultados de verdadeiros positivos para várias seletividades, que as melhorias foram mais evidentes quando se utilizou a maior seletividade, com valor igual a 7. Os esquemas CAD devem trabalhar com uma baixa taxa de seletividade, de forma a identificar todos os possíveis casos de câncer,

pois um alto índice de falso-positivo ainda é tolerável enquanto o falso-negativo na detecção pode resultar na morte da paciente. O uso do filtro mostra que quanto a imagem é restaurada, pode-se utilizar taxas de seletividade ainda maiores, pois como a imagem apresenta melhor qualidade, o CAD pode aumentar sua taxa de “confiança” na imagem, sendo mais seletivo.

As Tabelas 4.5 a 4.8 apresentam os resultados correspondentes ao número de falsos positivos obtidos tanto nas imagens originais quanto nas imagens processadas.

Para se obter um real valor de falsos positivos realizaram-se novos recortes, esses recortes foram realizados em regiões da mamografia onde não existiam microcalcificações, sendo regiões mais homogêneas, e foram feitas de mesmo tamanho dos recortes das regiões com as microcalcificações. Realizou-se 6 recortes, conforme a análise anteriormente realizada para identificar as microcalcificações, em cada um dos conjuntos de imagens disponíveis.

Tabela 4.1: número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais (o) e imagens processadas pelo MATLAB (pm) e pelo filtro elaborado(pf) analisadas com seletividade 3 no CAD. Num. Mic. = número de microcalcificações existentes.

Imagens		0,130mm			0,165mm			0,196mm			0,230mm			0,275mm			0,400mm			TOTAL				%		
		o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	PF	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	num. Mic.	O	pf	pm
4,75mGy	300DPI	-	-	-	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	30	30	30	30	100%	100%	100%
4,75mGy	600DPI	-	-	-	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	30	30	30	30	100%	100%	100%
8,25mGy	300DPI	-	-	-	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	30	30	30	30	100%	100%	100%
8,25mGy	600DPI	-	-	-	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	30	30	30	30	100%	100%	100%

Tabela 4.2: número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais (o) e imagens processadas pelo MATLAB (pm) e pelo filtro elaborado(pf) analisadas com seletividade5 no CAD. Num. Mic. = número de microcalcificações existentes.

Imagens		0,130mm			0,165mm			0,196mm			0,230mm			0,275mm			0,400mm			TOTAL				%		
		o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	PF	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	num. Mic.	o	pf	PM
4,75mGy	300DPI	-		-	6	6	6	5	5	5	6	6	6	6	6	6	6	6	28	28	28	30	93,33%	93,33%	93,33%	
4,75mGy	600DPI	-		-	6	6	6	5	6	5	6	6	6	6	6	6	6	6	28	29	28	30	93,33%	96,67%	93,33%	
8,25mGy	300DPI	-		-	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	30	30	30	30	100%	100%	100%	
8,25mGy	600DPI	-		-	6	6	6	5	6	5	6	6	6	6	6	6	6	6	28	29	28	30	93,33%	96,67%	93,33%	

*Nos casos de 0,130mm não há respostas pois eram muito pequenas e não foi possível uma verificação ideal do número de microcalcificações detectadas, alterando assim o número total ao fim.

Tabela 4.3: número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais (o) e imagens processadas pelo MATLAB (pm) e pelo filtro elaborado(pf) analisadas com seletividade6 no CAD. Num. Mic. = número de microcalcificações existentes.

Imagens		0,130mm			0,165mm			0,196mm			0,230mm			0,275mm			0,400mm			TOTAL				%		
		o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	num. Mic.	o	pf	pm
4,75mGy	300DPI	0	0	0	3	4	3	5	6	5	4	6	6	6	6	6	6	6	6	24	28	26	36	66,67%	77,78%	72,22%
4,75mGy	600DPI	0	0	0	2	3	3	5	6	5	6	6	6	4	5	4	4	5	4	21	25	22	36	58,33%	69,44%	61,11%
8,25mGy	300DPI	0	0	0	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	30	30	30	36	83,33%	83,33%	83,33%
8,25mGy	600DPI	0	0	0	2	4	3	5	6	5	6	6	6	4	5	4	4	5	4	21	26	22	36	58,33%	72,22%	61,11%

Tabela 4.4: número de verdadeiros positivos identificados em imagens originais (o) e imagens processadas pelo MATLAB (pm) e pelo filtro elaborado(pf) analisadas com seletividade7 no CAD. Num. Mic. = número de microcalcificações existentes.

Imagens		0,130mm			0,165mm			0,196mm			0,230mm			0,275mm			0,400mm			TOTAL				%		
		o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	num. Mic.	o	pf	pm
4,75mGy	300DPI	0	0	0	3	4	3	5	6	5	4	6	6	6	6	6	6	6	6	24	28	26	36	66,67%	77,78%	72,22%
4,75mGy	600DPI	0	0	0	0	2	1	4	5	5	2	3	3	1	2	1	1	2	1	21	24	22	36	58,33%	66,67%	61,11%
8,25mGy	300DPI	0	0	0	2	5	5	4	6	6	4	6	6	5	6	5	5	5	5	21	28	28	36	58,33%	77,78%	77,78%
8,25mGy	600DPI	0	0	0	2	3	3	5	6	5	6	6	6	4	5	4	4	5	4	21	25	22	36	58,33%	69,44%	61,11%

Tabela 4.5: número de falsos positivos identificados em imagens originais (o) e processadas pelo MATLAB (pm) e pelo filtro elaborado(pf) analisadas com seletividade3 no CAD.

Imagens		Região 1			Região 2			Região 3			Região 4			Região 5			Região 6			TOTAL		
		o	Pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm
4,75mGy	300DPI	33	2	2	28	10	17	18	4	9	21	5	7	20	5	5	26	10	12	146	36	52
4,75mGy	600DPI	54	5	8	48	5	5	54	28	35	62	35	42	52	10	13	0	0	0	270	83	103
8,25mGy	300DPI	22	0	0	23	15	15	15	7	7	15	6	4	17	4	2	22	5	10	114	37	38
8,25mGy	600DPI	46	18	22	56	20	25	39	14	16	63	11	13	52	19	22	46	6	10	302	88	108

Tabela 4.6: número de falsos positivos identificados em imagens originais (*o*) e processadas pelo MATLAB (*pm*) e pelo filtro elaborado(*pf*) analisadas com seletividade 5 no CAD.

Imagens		Região 1			Região 2			Região 3			Região 4			Região 5			Região 6			TOTAL		
		o	Pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	Pf	pm
4,75mGy	300DPI	12	0	0	4	0	0	4	0	1	1	0	0	3	0	1	7	2	3	31	2	5
4,75mGy	600DPI	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0
8,25mGy	300DPI	11	0	0	4	0	0	2	0	0	0	0	0	2	0	0	5	0	2	24	0	2
8,25mGy	600DPI	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	13	0	0

Tabela 4.7: número de falsos positivos identificados em imagens originais (*o*) e processadas pelo MATLAB (*pm*) e pelo filtro elaborado(*pf*) analisadas com seletividade 6 no CAD.

Imagens		Região 1			Região 2			Região 3			Região 4			Região 5			Região 6			TOTAL		
		o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm
4,75mGy	300DPI	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0
4,75mGy	600DPI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8,25mGy	300DPI	8	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	2	12	0	2
8,25mGy	600DPI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	6	0	0

Tabela 4.8: número de falsos positivos identificados em imagens originais (*o*) e processadas pelo MATLAB (*pm*) e pelo filtro elaborado(*pf*) analisadas com seletividade 7 no CAD.

Imagens		Região 1			Região 2			Região 3			Região 4			Região 5			Região 6			TOTAL		
		o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm	o	pf	pm
4,75mGy	300DPI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4,75mGy	600DPI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8,25mGy	300DPI	6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	8	0	0
8,25mGy	600DPI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	4	0	0

Verifica-se que o número de falsos positivos tem alta variação para baixas taxas de seletividade, e para alta seletividade não houve uma variação significativa conforme era esperado. Portanto pode-se concluir que o filtro de Wiener possui de duas vantagens: aumento da resolução espacial da imagem a ser restaurada e diminuição do ruído na imagem.

Nas tabelas 4.5 a 4.8 os dados apresentam o número de pontos localizados pelo CAD como sendo pontos de lesões e conforme era esperado houveram muitas detecções quando analisadas com seletividade 3 e praticamente nenhuma quando analisadas com seletividade 7. Sendo intermediário entre esses 2 valores.

A diferença entre a imagem processada da original é bem evidente, Fig. 4.2-c e 4.2-d, nos casos onde são localizados mais pontos, o que já indica uma boa melhora na qualidade da imagem, e conforme as curvas ROC mostradas na sequência tal fato ficará comprovado, pois irá se analisar tanto ganhos em falsos positivos quanto em verdadeiros positivos.

Para se realizar uma comparação efetiva sobre a melhora, com os valores em percentagem de detecção apresentados nas tabelas 4.5 a 4.8 e foram construídas as curvas ROC (figuras 4.4 a 4.7). Nota-se que ocorre um aumento significativo nas áreas sob as curvas ROC (A_z) das imagens processadas em comparação com as áreas sob as curvas ROC das imagens originais, indicando um aumento significativo do desempenho do esquema CAD quando se utiliza imagens processadas (restauradas). As imagens que possuem maiores áreas são consequentemente as que obtiveram melhores resultados (PRATI, 2008).

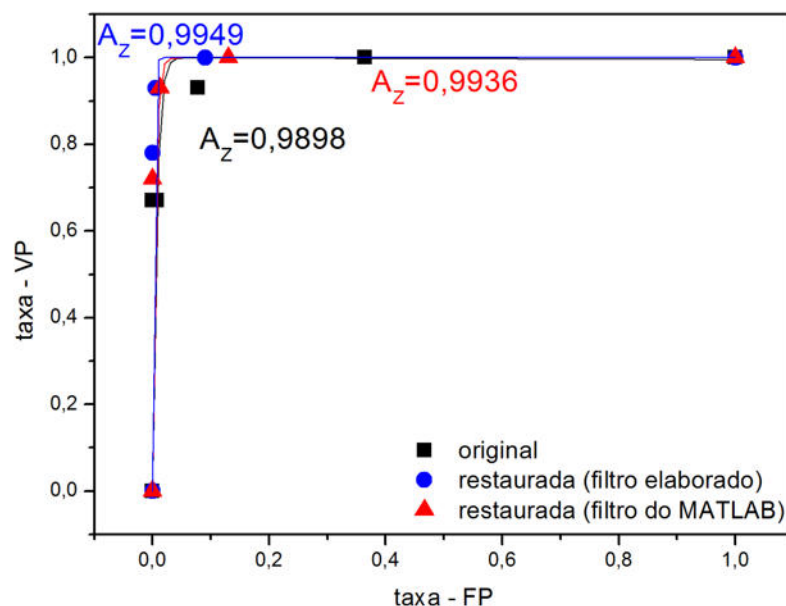


Figura 4.4 – Curvas ROC obtidas a partir dos valores encontrados nas Tabelas 4.1 a 4.8, da imagem de 4,75mGy, 300 DPI. Os pontos da curva ROC foram obtidos variando a seletividade do esquema CAD. (VP = Verdadeiros Positivos; FP = Falsos Positivos).

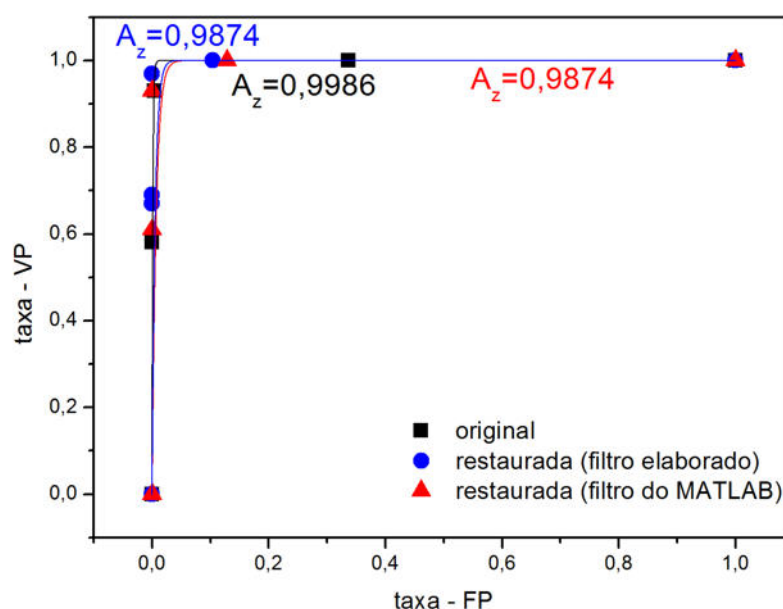


Figura 4.5 – Curvas ROC obtidas a partir dos valores encontrados nas Tabelas 4.1 a 4.8, da imagem de 4,75mGy, 600 DPI. Os pontos da curva ROC foram obtidos variando a seletividade do esquema CAD. (VP = Verdadeiros Positivos; FP = Falsos Positivos).

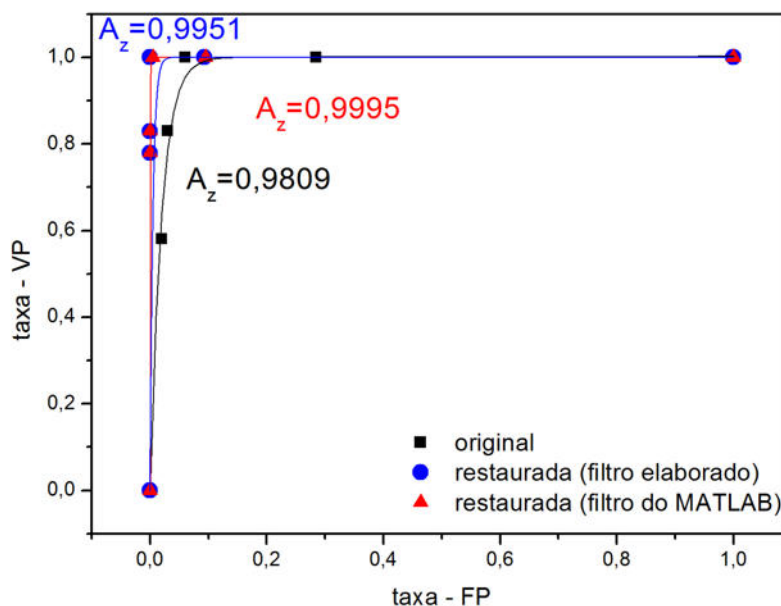


Figura 4.6 – Curvas ROC obtidas a partir dos valores encontrados nas Tabelas 4.1 a 4.8, da imagem de 8,25mGy, 300 DPI. Os pontos da curva ROC foram obtidos variando a seletividade do esquema CAD. (VP = Verdadeiros Positivos; FP = Falsos Positivos).

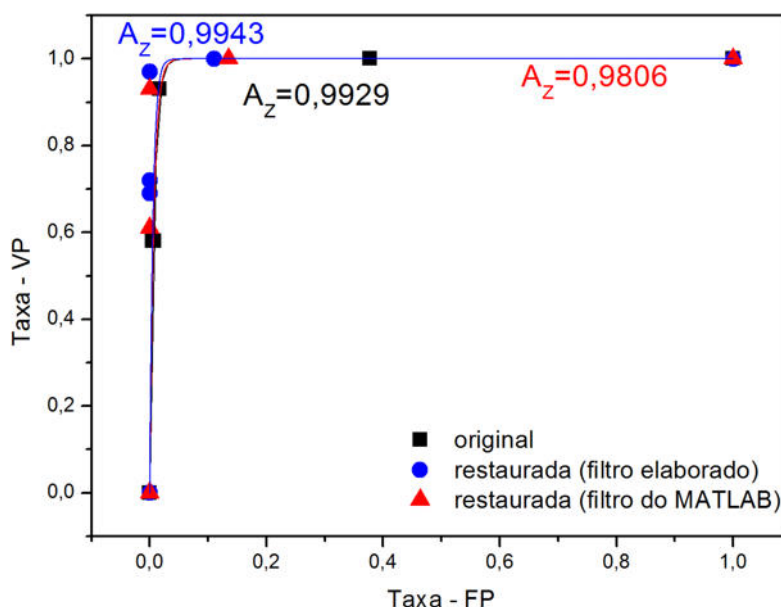


Figura 4.7 – Curvas ROC obtidas a partir dos valores encontrados nas Tabelas 4.1 a 4.8, da imagem de 8,25mGy, 600 DPI. Os pontos da curva ROC foram obtidos variando a seletividade do esquema CAD. (VP = Verdadeiros Positivos; FP = Falsos Positivos).

Entre as imagens com microcalcificações, foram analisadas 24 imagens originais, 24 imagens processadas pelo filtro do MATLAB, 24 imagens processadas pelo filtro elaborado. Para imagens sem microcalcificações, foram analisadas 24 imagens originais, 24 imagens processadas pelo MATLAB e mais 24 imagens processadas pelo filtro elaborado. Cada uma dessas imagens foi verificada pelo CAD em 4 diferentes taxas de seletividade para se construir as curvas ROC e validar os resultados obtidos neste trabalho.

Para se obter uma imagem mais próxima do ideal para a detecção das microcalcificações na imagem mamográfica é preciso melhorar os níveis de resolução da imagem e diminuir os níveis de ruído ao mesmo tempo: melhorar apenas o desempenho na resolução espacial fará com que se identifique mais microcalcificações, porém pode ocasionar maiores ruídos e assim ocasiona um número maior de falsos positivos; e se for apenas diminuído o ruído da imagem, pode-se perder a resolução e, ao diminuir-se o número de falsos positivos pode-se também diminuir o número de verdadeiros positivos resultando na não-identificação de lesões.

Nas imagens com microcalcificações maiores, de 0,400 mm, as melhorias produzidas pela aplicação do filtro de Wiener são pouco significativas, por já serem imagens facilmente visíveis, e que o médico poderia identificar facilmente sem tanto a necessidade de ajuda do CAD. Isso pode ser verificado nas tabelas 4.1 a 4.4.

Considerando que a maior preocupação reside em conseguir bons resultados em imagens que apresentam pequenas microcalcificações, que por sua vez são mais difíceis de se detectar visualmente, os resultados apresentados nas Tabelas 4.1 a 4.4 mostraram que foi exatamente nestas imagens em que se obtiveram os melhores desempenhos. Outra importante contribuição da utilização do filtro de

Wiener foi com relação ao valor de resolução espacial, onde a melhora maior foi constatada nas imagens de 300 DPI, que possuem menores resoluções, sendo assim as que mais necessitam de filtragem por serem de pior qualidade.

A diferença nos resultados obtida com as variações dos valores da dose de radiação (mGy) são menores, mas é exatamente nessas situações que se estabelece o valor do ruído apresentado pelo equipamento, e quanto maior o seu valor em mGy, menor será o seu ruído quântico.

Existe essa limitação quanto ao valor de mGy devido ao risco de se expor a paciente a um nível muito alto de radiação, o que poderia conduzir uma paciente sem a doença poderia vir a pouco tempo depois desenvolvê-la.

De acordo com a portaria 453/98 SVS, o máximo que um equipamento mamográfico pode utilizar é de 10 mGy por imagem, ou seja, nas imagens aqui apresentadas com 8,25 mGy, estávamos quase no máximo permitido, então se pode concluir que tais imagens estavam mais nítidas, o que denota uma melhora menor após ser filtrada (restaurada) como já era esperado. Nas imagens de 4,75 mGy as melhoras foram mais significativas, devido ao maior ruído quântico presente nas mesmas.

Verificando que as melhoras nas taxas de verdadeiro positivos ocorreram com seletividade maiores pode-se notar que em grande parte dos testes essa melhora não foi muito alta. Porém ao se verificar as curvas ROC devido a melhora existente também em falsos positivos fica evidente que o resultado foi bom, pois ao se eliminar grandes interferências que causavam falsas detecções, mesmo que em seletividades maiores não sejam detectadas pelo CAD, a melhora da imagem permite que o próprio médico identifique visualmente a lesão.

5. CONCLUSÕES

As melhoras obtidas foram significativas e demonstraram a vantagem na utilização do processamento (restauração) das imagens através da aplicação do filtro de Wiener, antes da utilização dos esquemas CAD. Com esses testes notaram-se situações em que biópsias desnecessárias poderiam ser evitadas e lesões suspeitas passaram a ser detectadas evitando assim futuros problemas e, portanto aumentando a possibilidade de cura do câncer de mama.

Conforme a proposta deste trabalho o filtro de Wiener, tanto o presente no *toolbox* do MATLAB quanto o elaborado neste trabalho melhoraram as imagens e forneceram um resultado melhor na verificação da doença, auxiliando o médico na determinação da existência ou não do câncer na paciente.

As mudanças de parâmetro na função do filtro de Wiener do MATLAB foram realizadas com sucesso.

As melhoras ocorridas no filtro elaborado foram pouco melhores que o filtro do MATLAB. Esse fato era esperado, pois no caso do MATLAB os parâmetros foram escolhidos através de mudanças aleatórias, e observadas a fim de se escolher a que se apresentou melhor, sendo que a escolha dos parâmetros do filtro pode não ser realmente a melhor já que a seleção destes parâmetros foi empírica. Já no caso do filtro projetado todas as informações foram retiradas da própria imagem, resultando assim em uma imagem restaurada mais próxima da imagem real.

Para o caso de verdadeiros positivos, cada agrupamento de microcalcificações simuladas possuía apenas 6 pontos tornando assim mais difícil a obtenção de grandes diferenças nos resultados de ambos os filtros quando

comparados com as imagens originais, em um caso real com mais pontos de microcalcificações o resultado poderia ser melhor diferenciado. Mesmo assim, houveram melhoras significativas, comprovando a eficiência do processamento aqui proposto.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BAUM, F.; FISCHER, U.; OBENAUER, S.; GRABBE, E. (2002) **“Computer-aided detection in direct digital full-field mammography: initial results”**. *European Radiology*, v. 12, n.12, p. 3015-3017.

CHENG, H.D.; CAI, X.; CHEN, X.; HU, L.; LOU, X. (2003) **Computer-aided detection and classification of microcalcifications in mammograms: a survey**. *Pattern Recognition*, v. 36, p. 2967 – 2991.

CIRS Tissue-Equivalent Phantom // A Refined Quality Assurance Tool.- Manual.

DENGLER, J.; BHERENS, S.; DESAGA, J. F. (1993) **Segmentation of microcalcifications in mammograms**. *IEEE. Medical Image*, v. 12, p.634-642.

FREER, T. W.; ULISSEY M. J. (2001). **Screening mammography with computer-aided detection: prospective Study of 12,860 patients in a community breast center**. *Radiology*, v. 220, p. 781-786.

GIGER, M.L. (2000). **Computer-aided diagnosis of breast lesions in medical images**. *Computing in Science & Engineering*, v.2, n.5, p.39-45.

GIGER, M. L.; CHAN, H-P.; BOONE, J. (2008) **History and status of CAD and quantitative image analysis**. – The role of medical Physics and AAPM.

GOES, C. E. (2002) **Segmentação de Imagens Mamográficas Digitais para Detecção de Microcalcificações em Mamas Densas**– tese de mestrado – 210f. - SEL-EESC USP São Carlos.

GONZALEZ, R. C.; WOODS; EDDINS, R. (2008) **Digital Image Processing MATLAB**, cap. 4-5.

INCA INCA-Instituto Nacional do Cancer [Online]. - Ministério da Saúde. - Novembro de 2009. - www.inca.gov.br.

KARSSMEIJER, N.; OTTEN, J. D. M.; VERBEEK, A. L. M.; *et al.* (2003). **Computer-aided detection versus independent double reading of masses on mammograms.** *Radiology*, v. 227, p. 192-200.

PRATI, R. C.; BATISTA, G. E. A. P. A. e MONARD, M. C. (2008) **Curvas ROC para avaliação de classificadores.** IEEE.

ROMUALDO, L. C. S. (2009) **Metodologia Baseada nas Funções de Transferência Para Pré-Processamento de Imagens Mamográficas Digitais e Sua Aplicação em Esquema Computacional de Auxílio ao Diagnóstico – 2009 – 201f.** – dissertação de mestrado – SEL-EESC USP São Carlos.

VIEIRA, M. C. A. (2005) **Metodologia Baseada nas Funções de Transferência Para Pré-Processamento de Imagens Mamográficas Digitais e Sua Aplicação em Esquema Computacional de Auxilio ao Diagnóstico - 2005 – 236f.** – tese de doutorado – SEL-EESC USP São Carlos.

Apêndice A

Programa do filtro de Wiener do Toolbox do MATLAB:

```
imtool close all
close all
clear all
clc

%declaração de variáveis
imagem='rec_10.tif';
realce='rec_10w.tif';
realce2='região6w.tif';
recorte='recorte_6.tif';

%Ler imagem e calcular espectro de Fourier dela
g=imread(imagem);
g=bitshift(g,4);
imtool (g)
b=imread(recorte);
b=bitshift(b,4);
imtool (b)

%Filtro Wiener do Matlab
HH = fspecial('gaussian',[3 3],1.5);
grealce = deconvwnr(g,HH,0.5);
grealce = grealce*1.2;
%imhist (grealce)
imtool (grealce)
grealce2 = deconvwnr(b,HH,0.5);
grealce2 = grealce2*1.2;
imtool (grealce2)

%Salvando a imagem
grealce=bitshift(grealce,-4);
%imwrite(grealce,realce,'tiff');
grealce2=bitshift(grealce2,-4);
imwrite(grealce2,realce2,'tiff');
```

Programa do filtro de Wiener elaborado:

```
close all
clear all
clc

h=zeros(512,512);
h(254:258,252:260)=1;
H=fft2(h);
H=fftshift(H);
%H=uint16(H);

g=imread('rec_7.tif');
g=bitshift(g,4);
G=fft2(g,512,512);
```

```

G=fftshift(G);
%G=uint16(G);
MH=abs(H);
x=max(max(MH));
MH=MH/x;
%M=uint16(MH);

for i=1:512
    for j=1:512
        if MH(i,j)<0.25
            MH(i,j)=0.25;
        else
            end
        end
    end
end

y=imread('recorte_1.tif');
y=bitshift(y,4);
soma=sum(sum(y));
media=soma/(100*100);
p=ones(100,100);
p=media*p;
p=uint16(p);
SNR=sum(sum(p(:,:).^2))/sum(sum((p(:,:)-y(:,:)).^2));
NSR=1/SNR;
filtro=(1./H)*((1./(MH+NSR))*MH);
Gest=filtro*G;
Gest=Gest(1:100,1:100);

IMF=ifft2(Gest);
break
IMF=uint16(IMF);
imshow(IMF)
IMF=real(IMF);
IMF=bitshift(IMF,-4);
imwrite(IMF,'rec_7fb.tif','tiff');

```