

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

RAFAEL OLIVEIRA MELO

PROPOSTA DE FILTRO DE WIENER
PARAMÉTRICO E ADAPTATIVO
PARA REDUÇÃO DE RUÍDO
QUÂNTICO EM IMAGENS
MAMOGRÁFICAS ADQUIRIDAS COM
DOSE DE RADIAÇÃO REDUZIDA

São Carlos
2015

Rafael Oliveira Melo

**PROPOSTA DE FILTRO DE WIENER
PARAMÉTRICO E ADAPTATIVO PARA
REDUÇÃO DE RUÍDO QUÂNTICO EM
IMAGENS MAMOGRÁFICAS
ADQUIRIDAS COM DOSE REDUZIDA
DE RADIAÇÃO**

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
2015

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

Oliveira Melo, Rafael
0528p Proposta de Filtro de Wiener Paramétrico e
Adaptativo para Redução de Ruido Quântico em Imagens
Mamográficas Adquiridas com Dose de Radiação Reduzida /
Rafael Oliveira Melo; orientador Marcelo Andrade da
Costa Vieira. São Carlos, 2015.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com
ênfase em Eletrônica) -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2015.

1. Mamografia Digital. 2. Filtro de Wiener. 3.
Ruído na Mamografia. 4. Redução de Dose. 5.
Transformada de Anscombe. 6. Estatística Local. I.
Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Rafael Oliveira Melo

Título: "Nova proposta de Filtro de Wiener adaptativo para redução de dose de radiação na mamografia digital"

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado
em 25/06/2015,

com NOTA 9,0 (Nove, ZERO), pela Comissão Julgadora:

Prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira - (Orientador - SEL/EESC/USP)

Mestre André de Andrade Bindilatti - (UFSCar)

Prof. Associado Evandro Luís Linhari Rodrigues - (SEL/EESC/USP)

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

Agradecimentos

Durante a realização deste trabalho e também minha durante toda minha graduação, algumas pessoas fizeram com que este caminho não fosse tão difícil, merecendo os agradecimentos que aqui se seguem.

Gostaria de agradecer aos meus avôs, avós, tios, tias, primos e primas, mas em especial à minha mãe Marilângela Oliveira Silva e Melo, ao meu pai Wilmar Oliveira Melo, meus irmãos Gabriel Oliveira Melo e Thiago Pantaleão Melo. Tudo o que eu consegui, todo o apoio e carinho que recebi, devo a essas pessoas.

Gostaria também de fazer um agradecimento especial à minha avó Maria Aparecida de Oliveira, que sempre me ensinou através de ações que a família deve vir em primeiro lugar.

Ao meu orientador Prof. Marcelo Andrade da Costa Vieira por me cobrar quando necessário e também por me ajudar quando necessário.

À minha namorada Raphaela de Freitas Marra que me apoia em todas minhas decisões, principalmente nesta etapa importante da minha vida. Agradeço muito por tê-la ao meu lado.

Aos meus amigos de Uberaba com os quais cultivo uma amizade verdadeira e que estarão sempre comigo independente da distância.

E aos meus amigos da faculdade e da república, que dividiram comigo muitas alegrias, festas e comemorações. Fizeram com que os problemas fossem mais facilmente enfrentados, e só as coisas boas fossem lembradas.

Resumo

MELO, R. O. (2015). **“Proposta de Filtro de Wiener Paramétrico e Adaptativo para Redução de Ruído Quântico em Imagens Mamográficas Adquiridas com Dose de Radiação Reduzida”**. Trabalho de Conclusão de Curso – Escola de Engenharia de São Carlos. Universidade de São Paulo, 2015.

A mamografia digital, exame mais indicado para detecção precoce do câncer de mama, tem como grande desafio a definição da dose de radiação necessária para otimizar a relação qualidade da imagem vs. dose de radiação. O ruído quântico presente em uma imagem mamográfica é inversamente proporcional à dose utilizada para gerá-la. Ou seja, a utilização de imagens com dose reduzida sem um pós-processamento adequado comprometeria sua qualidade. Neste contexto, este trabalho propõe um Filtro de Wiener Paramétrico e Adaptativo, utilizado no domínio de Anscombe, para filtragem de imagens mamográficas adquiridas com dose de radiação reduzida. Os parâmetros foram otimizados de forma a reduzir ao máximo a diferença do nível de ruído, medida pela métrica *NNPS*, entre as imagens com dose de radiação dos exames mamográficos atuais e as imagens com doses reduzidas. Os resultados mostraram que ao fazer-se essa otimização, o nível de borramento das imagens de dose reduzida filtrada, medido pela métrica *Sharpness(dB)*, se aproximou de forma que a diferença máxima foi de 0,11 *dB* do *Sharpness(dB)* das imagens com dose normal. Dessa forma, o método pode ser utilizado para fazer-se uma análise de precisão de diagnóstico.

Palavras-chave: Mamografia Digital, Filtro de Wiener, Ruído na Mamografia, Redução de Dose, Transformada de Anscombe, Estatística Local.

Abstract

MELO, R. O. (2015). “**Proposal of Adaptive Parametric Wiener Filter to Quantic Noise Reduction in Digital Mammographic Images Acquired with Reduced Radiation Dose**”. Bachelor Thesis – São Carlos School of Engineering. University of São Paulo, 2015.

Digital Mammography is the most indicated exam for detection of breast cancer and has as a challenge finding the optimal relation between image quality and radiation dose. The quantic noise in a mammographic image is inversely proportional to the dose needed to generate it. So, the use of images acquired with reduced dose without an appropriate processing method would compromise image quality. On this context, this work proposes an Adaptive Parametric Wiener Filter on Anscombe Domain for denoising of mammographic images acquired with reduced dose radiation. The parameters were optimized in order to minimize the differences between noise level (measured by *NNPS*) of images acquired with radiation of current mammographic exams and images acquired with reduced dose. The results showed that performing this optimization, the blur level (measured by *Sharpness(dB)*) of filtered images acquired with reduced dose approached to the normal dose images so that the maximum difference was 0,11 *dB*. Thus, this method can be used to perform a diagnostic precision analysis.

Keywords: Digital Mammography, Wiener Filter, Noise in Mammography, Dose Reduction, Anscombe Transform, Local Statistics.

Lista de Figuras

<i>Figura 1 - Exemplo de tubo de raios X utilizado na mamografia (UTFPR 2008).</i>	5
<i>Figura 2 - Comparação entre a mamografia digital e a mamografia analógica (Sprawls 2008).</i>	6
<hr style="border: 0.5px solid black; margin: 5px 0;"/>	
<i>Figura 3 - Imagens comparando ruído Gaussiano e ruído de Poisson: (a) Imagem escolhida; (b) Imagem com ruído Gaussiano; (c) Máscara do ruído Gaussiano; (d) Imagem com ruído de Poisson; (e) Máscara do ruído de Poisson.</i>	8
<i>Figura 4 - (a) Ilustração da incidência de raios X em uma mamografia. A mama ocupa apenas o espaço representado por D. (b) Ilustração da grade e da incidência obliqua na mamografia (c) Ilustração do Efeito Heel.</i>	11
<i>Figura 5 – Imagem demonstrativa da não uniformidade do ruído em imagens mamográficas homogêneas. (a) Demonstração da média local da imagem. (b) Demonstração da razão entre variância e média local.</i>	12
<i>Figura 6 – Modelo clássico que representa o processo de aquisição e restauração de uma imagem.</i>	15
<i>Figura 7 - (a) Imagem da Lenna corrompida por ruído Gaussiano com $\sigma = 1$. (b) Imagem do item (a) filtrada com filtro de média.</i>	16
<i>Figura 8 - Desvio Padrão da transformada de Anscombe em função da média m (Tampere Univ. Tecnology 2011).</i>	19
<i>Figura 9 - Demonstração do funcionamento da transformada de Anscombe. (a) Imagem do cameraman. (b) Imagem do cameraman com ruído de Poisson. (c) Imagem residual do cameraman no espaço. (d) Imagem residual no domínio de Anscombe.</i>	20
<i>Figura 10 - Demonstração do funcionamento da transformada de Anscombe. (a) Imagem mamográfica (sem ruído). (b) Imagem mamográfica com 50% da dose. (c) Imagem residual no espaço. (d) Imagem residual no domínio de Anscombe.</i>	21
<i>Figura 11: Janela demonstrativa para o cálculo da janela do método de Rabbani: (a) Quatro direções aonde o gradiente é calculado. (b) Cálculo de confirmação de borda para região onde a direção norte-sul é a de maior gradiente.</i>	23
<i>Figura 12 - Processo de inserção de ruído para simular redução de "dose" nas imagens do cameraman. (a) Imagem sem ruído. (b) Imagem escalada com ruído.</i>	25
<i>Figura 13: (a) Exemplo de um phantom antropomórfico desenvolvido na University of Pennsylvania ; (b) Imagem do phantom do item (a) tirada de um mamógrafo digital.</i>	26
<i>Figura 14 - Gráfico comparativo do NNPS para o filtro de média da imagem da Lenna. A curva azul mostra o NNPS para a imagem ruidosa e a curva verde mostra o NNPS para a imagem filtrada.</i>	29

<i>Figura 15 - Esquemático do método proposto.</i>	32
<i>Figura 16 - Filtragem da imagem do cameraman com 85% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.</i>	33
<i>Figura 17 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.</i>	34
<i>Figura 18 - Filtragem da imagem do cameraman com 70% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.</i>	35
<i>Figura 19 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.</i>	35
<i>Figura 20 - Filtragem da imagem do cameraman com 50% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.</i>	36
<i>Figura 21 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.</i>	37
<i>Figura 22 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro γ para a filtragem da imagem do cameraman com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	38
<i>Figura 23 - Filtragem da imagem do cameraman com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.</i>	38
<i>Figura 24 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	39
<i>Figura 25 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro γ para a filtragem da imagem do cameraman com 70% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	40
<i>Figura 26 - Filtragem da imagem do cameraman com 70% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.</i>	40
<i>Figura 27 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	41

<i>Figura 28 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro y para a filtragem da imagem do cameraman com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.....</i>	42
<i>Figura 29 - Filtragem da imagem do cameraman com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.....</i>	42
<i>Figura 30 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	43
<i>Figura 31 - Filtragem da imagem mamográfica com 85% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.</i>	44
<i>Figura 32 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.</i>	44
<i>Figura 33 - Filtragem da imagem mamográfica com 70% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.</i>	45
<i>Figura 34 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.</i>	46
<i>Figura 35 - Filtragem da imagem mamográfica com 50% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.</i>	47
<i>Figura 36 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.</i>	47
<i>Figura 37 - Filtragem da imagem mamográfica com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.</i>	48
<i>Figura 38 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro y para a filtragem da imagem mamográfica com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.....</i>	49
<i>Figura 39 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	49

<i>Figura 40 - Filtragem da imagem mamográfica com 70% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.</i>	50
<i>Figura 41 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro y para a filtragem da imagem mamográfica com 7-% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	51
<i>Figura 42 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	51
<i>Figura 43 - Filtragem da imagem mamográfica com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.</i>	52
<i>Figura 44 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro y para a filtragem da imagem mamográfica com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	53
<i>Figura 45 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.</i>	53

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Tabela de Sharpness para a imagem da Lenna corrompida e filtrada com filtro de média.....	29
Tabela 2 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 85% de dose filtrada com filtro de Wiener SF.	34
Tabela 3 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 85% de dose filtrada com filtro de Wiener SF.	36
Tabela 4 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 50% de dose filtrada com filtro de Wiener SF.	37
Tabela 5 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 85% de dose filtrada com a nova proposta para o filtro de Wiener.....	39
Tabela 6 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 70% de dose filtrada com a nova proposta para o filtro de Wiener.....	41
Tabela 7 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 50% de dose filtrada com a nova proposta para o filtro de Wiener.....	43
Tabela 8 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 85% de dose filtrada com o filtro de Wiener SF.	45
Tabela 9 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 70% de dose filtrada com o filtro de Wiener SF.	46
Tabela 10 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 70% de dose filtrada com o filtro de Wiener SF.	48
Tabela 11 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 85% de dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.	50
Tabela 12 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 70% de dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.	52
Tabela 13 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 85% de dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.	54
Tabela 14 - Tabela comparativa do <i>Sharpness</i> e do <i>EDNN</i> entre o filtro original e a nova proposta para: (a)as imagens mamográficas; (b) as imagens sintéticas.	54

x

Sumário

1	Introdução.....	1
1.1	Objetivos.....	2
1.2	Formato do Trabalho.....	2
2	Mamografia Digital.....	5
2.1	Formação da imagem mamográfica.....	5
2.2	Ruído na mamografia	6
2.2.1	Ruído de Poisson	6
2.2.2	Ruído na mamografia	9
2.2.3	Ruído na imagem mamográfica x Dose de radiação.....	13
3	Restauração de imagens.....	15
3.1	Ruído em uma imagem.....	15
3.2	Restauração na presença de ruído.....	16
3.2.1	Filtro de média.....	16
3.2.2	Filtro de Wiener.....	16
3.2.3	Transformada de Anscombe.....	17
3.2.4	Método de Rabanni	21
4	Materiais e Métodos	25
4.1	Materiais.....	25
4.1.1	Imagens sintéticas	25
4.1.1	Imagens de phantom real.....	26
4.2	Métodos de validação	27
4.2.1	NNPS	27
4.2.2	Sharpness.....	28
4.3	Métodos de Processamento	29
4.3.1	Passo a passo do novo método	30
4.3.2	Filtro de Wiener Adaptativo para imagens mamográficas analógicas	32
5	Resultados.....	33
5.1	Imagens sintéticas	33
5.1.1	Filtro de Wiener SF	33
5.1.2	Nova proposta do Filtro de Wiener	37
5.2	Imagens de phantom real	43

5.2.1	Filtro de Wiener SF	43
5.2.2	Nova proposta do Filtro de Wiener	48
5.2.3	Wiener SF vs. Nova proposta.....	54
6	Discussões e Conclusão	57
	Referências Bibliográficas.....	59

1 Introdução

O câncer de mama é a causa mais comum de morte por câncer para mulheres (INCA). Estima-se que a cada 8 mulheres, 1 desenvolverá câncer de mama e a cada 36 mulheres que vivem mais de 70 anos, 1 morrerá de câncer de mama (American Cancer Society 2015). Em 2014, surgiram 57.120 novos casos e 13.145 mortes foram causadas por este tipo de câncer no Brasil (INCA).

A causa do câncer de mama ainda não é conhecida, de forma que a melhor forma de combate-lo é a detecção precoce. A chance de cura deste câncer ao ser descoberto em seus estágios iniciais aumenta cerca de 30%. (American Cancer Society 2015) . Por esse motivo, existem alguns exames especializados neste tipo de detecção.

A mamografia digital por raios X ainda é o exame mais indicado para mulheres acima de 40 anos no rastreamento câncer de mama (American Cancer Society 2015). Porém, como o paciente fica exposto a uma considerável quantidade de radiação durante o exame, existe a possibilidade de indução de câncer nos pacientes radiografados, ao longo dos anos com exposições regulares (Mattson 2000). Por exemplo, estudos recentes mostram que, se a quantidade de radiação usada atualmente for mantida, a cada 100.000 mulheres que realizam a mamografia digital anualmente, 86 novos casos de câncer de mama serão induzidos por essa exposição durante o exame (Yaffe 2011). Como o câncer de mama é uma das principais causas de morte em mulheres de todo o mundo, faz-se necessário o estudo da viabilidade de reduzir a dose de radiação dos exames mamográficos. Em contrapartida, o ruído quântico presente na imagem do exame é inversamente proporcional à dose de radiação utilizada. Ou seja, uma diminuição da dose poderia acarretar uma interpretação incorreta do exame por parte dos radiologistas.

Para se resolver este problema, várias técnicas de processamento de imagens são desenvolvidas e aperfeiçoadas constantemente na tentativa de filtrar o ruído quântico e tornar imagens com doses reduzidas o mais próximo possível daquelas em que radiologistas já estão acostumados a trabalhar. Algumas dessas técnicas são consideradas o “estado da arte” pela literatura atual na filtragem do ruído. Um exemplo é a técnica de filtragem proposta em (Romualdo 2013) que utiliza Filtro de Wiener e Transformada de Anscombe para eliminar ruído de imagens mamográficas analógicas. Porém, o ruído quântico da mamografia analógica possui características diferentes do ruído na mamografia digital.

O presente trabalho se insere neste contexto. A proposta é parametrizar o filtro de Wiener Adaptativo no domínio de Anscombe de forma que o ruído de imagens de

mamografia digital adquiridas com dose de radiação reduzida seja semelhante ao ruído presente nas imagens de dose de radiação normal. O filtro também é utilizado em imagens corrompidas com ruído quântico semelhante ao da mamografia analógica como forma de comparação.

Porém, pelos motivos já citados, é inviável expor pacientes a diferentes doses de radiação para conseguir o banco de imagens necessário para validação do método. Desta maneira, utiliza-se um banco de imagens simuladas com características diversas geradas com um *phantom* antropomórfico (de maneira que não se necessita a exposição do paciente a diferentes doses de radiação para gerar imagens). Os níveis de radiação utilizados foram de 85%, 70% e 50% da dose de radiação atual e, depois de filtradas, fez-se uma análise objetiva dos resultados, a partir de métodos quantitativos de validação.

1.1 Objetivos

Assim, o presente Trabalho de Conclusão de Curso propõe um filtro de Wiener Paramétrico Adaptativo baseado na transformada de Anscombe com o intuito de filtrar imagens com dose de radiação reduzida de forma que seu ruído característico se torne o mesmo das imagens adquiridas com a dose de radiação utilizada hoje em dia.

Este texto tem como objetivo mostrar a teoria, o desenvolvimento, resultados finais e conclusão do Trabalho de Conclusão de Curso que foi iniciado no segundo semestre de 2014.

1.2 Formato do Trabalho

Este trabalho está organizado em 6 capítulos. Segue abaixo a lista de conteúdo de cada um deles:

- Capítulo 1 – Introdução: apresenta a motivação deste trabalho, justificativa e objetivos;
- Capítulo 2 – Mamografia digital: apresenta noções básicas de funcionamento de um mamógrafo e da formação de imagens mamográficas, além de explicar a forma de ruído na mamografia;
- Capítulo 3 – Restauração de imagens: apresenta conceitos básicos de restauração de uma imagem, características de ruídos e apresenta os algoritmos que são utilizados neste trabalho;
- Capítulo 4 – Materiais e Métodos: descreve os materiais utilizados para obtenção dos resultados, os métodos de validação, os métodos de processamento e o funcionamento do filtro. É neste capítulo também que é feita a parametrização do filtro.

- Capítulo 5 – Resultados: apresenta os resultados para o método proposto em (Romualdo 2013) e a nova adaptação proposta;
- Capítulo 6 – Discussão e Conclusões: apresenta uma análise dos resultados obtidos no capítulo anterior, além de uma perspectiva para trabalhos futuros.

2 Mamografia Digital

A mamografia é um tipo de radiografia que utiliza radiação eletromagnética (raios X) para analisar a estrutura interna das mamas. A radiografia é efetuada pela emissão de raios X, que é uma radiação eletromagnética com frequência entre 10^{17} e 10^{21} Hz composta por fótons de energia alta. O tubo de raios-X responsável pela produção dessas ondas é formado por um ânodo e um cátodo com uma diferença de potencial entre eles na ordem de dezenas de kV. A radiação é produzida quando o feixe de elétrons que atravessa o tubo é colimado em um pequeno ponto focal metálico no cátodo. A desaceleração desses elétrons ao atingir átomos do alvo produz calor e uma pequena quantidade de energia se transforma em um espectro contínuo de raios X. Por causa desse aquecimento, o ânodo geralmente é circular e permanece girando enquanto ocorre a emissão do feixe de elétrons. A Figura 1 abaixo representa um exemplo de tubo de raios X utilizado para a formação de uma imagem radiográfica.

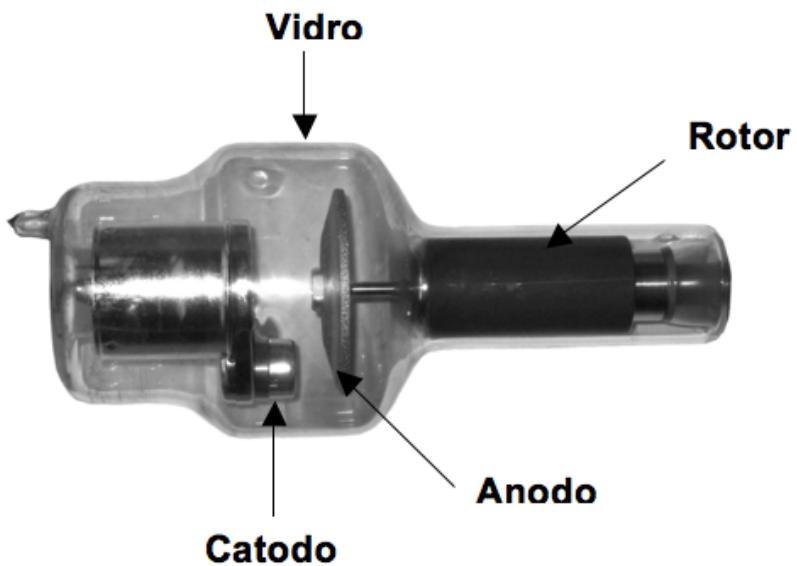


Figura 1 - Exemplo de tubo de raios X utilizado na mamografia (UTFPR 2008).

2.1 Formação da imagem mamográfica

Para a imagem ser criada, o feixe heterogêneo de raios X atravessa o tubo e atinge o paciente. Dependendo das características físicas e químicas do órgão, certa quantidade de raios X é absorvida por ele. A quantidade de raios X que passa através do corpo é então capturada por um detector.

Duas maneiras de aquisição dos raios X são comumente usadas: aquisição por filme e por sensores digitais. Na aquisição por filme, reações químicas foto-sensitivas são utilizadas para contagem dos fótons. No caso de sensores digitais, o efeito fotoelétrico converte fótons em elétrons, durante um intervalo de tempo estipulado, que serão posteriormente contados e formarão os níveis de intensidade. Desta forma, o contraste da imagem adquirida por filme não pode ser alterado, já que os filmes já contêm a imagem formada, enquanto que os sinais elétricos, captados pelos receptores digitais, podem ser mais facilmente lidos e manipulados em computador, como mostrado na Figura 2. Ou seja, é mais vantajoso o uso de receptores digitais para aquisição das imagens, já que assim pode-se fazer o uso de processamento digital para melhorar a visibilidade da imagem, além de possibilitar a semi-automação do diagnóstico (Sprawls 2008).

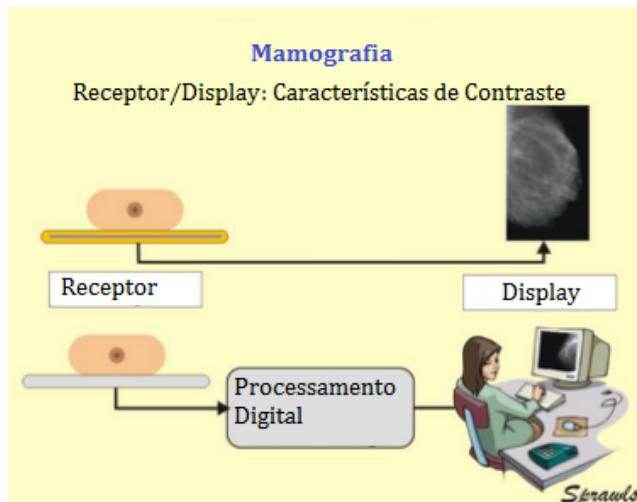


Figura 2 - Comparação entre a mamografia digital e a mamografia analógica (Sprawls 2008).

2.2 Ruído na mamografia

Nesta seção serão apresentadas as características do ruído na mamografia digital.

2.2.1 Ruído de Poisson

O ruído de Poisson, também conhecido como ruído quântico, é uma forma de incerteza básica associada com a medida de luz, inerente a sua natureza quântica e aos detectores de fóton (Hasinoff e Samuel 2012).

A quantidade de fótons incididas em cada detector pode ser tratada como eventos independentes entre si que seguem uma distribuição randômica temporal, ou seja, uma distribuição de Poisson. Assim, o número de fótons adquiridos por um dado sensor em um

dado intervalo de tempo t é descrito como a seguinte distribuição de probabilidades (Frank 1967):

$$\Pr(N = k) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^k}{k!} \quad (2.1)$$

onde λ é o número esperado de fotons por intervalo de tempo, que é proporcional a quantidade de raios X incidida.

A variância de uma variável aleatória discreta é dada por:

$$V(X) = E(X^2) - (E(X))^2 \quad (2.2)$$

onde X é uma variável aleatória discreta, e $E(X)$

seu valor esperado. Em uma distribuição de Poisson, o valor esperado é igual a λ . Sabe-se também que o valor de $E(X^2)$ é:

$$E(X^2) = \sum_{x \in \Omega_x} x^2 \Pr(X = x). \quad (2.3)$$

Assim, combinando as equações (2.1) e (2.3), temos:

$$E(X^2) = \lambda^2 + \lambda. \quad (2.4)$$

E substituindo a equação (2.4) em (2.3):

$$V(X) = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda, \quad (2.5)$$

ou seja, um sinal com média λ provavelmente se encontrará no intervalo de $\lambda \pm \sqrt{\lambda}$ (Roy 1999)

Pode-se concluir então que o ruído de Poisson é dependente do sinal. Assim sendo, fica evidente a dificuldade em processar um ruído que seja variante com o sinal. Na Figura 3 a seguir é mostrada a diferença entre uma imagem degradada por ruído quântico e por ruído Gaussiano.

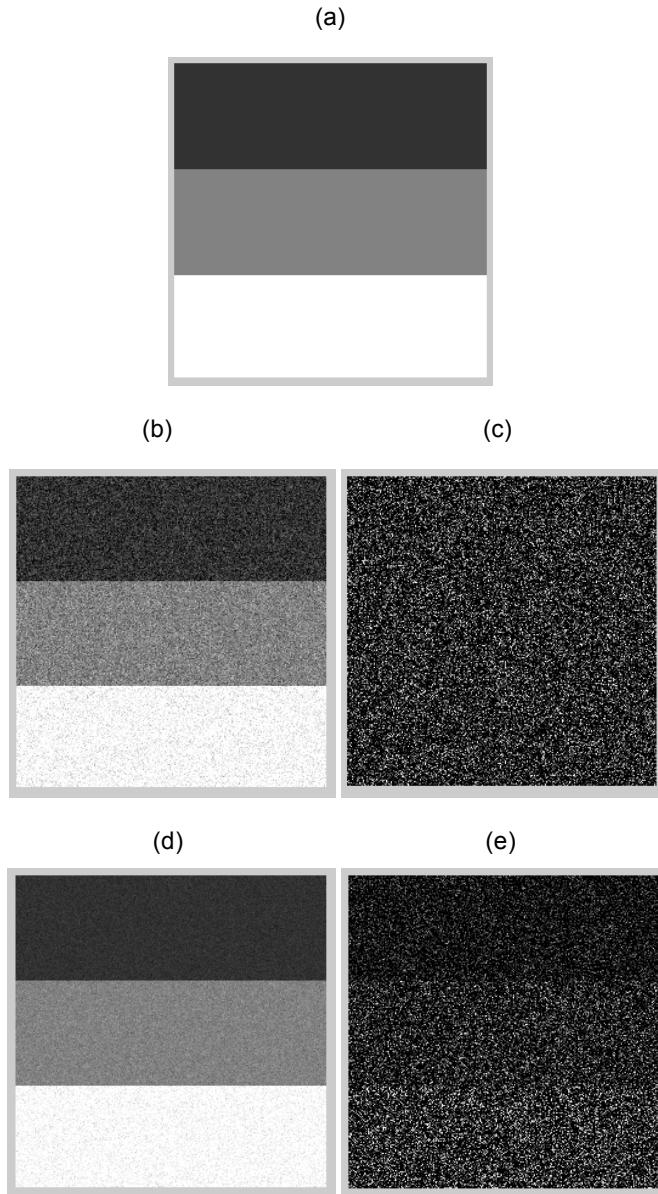


Figura 3 - Imagens comparando ruído Gaussiano e ruído de Poisson: (a) Imagem escolhida; (b) Imagem com ruído Gaussiano; (c) Máscara do ruído Gaussiano; (d) Imagem com ruído de Poisson; (e) Máscara do ruído de Poisson.

Por isso, faz-se necessário uma transformada que execute a estabilização da variância.

Outra conclusão desta propriedade é que o ruído relativo será maior quanto menor for o valor do sinal. Isso pode ser comprovado fazendo uma análise da métrica *SNR* (*Signal to Noise Ratio*):

$$SNR = \frac{S}{N} = \frac{\lambda}{\sqrt{\lambda}} = \sqrt{\lambda}. \quad (2.6)$$

Quanto maior é o SNR, maior a predominância do sinal com relação ao ruído. Por isso, para valores altos de λ , tem-se um menor ruído relativo. É justamente por este motivo que, em imagens mamográficas, maior nitidez é obtida quando se expõe o paciente a maiores doses de radiação ionizante (Borges 2014).

2.2.2 Ruído na mamografia

Nas imagens adquiridas utilizando sensores digitais, o sinal é corrompido por um ruído não aditivo que é modelado por uma distribuição semelhante à Poisson. Porém, suas diferenças impactam bastante o processo de redução de ruído, sendo importante citá-las. A primeira delas é com relação à variância do ruído. A variância do ruído em uma imagem mamográfica não é igual sua média, e sim proporcional à média (Yaffe 2005). Ou seja:

$$V(X) = \frac{\lambda}{\beta} \quad (2.7)$$

e um sinal $s(x, y)$ é compreendido no intervalo:

$$\lambda \pm \sqrt{\frac{\lambda}{\beta}} \quad (2.8)$$

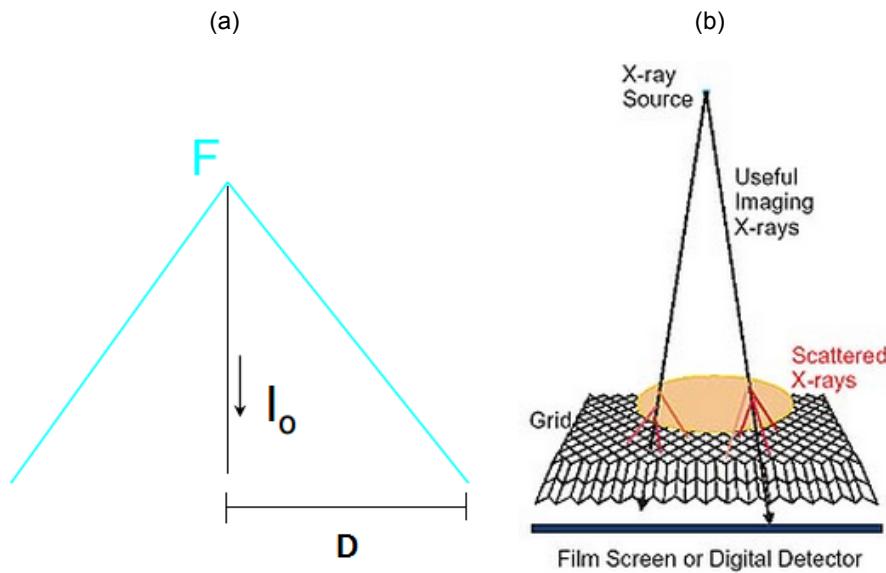
Isso acontece porque o sinal ao passar pelo detector, passa por amplificadores com um ganho multiplicativo de forma que a matriz amostrada por este painel de detectores seja proporcional a quantidade de fôtons que os atingiu. Este ganho faz com que a proporção de ruído presente na imagem se altere (Yaffe 2005).

Outra consideração importante a respeito do ruído em uma imagem mamográfica é que seu SNR não é uniforme por toda sua extensão. Dessa forma, o parâmetro β descrito na equação (2.7) será diferente para diferentes pontos da imagem. Isso se deve a duas características do equipamento de mamografia digital. Primeiramente porque uma parte da mama do paciente irá receber incidência vertical de radiação, enquanto outra parte irá receber uma dose maior de incidência obliqua (Figura 4(a)). Na tentativa de proibir que as radiações obliquas atinjam o paciente, uma grade de chumbo geralmente é colocada após a mama do paciente (Figura 4(b)). Dessa forma, quanto mais longe o tecido estiver da incidência vertical da radiação, maior será a variância em relação ao sinal.

Outro efeito que ocasiona esta não uniformidade é descrito na Figura 4(c). O efeito *Heel* acontece quando um elétron se adentra ao material antes de se chocar com um próton e formar raios X. Assim, os raios X não se formarão na superfície do anodo, precisando

percorrer um caminho maior por dentro do anodo até saírem do tubo de raios X. Esse efeito faz com que a quantidade de fótons liberados seja menor para os raios X formados nessas regiões, que são responsáveis pela formação da imagem longe do eixo central (Boone 2000).

Para que estes efeitos não interfiram na quantidade de sinal que atinge os detectores, ocorre uma correção chamada de *Flat-field correction*. Essa correção multiplica as regiões da imagem que recebem menor quantidade de fóton. Assim, as regiões mais afastadas do eixo central terão, para a radiografia de uma região homogênea, média semelhante a região do eixo central. Porém, esta correção multiplicará também o ruído na imagem, contribuindo para a não uniformidade do ruído Poisson ao longo da imagem (Boone 2000).



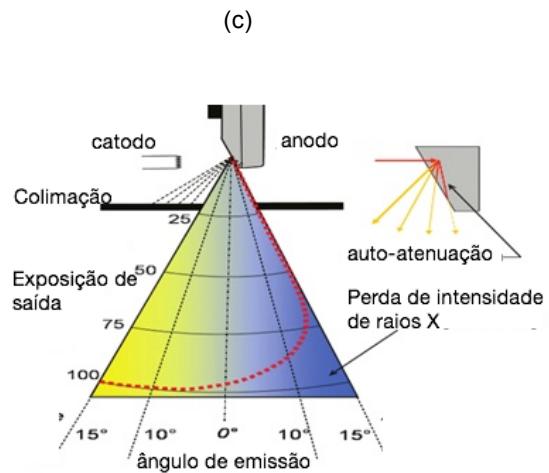


Figura 4 - (a) Ilustração da incidência de raios X em uma mamografia. A mama ocupa apenas o espaço representado por D. (b) Ilustração da grade e da incidência obliqua na mamografia (c) Ilustração do Efeito Heel.

A consequência desses efeitos é fácil de ser vista ao tomar-se uma região homogênea (ou seja, com coeficiente de atenuação constante) e calcular a média local (Figura 5(a)) e a razão entre a variância e a média local na imagem dessa região (Figura 5(b)). Nota-se, principalmente analisando o eixo horizontal, que quanto maior a distância da incidência vertical (ponto zero na imagem), maior a variância em relação ao sinal, ou seja, menor o SNR. Enquanto que a média se mantém a mesma. Esse efeito é facilmente notado ao traçar-se o perfil radiométrico das duas imagens, na região representada pela linha amarela (Figura 5 (c) e (d)).

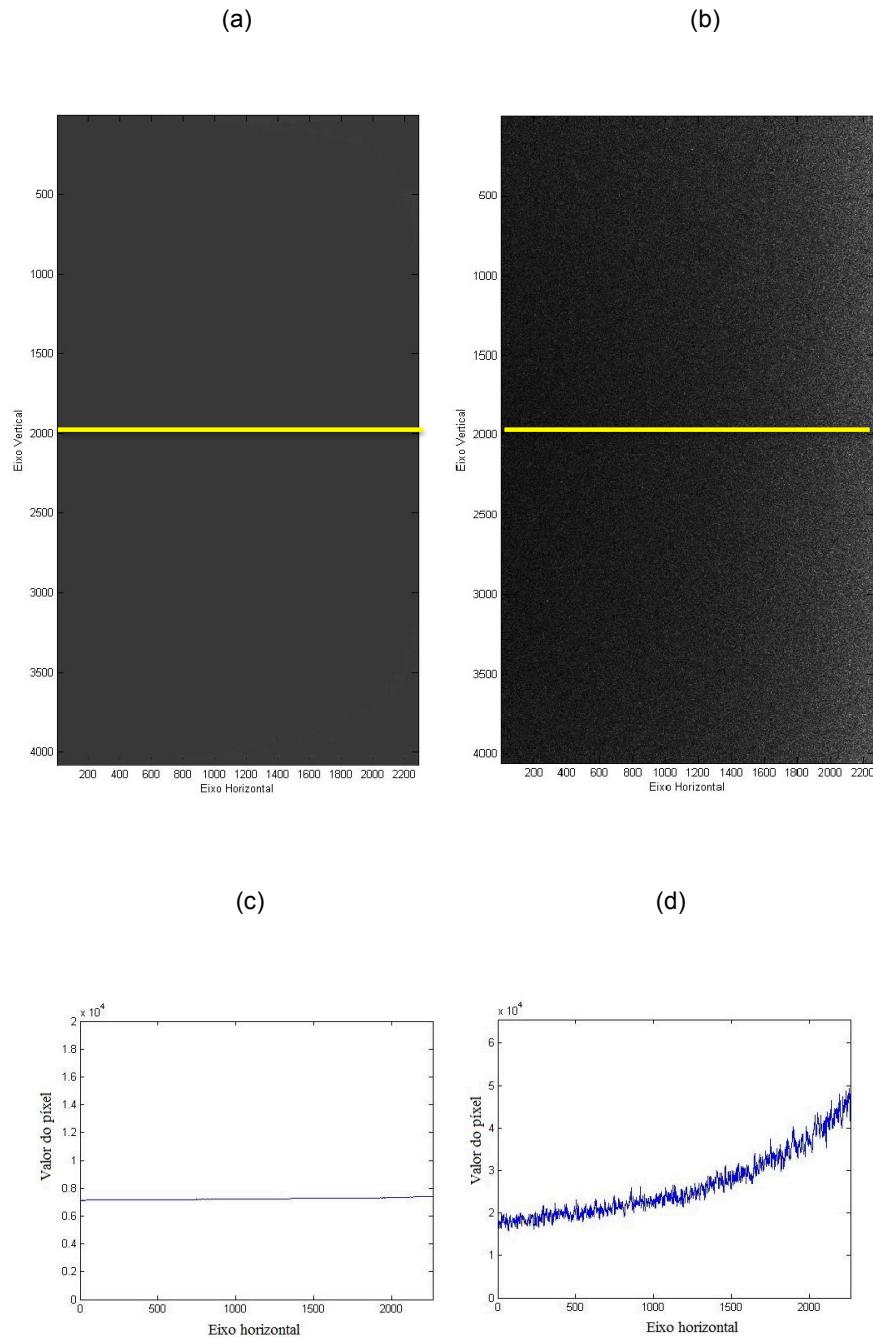


Figura 5 – Imagem demonstrativa da não uniformidade do ruído em imagens mamográficas homogêneas. (a) Demonstração da média local da imagem. (b) Demonstração da razão entre variância e média local.(c) Perfil radiométrico do traço amarelo da figura (a). (d) Perfil radiométrico da figura (b).

2.2.3 Ruído na imagem mamográfica x Dose de radiação

Como dito na seção 2.2.2, o ruído quântico presente em uma imagem é inversamente proporcional à dose utilizada para gera-la. Então, na implementação clínica, é fundamental usar o nível apropriado de radiação para a aplicação em questão. De um lado, uma dose alta irá diminuir o ruído da imagem, mas poderá incidir uma radiação desnecessária no paciente. De outro, uma radiação baixa irá diminuir o *SNR* da imagem e consequentemente poderá apresentar informações imprecisas (Samei 2007).

Para retratar este problema, E. Samei propôs uma análise direta: reduziu-se a quantidade de dose para 50% e 25% e analisou o impacto que isso teria na detecção e discriminação correta de microcalcificações e massas (Samei 2007). A conclusão foi que a porcentagem de acertos de detecção e discriminação foi de 83% com a dose normal, 78% com metade da dose e 62% com um quarto da dose. Dessa forma, torna-se viável uma redução na dose de radiação, se acompanhada com um processamento posterior à aquisição que mantenha a precisão próxima a precisão da dose normal.

3 Restauração de imagens

Este capítulo tem como objetivo apresentar conceitos básicos de degradação da imagem e alguns métodos de restauração.

3.1 Ruído em uma imagem

Uma imagem é definida como uma função bidimensional, $f(x,y)$, onde x e y são coordenadas espaciais, e a amplitude de f em qualquer par de coordenadas (x,y) é chamada de intensidade. Em uma imagem digital, tanto os valores de x e y quanto os de f são discretos e finitos (Gonzales 2009).

Ao se fazer a aquisição da imagem, assim como é feito na mamografia digital, utiliza-se, sensores e sistemas que não são ideais, comprometendo a veracidade dos dados e causando uma degradação na imagem resultante e adição de ruído (Gonzales 2009).

O seguinte modelo descreve o processo de degradação sofrido por uma imagem durante o processo de aquisição:

$$g(x,y) = f(x,y) * h(x,y) + n(x,y), \quad (3.1)$$

onde $g(x,y)$ é a imagem degradada, $f(x,y)$ é a imagem inicial, $h(x,y)$ é a função de degradação, $n(x,y)$ é o ruído aditivo e o operador '*' indica convolução. Assim, o objetivo de uma restauração é obter uma $\hat{f}(x,y)$ o mais próximo possível da imagem original $f(x,y)$. Então, precisam-se obter informações a respeito de h e n para se chegar cada vez mais próximo do sinal original. Na figura abaixo, é mostrado o modelo dos dois processos citados (degradação e restauração) (Gonzales 2009).

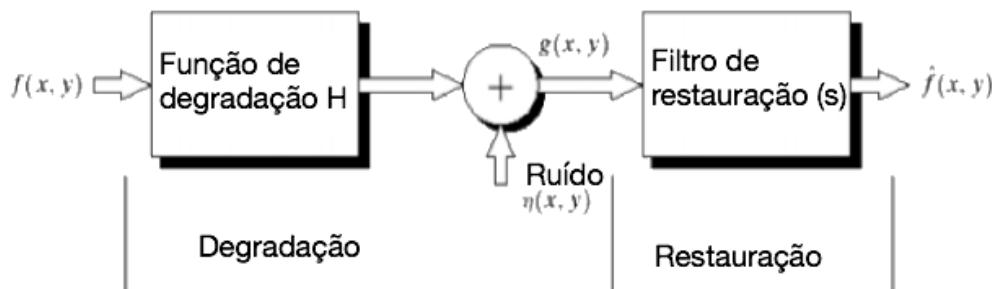


Figura 6 – Modelo clássico que representa o processo de aquisição e restauração de uma imagem.

3.2 Restauração na presença de ruído

Nesta seção, serão apresentados os filtros de média e de Wiener, além da Transformada de Anscombe e o método de Rabbani, que são utilizados neste trabalho.

3.2.1 Filtro de média

O filtro de média é uma maneira simples de remoção de ruído. É um filtro passa-baixas que retira as componentes de frequência mais alta da imagem, que são em grande parte responsáveis pelo ruído. Porém, as frequências altas também são responsáveis pelas regiões de maior detalhamento das imagens, ocorrendo o *blurring* (borramento) da imagem, principalmente quando a janela escolhida é grande em relação às formações da imagem. Dessa forma, apesar de o filtro de média suavizar a imagem, ele não é indicado para imagens mamográficas onde se necessita atentar aos menores detalhes da imagem para detectar a presença de microcalcificações. Esse efeito pode ser visto na imagem 512x512 a seguir, corrompida por ruído gaussiano (Figura 7(a)). Nota-se que depois de processada por um filtro de média com janela 7x7 (Figura 7(b)) a janela fica sem ruído aparente, porém borrada.



Figura 7 - (a) Imagem da Lenna corrompida por ruído Gaussiano com $\sigma = 1$. (b) Imagem do item (a) filtrada com filtro de média.

3.2.2 Filtro de Wiener

Considere a filtragem de imagens corrompidas por ruído branco Gaussiano, independente do sinal. Pode-se modelar este problema pela seguinte equação:

$$s(x, y) = z(x, y) + n(x, y) \quad (3.2)$$

onde $s(x, y)$ é o sinal ruidoso, $z(x, y)$ é a imagem sem ruído e $n(x, y)$ é o ruído aditivo. O objetivo de um filtro de Wiener é recuperar o sinal de $s(x, y)$ e obter uma estimativa $\hat{z}(x, y)$ de $z(x, y)$ que minimiza o *mean squared error* (MSE),

$$MSE(\hat{z}) = \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N (\hat{z}(x, y) - z(x, y))^2 \quad (3.3)$$

onde N é o número de elementos em $z(x, y)$.

O filtro de Wiener incorpora tanto a função de degradação quanto características estatísticas do ruído no processo de restauração. Sua forma é a seguinte (Gonzales 2009):

$$\hat{z}(x, y) = \frac{\sigma_z^2(x, y)}{\sigma_z^2(x, y) + \sigma_n^2(x, y)} [s(x, y) - \mu_z(x, y)] + \mu_z(x, y) \quad (3.4)$$

onde:

$s(x, y)$: sinal a ser processado;

$\mu_z(x, y)$: média da estimativa do sinal;

$\sigma_z(x, y)$: variância da estimativa do sinal;

$\sigma_n(x, y)$: estimativa da variância do ruído.

Para o filtro de Wiener ser o filtro linear ótimo com relação ao *MSE*, a variância do ruído σ_n deve ser o mais estável possível. Por isso, faz-se necessário uma transformação do sinal que faça essa estabilização.

3.2.3 Transformada de Anscombe

A transformada de Anscombe é uma transformação que converte uma variável randômica com uma distribuição de Poisson em uma variável com distribuição Gaussiana. Esta transformada é amplamente utilizada em imagens criadas por absorção de fótons, por serem atingidas por ruído de Poisson no processo de aquisição. O objetivo é estabilizar a variância transformando um ruído não aditivo em um ruído aditivo. Desta forma, podem-se aplicar algoritmos de filtragem criados para ruído gaussiano em cima do sinal com ruído Poisson, que foi transformado. Para obter a imagem filtrada, aplica-se a transformada inversa de Anscombe (Foi 2011).

A definição da transformada direta é (Anscombe 1948):

$$f(x, y) = 2 \sqrt{(g(x, y) + \frac{3}{8})} \quad (3.5)$$

Que também pode ser representado pelo seguinte modelo aditivo:

$$f(x, y) = \left(2 \sqrt{r(x, y) + \frac{1}{8}} \right) + v(x, y) \quad (3.6)$$

onde $r(x, y)$ é o valor esperado e $v(x, y)$ é o termo aditivo, que é independente do sinal $s(x, y)$ e tem uma distribuição que pode ser aproximada à Gaussiana. Após realizar esse processo, o termo $v(x, y)$ conterá toda a informação aditiva: o ruído quântico convertido para ruído Gaussiano, e o ruído branco eletrônico, presente pelo processo de digitalização. Então, pode-se agir sobre a $f(x, y)$ com alguma técnica conhecida de filtragem (Romualdo 2013).

A transformada inversa algébrica de Anscombe é descrita por (Anscombe 1948) :

$$g(x, y) = \frac{f(x, y)}{4} - \frac{1}{8} \quad (3.7)$$

Porém, a transformada inversa algébrica possui um viés para valores baixos de média (Anscombe 1948). Várias aplicações da transformada de Anscombe possuem valores de limite de contagem baixos e necessitam que a transformada inversa seja exata. Em (Makitalo 2011) é proposta uma nova versão não-linear da transformada inversa de Anscombe, que foi utilizada neste trabalho. Essa nova versão é inviesada também para baixos valores de média.

A Figura 8 abaixo demonstra o desvio padrão da transformada de Anscombe em função da média m . Pode-se notar que para altos valores de m , seu desvio padrão, e consequentemente sua variância permanecem constantes.

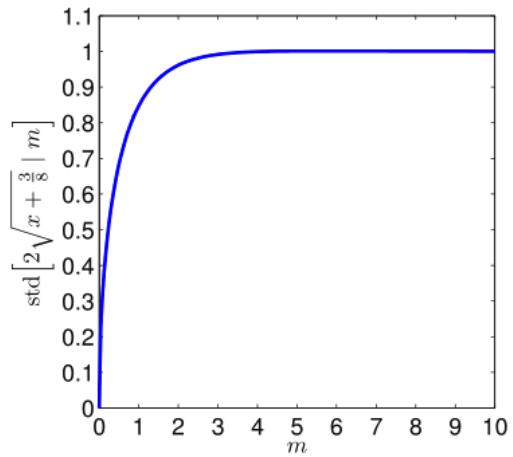
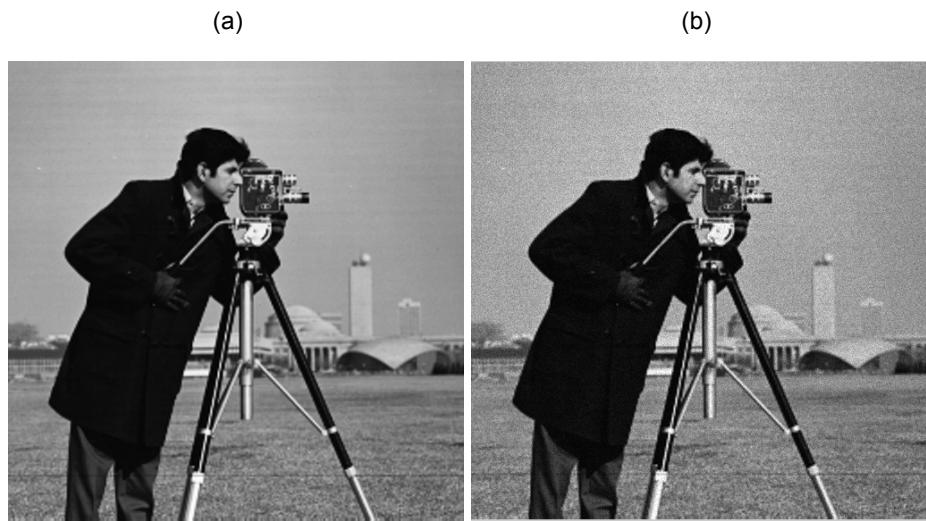


Figura 8 - Desvio Padrão da transformada de Anscombe em função da média m
(Tampere Univ. Technology 2011).

Para mostrar o efeito que a transformada de Anscombe provoca em uma imagem, considera-se a imagem do *cameraman* (Figura 9 (a)). Usando o MATLAB, insere-se ruído sintético de Poisson sobre ela (Figura 9(b)) e calcula-se a imagem residual (diferença entre a imagem ruidosa e a imagem sem ruído), que está representada na Figura 9(c). Finalmente, a imagem ruidosa é passada para o domínio de Anscombe e também se calcula a imagem residual (Figura 9(d)).



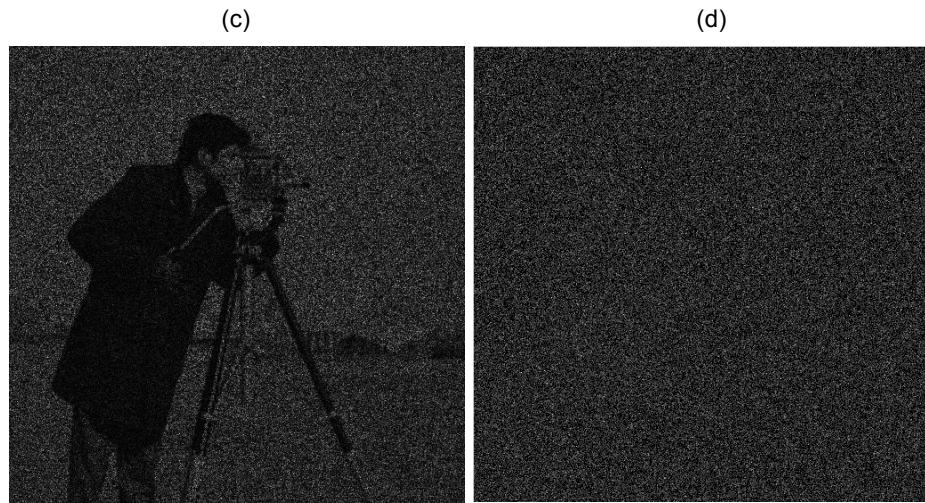


Figura 9 - Demonstração do funcionamento da transformada de Anscombe. (a) Imagem do cameraman. (b) Imagem do cameraman com ruído de Poisson. (c) Imagem residual do cameraman no espaço. (d) Imagem residual no domínio de Anscombe.

A diferença entre as imagens residuais fora e dentro do domínio de Anscombe é bem clara. O ruído da imagem no domínio de Anscombe pode ser considerado aditivo e independente do sinal, diferentemente da imagem no espaço.

Como explicado anteriormente, as imagens mamográficas possuem ruído ligeiramente diferente do ruído Poisson analisado na imagem anterior. Dessa maneira, a transformada de Anscombe se comporta de uma maneira diferente. Ela não estabiliza a variância em 1, ela irá estabilizar em um valor menor que um, dependente das características dos detectores. Esse efeito é amostrado na Figura 10, seguindo os mesmos passos da imagem do *cameraman*.

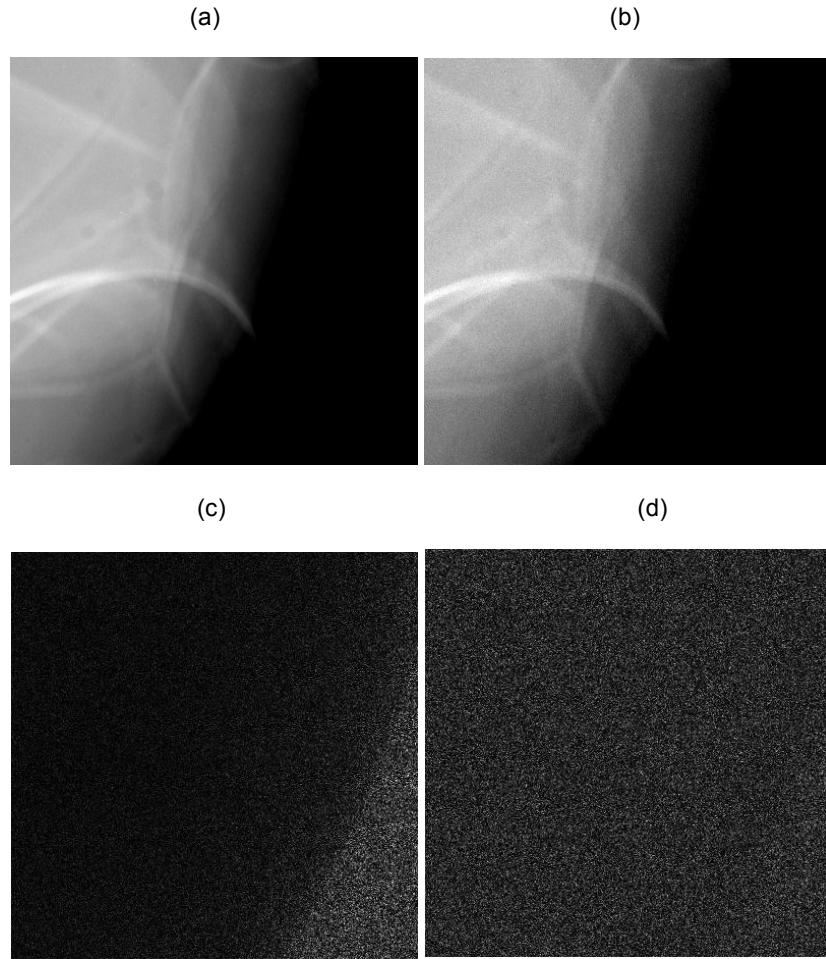


Figura 10 - Demonstração do funcionamento da transformada de Anscombe. (a) Imagem mamográfica (sem ruído). (b) Imagem mamográfica com 50% da dose. (c) Imagem residual no espaço. (d) Imagem residual no domínio de Anscombe.

3.2.4 Método de Rabanni

O filtro de Wiener necessita de uma estimativa inicial do sinal. A suposição de que um pixel possui interdependência com seus vizinhos viabiliza a utilização de estatística local para essa estimativa. Em geral, dois requisitos devem ser satisfeitos para se obter a melhor escolha: a vizinhança A_{ij} deve ser relativamente homogênea, ou seja, caracteriza fielmente o pixel em questão, e ela também deve ser grande o bastante para resultar em uma estimativa estável. O problema é que a obediência de um requisito pode resultar na desobediência do outro (Rabbani 1998). Numa tentativa de obedecer a ambos os requisitos, o método descrito na seção a seguir foi proposto por Rabbani, para encontrar a melhor escolha para estimativa da média do sinal $\mu_z(x, y)$ e variância do sinal $\sigma_z(x, y)$

Primeiramente A_{ij} é escolhida como uma janela $5x5$ em volta do pixel a ser processado (Rabbani 1998). Um parâmetro α é então definido por:

$$\alpha(x, y) = \frac{\hat{\sigma}_r^2(x, y)}{\sigma_g^2(x, y)} \quad (3.8)$$

onde $\hat{\sigma}_r^2(x, y)$ é a variância da estimativa preliminar do sinal no domínio espacial e $\sigma_g^2(x, y)$ é a variância da imagem degradada no domínio espacial, para a janela $5x5$ estipulada (Romualdo 2013).

O parâmetro $\alpha(x, y)$ está no intervalo $(0,1)$ e é uma medida relativa de atividade de sinal (variância) versus variância do ruído. Valores perto de 0 correspondem a regiões de valores de pixel mais constantes, enquanto que valores próximos de 1 correspondem a regiões com bordas ou com bastante detalhe. A adaptação da janela é baseada no valor de $\alpha(x, y)$: i) se $t_1 < \alpha < t_2$, a atividade de sinal é moderada e as estatísticas locais são extraídas usando a janela $5x5$; ii) se $\alpha < t_1$, possivelmente o pixel está numa área de intensidade relativamente constante, então a janela é aumentada para $7x7$; iii) se $\alpha > t_2$, uma possível borda foi encontrada, então um conjunto de operações (explicadas a seguir) para definir se temos uma borda e sua direção de maior gradiente da região são executadas.

Primeiramente, calculam-se as médias das subáreas M_1 e M_2 definidas na Figura 11(a), pois a relação $|M_1 - M_2|$ é um bom indicador de gradiente. Faz-se esses cálculos nas quatro principais direções (norte – sul, leste - oeste, nordeste - sudoeste e noroeste – sudeste). Dessa forma, a orientação da borda é determinada pela direção de maior gradiente. Ou seja, se a direção norte – sul, por exemplo, for escolhida, a borda escolhida é ortogonal a essa direção. Para confirmar que realmente existe uma borda nessa direção, e não é apenas uma região de sinal muito ativo, a seguinte operação é realizada, representada na Figura 11(b), supondo a região norte-sul sendo de maior gradiente:

$$r = \frac{|M_1 - M| - |M_2|}{|M_1 - M_2|} \quad (3.9)$$

Se $|r| < T$, os resultados são duvidosos e possivelmente essa janela representa apenas uma região de alta variância do sinal. Dessa forma, a janela é reduzida para $3x3$ com o intuito de borrar menos a imagem. Se $|r| > T$, muito provavelmente trata-se de uma borda. Assim, escolhe-se entre M_n e M_s qual tem o valor mais próximo de M , sendo usado, junto com sua variância, como parâmetros para o filtro de Wiener (Rabbani 1998).

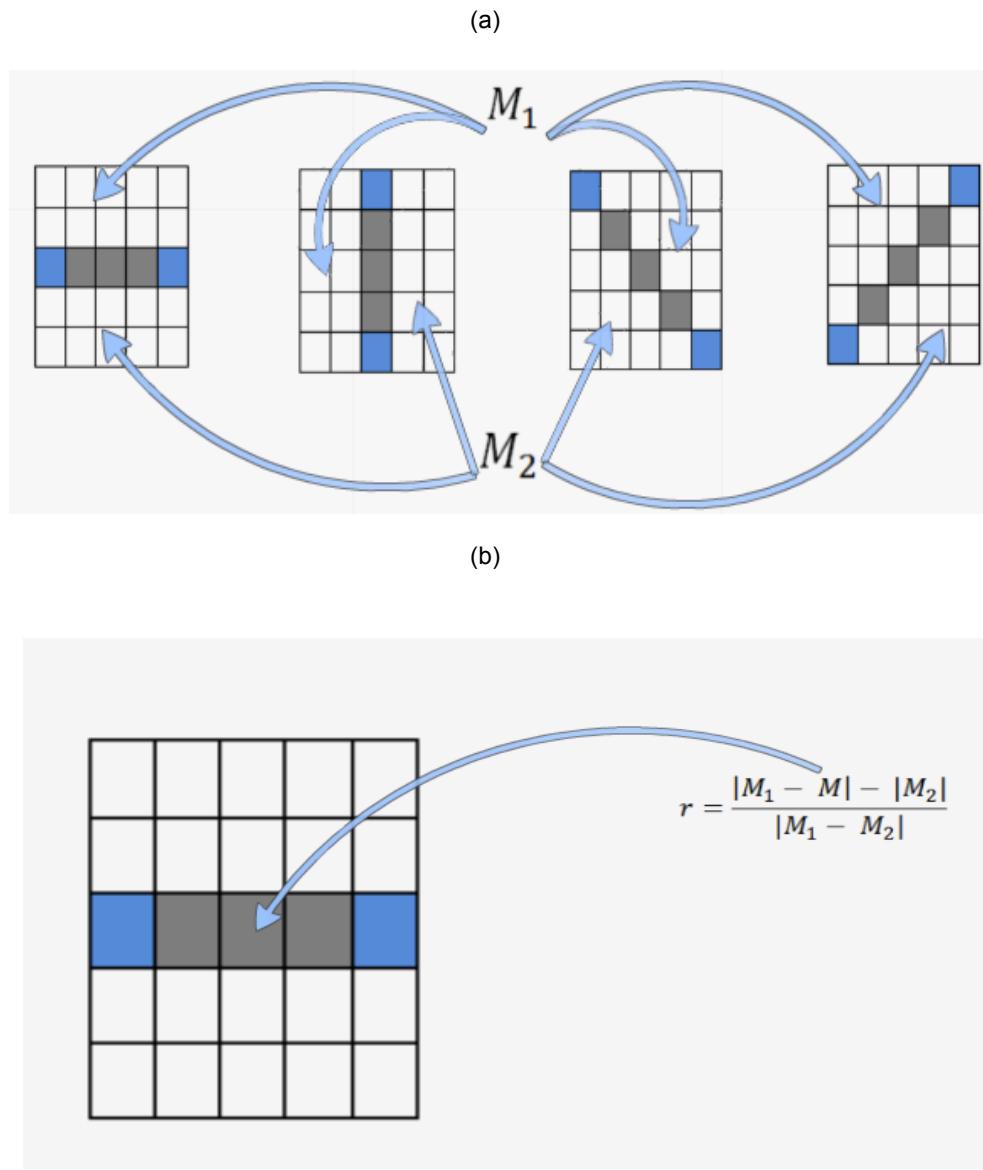


Figura 11: Janela demonstrativa para o cálculo da janela do método de Rabbani:
 (a) Quatro direções aonde o gradiente é calculado. (b) Cálculo de confirmação de borda para região onde a direção norte-sul é a de maior gradiente.

4 Materiais e Métodos

Este capítulo tem como objetivo apresentar materiais, métodos de validação e métodos de processamento utilizados na realização deste trabalho.

4.1 Materiais

O banco de imagens utilizado neste trabalho é dividido em dois grupos: imagens sintéticas e imagens de phantom real.

4.1.1 Imagens sintéticas

Com o objetivo de visualizar melhor o efeito que os algoritmos usados neste trabalho propõem, alguns testes foram realizados utilizando a imagem do *cameraman* (Figura 12(a)) com ruído sintético de inserido pelo MATLAB. Para simular o efeito decorrente da redução de dose nas imagens mamográficas, foram realizadas as seguintes transformações na imagem do *cameraman*:

1. Insere-se ruído de Poisson na imagem sem ruído do *cameraman*. Essa imagem será a referência (Figura 12(b));
2. Também na imagem sem ruído, multiplica-se a intensidade dos pixels pelo fator de dose (0.5 para a de 50%, 0.7 para a de 70% e 0.85 para a de 85%). Assim, insere-se o ruído de Poisson na imagem escalada. A imagem será processada após realização desta etapa;
3. Depois de filtrar as imagens, com o intuito de comparar imagens de doses diferentes, divide-se a imagem obtida no passo 2 pelo fator de dose novamente.

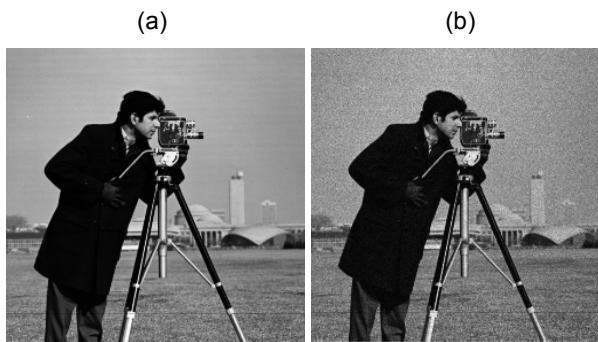


Figura 12 - Processo de inserção de ruído para simular redução de "dose" nas imagens do *cameraman*. (a) Imagem sem ruído. (b) Imagem escalada com ruído.

4.1.1 Imagens de phantom real

Visto a impossibilidade de expor pacientes várias vezes a diferentes doses de radiação ionizante, pelos motivos citados na introdução deste texto, fica clara a necessidade de algo que possa simular fielmente a imagem de uma mamografia digital. Para isso, utilizam-se imagens de um phantom antropomórfico desenvolvido na *University of Pennsylvania* (Bakit 2011). Esse phantom simula uma mama real com excepcional realismo, incluindo tecidos adiposos e fibroglandulares e microcalcificações. Imagens desse phantom foram adquiridas usando um mamógrafo digital com dose de radiação normal (160mAs) e também com doses correspondentes à 85%, 70% e 50% da dose normal. Para simular uma imagem sem ruído, 11 mamografias do phantom com 100% da dose também foram tiradas. Uma imagem representada pela média dessas 11 imagens foi escolhida para ser usada com imagem de referência. A Figura 4 abaixo mostra um exemplo do phantom antropomórfico e sua imagem tirada por um mamógrafo digital. Para coleta dos resultados, utilizou-se uma janela 400x400 proveniente da imagem representada na Figura 13(b), que é uma região com grande número de detalhes.



Figura 13: (a) Exemplo de um phantom antropomórfico desenvolvido na *University of Pennsylvania* ; (b) Imagem do phantom do item (a) tirada de um mamógrafo digital

4.2 Métodos de validação

Este capítulo tem como objetivo apresentar os dois métodos utilizados para validar os resultados deste trabalho: *NNPS* e *Sharpness*.

4.2.1 NNPS

NPS (*Noise Power Spectrum*) é a variância do sinal no domínio de Fourier, ou seja, descrita em função das componentes freqüenciais do sinal. No caso da análise de uma imagem, o NPS é a quantização da variância local de uma imagem digital no domínio de Fourier. É o espectro de potência do ruído de uma imagem (Dobbins III 2000).

Assim, considerando uma imagem, o NPS é descrito pela seguinte equação:

$$NPS(u, v) = \lim_{N_x, N_y, M \rightarrow \infty} \left(\frac{N_x N_y \Delta x \Delta y}{M} \right) \sum_{m=1}^M |F\{I_m(x, y) - S_m(x, y)\}|^2, \quad (4.1)$$

Onde N_x e N_y são as dimensões da janela em questão, Δx e Δy representam o tamanho do pixel da imagem, $S(x, y)$ é uma estrutura padrão do sinal sem componentes estocásticos e M é o número de janelas $N_x \times N_y$ utilizadas para o cálculo. Para imagens, podemos calcular o parâmetro $S(x, y)$ como o valor médio dos pixels na janela.

Segundo Dobbins, pode-se obter o NPS de uma imagem através de procedimentos experimentais. Esses procedimentos serão descritos a seguir, passo a passo:

1º passo: Aquisição de várias exposições, em várias doses, de imagens homogêneas (ou seja, de intensidade homogênea), utilizando o equipamento a ser estudado.;

2º passo: Com essas aquisições em diferentes doses, é possível aplicar uma transformação em que os níveis de intensidade da imagem seja linearmente proporcional à dose na qual a imagem foi adquirida;

3º passo: Divide-se a região de interesse em janelas para aplicar a equação descrita acima.

Como o valor médio do espectro calculado é proporcional ao valor médio dos pixels da imagem, que varia com a dose de radiação, faz-se necessário uma normalização do NPS. Por isso, usa-se o o *NNPS* (*Normalized Noise-Power Spectrum*) representado no plano bidimensional. A equação abaixo, apresenta essa normalização (Borges 2014):

$$NNPS(u, v) = \frac{NPS(u, v)}{L^2} \quad (4.2)$$

onde L é o valor médio da imagem, que varia para cada exposição.

4.2.2 Sharpness

Sharpness é um fator de qualidade de imagem que determina a quantidade de detalhe que uma imagem reproduz. No caso de imagens mamográficas é muito importante medir-se essa métrica, porque o *NNPS* avalia apenas a quantidade de ruído de uma imagem. Ou seja, se uma imagem for excessivamente borrada após ser processada por um filtro, o *NNPS* irá mostrar que o ruído foi eliminado, mas não indicará a quantidade de detalhes que também foi removida. *Sharpness* é definida como a região de transição entre duas cores diferentes, em que elas ainda não estejam bem definidas (He 2009).

Há várias maneiras de se medir *Sharpness* de uma imagem. Nesse trabalho, foi usado o método de Tenengrad, descrito em (He 2009). Sendo $I(x, y)$ a intensidade de um pixel (x, y) . Depois, define-se pesos horizontais e verticais por $w_x(x, y) = [I(x + 1, y) - I(x - 1, y)]^2$ e $w_y(x, y) = [I(x, y + 1) - I(x, y - 1)]^2$. Assim, *Sharpness* é definida por:

$$\text{sharpness}(dB) = 10 * \log \left(\sum_l \sum_c (w_x G_x^2 + w_y G_y^2) \right) \quad (4.3)$$

Onde G_x e G_y são os gradientes horizontal e vertical calculados usando filtro de Sobel, e l e c representam o número total de linhas e colunas. A equação proposta em (He 2009) foi normalizada para ser apresentada em dB , já que a equação original resulta em números muito altos.

Para provar a validade dessas métricas analisadas conjuntamente, pode-se usar a imagem filtrada pelo filtro de média da Figura 7. A Figura 14 representa o gráfico do *NNPS* para a imagem corrompida e a filtrada, enquanto que a Tabela 1 mostra o *Sharpness* para as duas imagens.

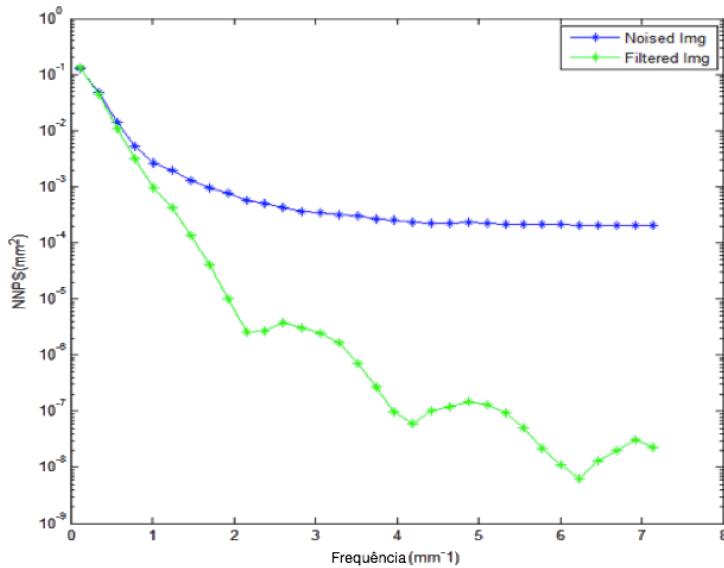


Figura 14 - Gráfico comparativo do NNPS para o filtro de média da imagem da Lenna. A curva azul mostra o NNPS para a imagem ruidosa e a curva verde mostra o NNPS para a imagem filtrada.

Tabela 1 - Tabela de Sharpness para a imagem da Lenna corrompida e filtrada com filtro de média.

Sharpness(dB)	
Imagen Corrompida	118,82
Imagen Filtrada	113,72

Dessa forma, apesar de a imagem filtrada possuir quantidade bem menor de ruído, pode-se notar pela métrica *Sharpness* que muita informação sobre a imagem é perdida.

4.3 Métodos de Processamento

O método de filtragem principal utilizado neste trabalho é o filtro de Wiener. Porém, para adequá-lo ao tipo de ruído presente nas imagens mamográficas, alguns métodos de pós- e pré-processamento são adicionados. O esquemático da Figura 15 mostra as etapas do processo como um todo. O objetivo do método é sempre deixar a imagem processada o mais próximo possível da imagem com 100% da dose.

4.3.1 Passo a passo do novo método

Segue o passo a passo do novo método, desde a aquisição de imagens da mamografia até o fim do processamento:

1. Primeiramente, adquire-se imagens mamográficas digitais com dose reduzida (85%, 70% e 50% da dose) utilizando o phantom antropomórfico;
2. Antes de as imagens serem processadas, há duas correções que devem ser feitas para que possam ser comparadas posteriormente. Essas correções são:
 - **Correção de fator de dose:** como a incidência de pixels sobre o paciente é proporcional à dose de radiação que ele irá receber, é preciso que se corrijam os valores de pixel da imagem de dose reduzida de forma que sua média seja igual a média da imagem de 100%. Por exemplo, se a imagem em questão tiver 50% da dose normal, o fator de dose será aproximadamente 2;
 - **Correção de offset:** os detectores que acusam o recebimento de fótons e formam a imagem radiográfica irão possuir um valor inicial mesmo se nenhum fóton incidir sobre ele.

As duas correções juntas resultam na seguinte equação:

$$im_n(x, y) = (im(x, y) - offset) * \left(\frac{mean(im100)}{mean(im)} \right) + offset \quad (4.4)$$

sendo que:

im(x, y): intensidade do pixel da imagem com dose reduzida a ser processada;

offset: valor inicial lido inerente ao detector utilizado;

mean(im100): média dos pixels da imagem com 100% da dose;

mean(im): média dos pixels da imagem com dose reduzida.

3. Depois de corrigida, a imagem será utilizada para o cálculo do parâmetro α do método de Rabanni. A mesma imagem também sofre a transformação de Anscombe para estabilizar a variação do ruído, já que o filtro de Wiener é projetado para trabalhar com ruído independente do sinal.
4. Já no domínio de Anscombe, utiliza-se o método de Rabanni (com o α calculado no passo anterior) para definir as melhores escolhas de janela de cada pixel, calculando a variância e média do sinal nessas janelas. Os parâmetros para o método de Rabanni foram escolhidos empiricamente e são: $t_1 = 0,2$, $t_2 = 0,4$ e $T = 0,6$. Como a transformada de Anscombe não estabiliza a imagem como um todo, a nova proposta é, utilizando a média e

a janela calculada pelo método de Rabbani, calcular também uma estimativa da variância do ruído. Então, temos que:

$$\sigma_n(x, y) = \text{Var}(IM_{window(x,y)} - IM_{mean}(x, y)) \quad (4.5)$$

onde:

$IM_{window(x,y)}$ – é um vetor com a intensidade de todos os pixels da janela escolhida;

$IM_{mean}(x, y)$ – é a média dos valores de pixel da janela escolhida, para o pixel em questão.

Dessa forma, a nova proposta é utilizar uma estimativa para a variância do ruído que seja local, já que para as imagens da mamografia não têm ruído uniforme. Utilizando uma região que represente melhor o pixel em questão, temos uma melhor estimativa da variância do ruído.

5. Depois de estimada todas as variâncias e média, pode-se utilizar a fórmula do filtro de Wiener. Um parâmetro γ é introduzido para controlar a força do filtro, já que para nosso caso, o objetivo não é que todo o sinal seja filtrado, e sim que a imagem com dose reduzida seja o mais próximo possível da imagem com 100% da dose. Então, a fórmula do filtro de Wiener será:

$$\hat{z}(x, y) = \frac{\sigma_z^2(x, y)}{\sigma_z^2(x, y) + \gamma * \sigma_n^2(x, y)} [s(x, y) - \mu_z(x, y)] + \mu_z(x, y) \quad (4.6)$$

O objetivo é fazer com que o processo escale a variância que o filtro de Wiener irá utilizar. Para achar o valor ótimo de γ , utiliza-se o método de ajuste de $NNPS$.

Primeiramente, calcula-se o valor de $NNPS$ para a imagem com 100% da dose. Depois disso, calcula-se o $NNPS$ da imagem processada com o valor de γ dentro de intervalo definido. Finalmente, calcula-se a distância euclidiana entre os vetores representando o $NNPS$ para cada componente de frequência entre a imagem com 100% da dose e a imagem reduzida filtrada. O γ que resulta na menor distância euclidiana é escolhido como parâmetro ótimo. Essa distância será chamada de $EDNN$.

6. Enfim, compara-se a imagem de dose reduzida processada com a imagem de 100% da dose, utilizando também a métrica *Sharpness*.

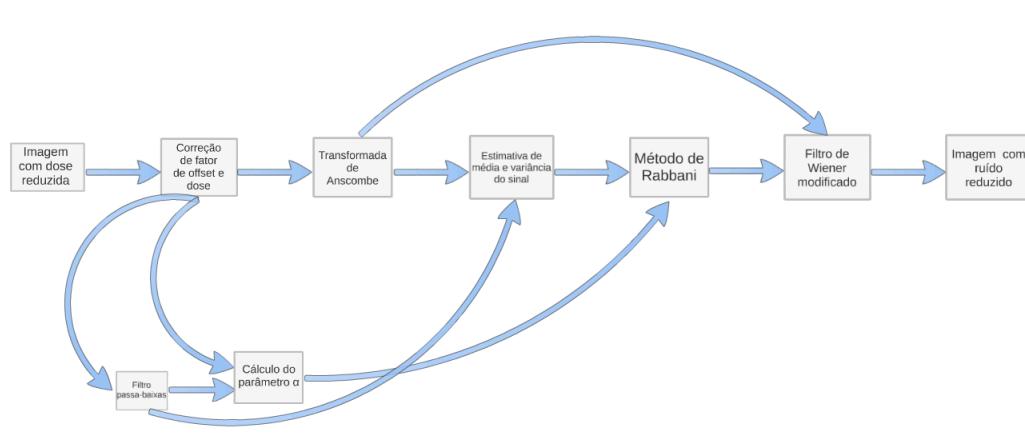


Figura 15 - Esquemático do método proposto.

4.3.2 Filtro de Wiener Adaptativo para imagens mamográficas analógicas

Com o objetivo de comparar a diferença entre ruído Poisson na mamografia analógica e o ruído das imagens de mamografia digital, utilizou-se o Filtro de Wiener Adaptativo proposto em (Romualdo 2013) para o mesmo banco de imagens e comparou-se os resultados. Neste filtro, não há o controle de filtragem e a variância do ruído no domínio de Anscombe é escolhida igual a 1, já que na mamografia analógica não existe a atenuação do sinal pelos detectores. Este filtro será chamado de Filtro de Wiener SF neste trabalho, por ter sido modelado para mamografia analógica (*screen-film*).

5 Resultados

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos em dois tipos de imagens, comparando-se a adaptação proposta à primeira proposta do filtro de Wiener para essa aplicação, descrita em (Romualdo 2013). Para a seção 5.1, onde os métodos serão comparados utilizando imagens sintéticas, a variância do ruído σ_n no domínio de Anscombe, também foi considerada igual a 1, já que o ruído inserido pelo MATLAB é ruído Poisson. A nova estimativa da variação de ruído só será mostrada na seção 5.2, onde as imagens processadas serão imagens mamográficas do *phantom* real.

5.1 Imagens sintéticas

Nesta seção, serão mostrados os resultados para as imagens sintéticas.

5.1.1 Filtro de Wiener SF

Os resultados para as imagens sintéticas utilizando o método descrito em (Romualdo 2013) serão apresentados nesta seção.

5.1.1.1 Imagem sintética com 85% da dose

A filtragem utilizando o filtro de Wiener SF (Romualdo 2013) para a simulação de 85% da dose da imagem do *cameraman* são apresentadas na Figura 16.

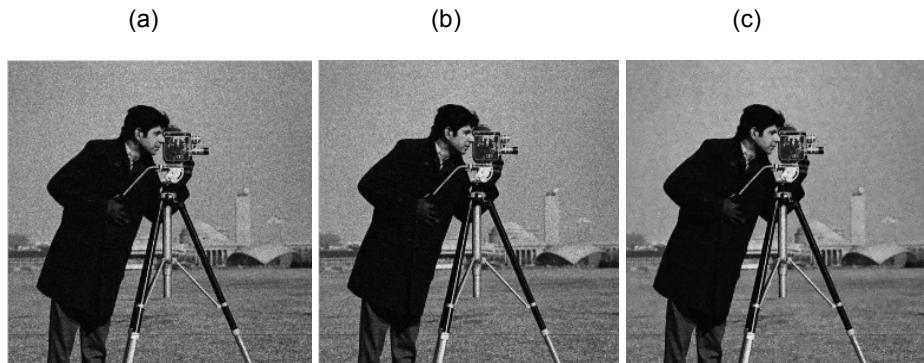


Figura 16 - Filtragem da imagem do *cameraman* com 85% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.

A Figura 17 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 85% de dose do *cameraman*, filtrada com o filtro de Wiener SF.

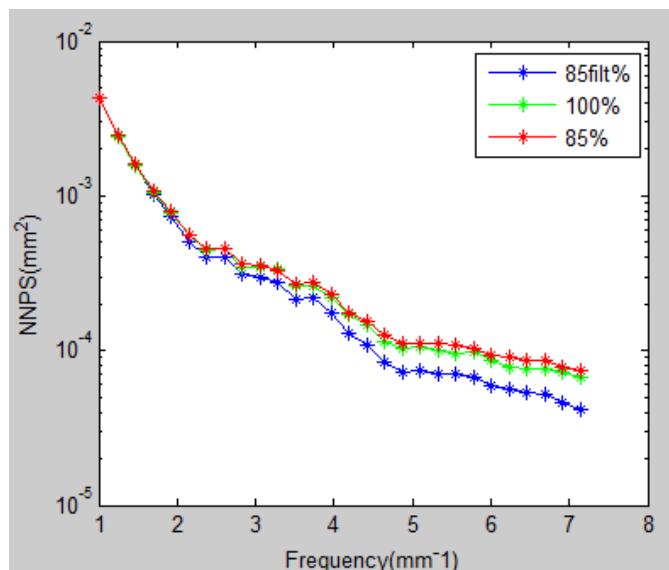


Figura 17 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

A Tabela 2 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 2 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 85% de dose filtrada com filtro de Wiener SF.

Sharpness(dB)	
Imagen 85%	116.93
Imagen 100%	116.92
Imagen 85% filtrada	116.49

5.1.1.2 Imagem sintética com 70% da dose

A filtragem utilizando o filtro de Wiener SF (Romualdo 2013) para a simulação de 70% da dose da imagem do cameraman são apresentadas na Figura 18.

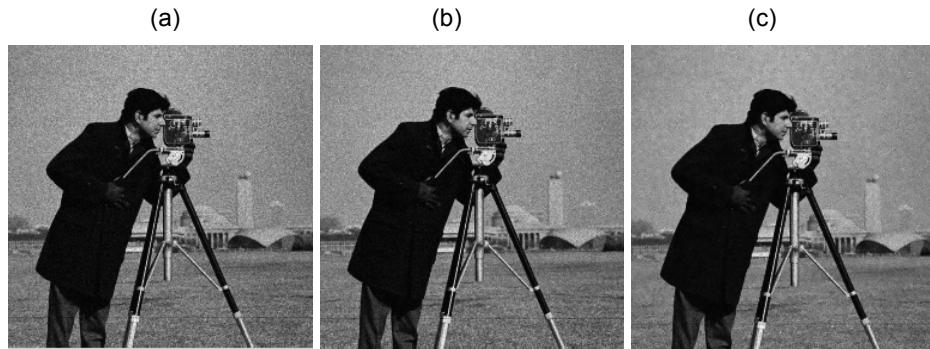


Figura 18 - Filtragem da imagem do cameraman com 70% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.

A Figura 19 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 70% de dose do cameraman, filtrada com o filtro de Wiener SF.

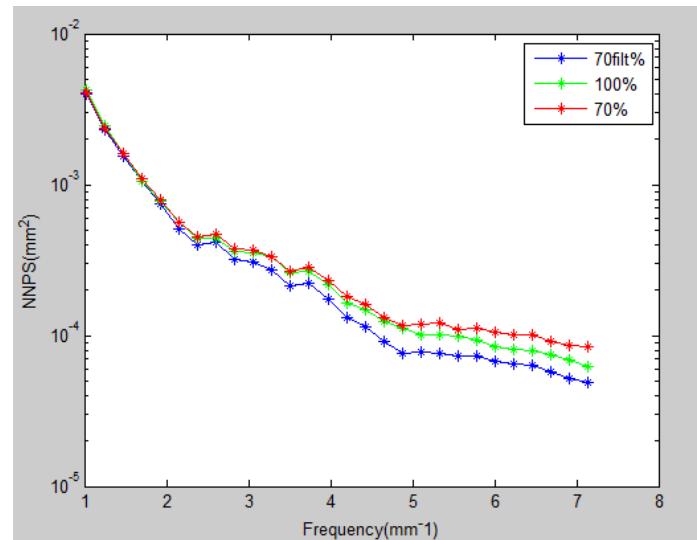


Figura 19 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

A Tabela 3 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 3 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 85% de dose filtrada com filtro de Wiener SF.

Sharpness(dB)	
Imagen 70%	117.12
Imagen 100%	116.96
Imagen 70% filtrada	116.67

5.1.1.3 Imagem sintética com 50% da dose

A filtragem utilizando o filtro de Wiener SF (Romualdo 2013) para a simulação de 50% da dose da imagem do *cameraman* são apresentadas na Figura 20.

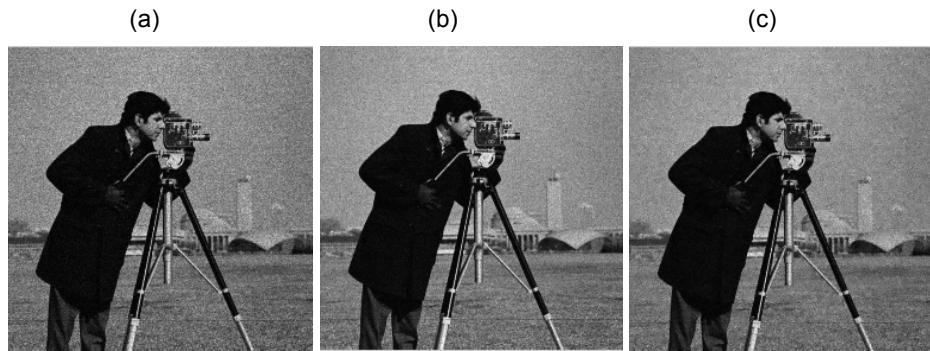


Figura 20 - Filtragem da imagem do cameraman com 50% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.

A Figura 21 abaixo apresenta o gráfico comparativo do *NNPS* para a imagem com 50% de dose do *cameraman*, filtrada com o filtro de Wiener SF.

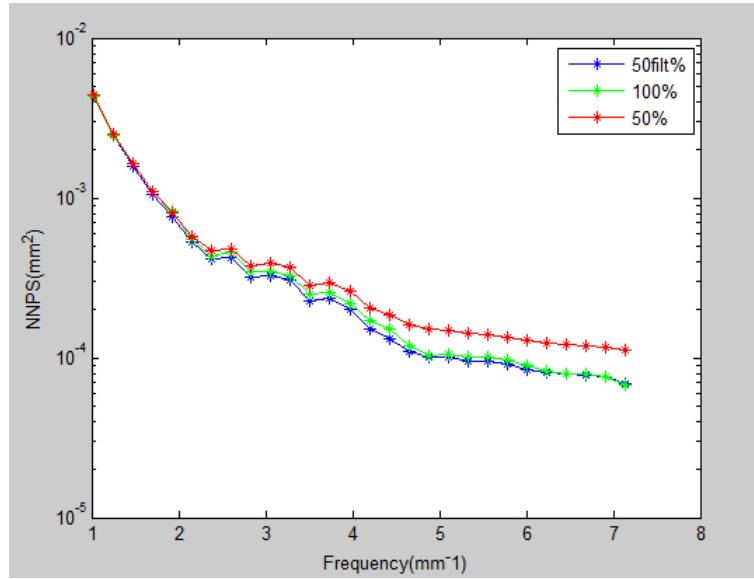


Figura 21 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

A Tabela 4 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 4 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 50% de dose filtrada com filtro de Wiener SF.

Sharpness(dB)	
Imagen 50%	117.41
Imagen 100%	116.92
Imagen 50% filtrada	116.89

5.1.2 Nova proposta do Filtro de Wiener

Os resultados para as imagens sintéticas e imagens mamográficas utilizando o método descrito neste trabalho serão apresentados nesta seção.

5.1.2.1 Imagem sintética com 85% da dose

A figura 22 abaixo representa o gráfico do EDNN em função do parâmetro γ , variando de (0,1), para a imagem do cameraman com 85% de dose, filtrando a imagem com a nova

proposta do filtro de Wiener. Com base nesse gráfico, o parâmetro γ otimizado é 0,38. Então, toda a filtragem para esta seção foi utilizado $\gamma=0,38$.

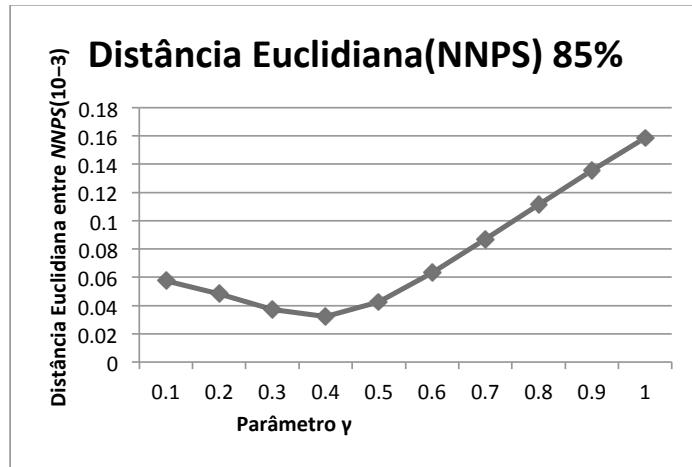


Figura 22 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro γ para a filtragem da imagem do cameraman com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.

A filtragem utilizando a nova proposta do filtro de Wiener para a simulação de 85% da dose da imagem do cameraman são apresentadas na Figura 23.

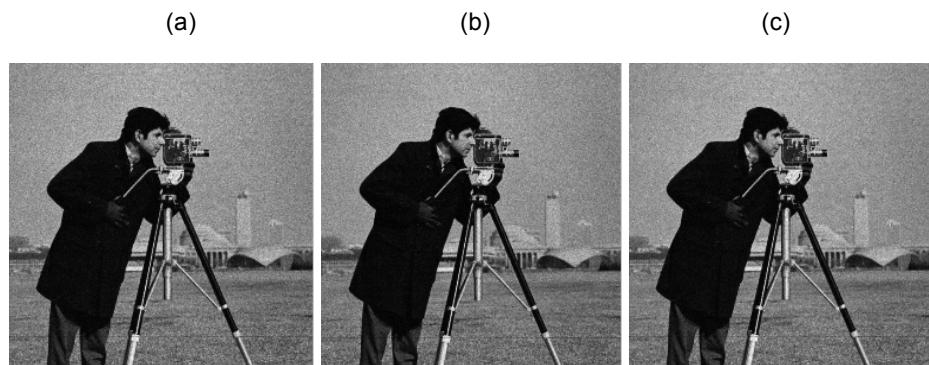


Figura 23 - Filtragem da imagem do cameraman com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.

A Figura 24 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 85% de dose do cameraman, filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

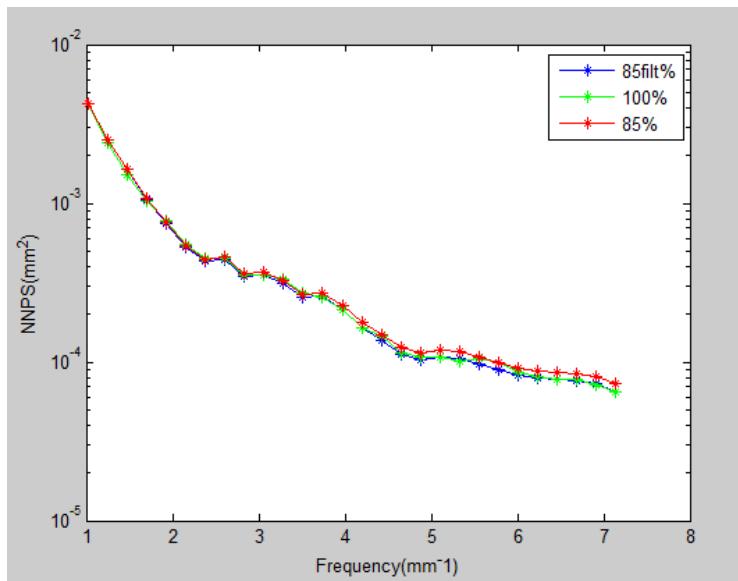


Figura 24 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

A Tabela 5 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 5 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 85% de dose filtrada com a nova proposta para o filtro de Wiener.

Sharpness(dB)	
Imagen 85%	116.99
Imagen 100%	116.94
Imagen 85% filtrada	116.90

5.1.2.2 Imagem sintética com 70% da dose

A figura 25 abaixo representa o gráfico do EDNN em função do parâmetro γ , variando de (0,1), para a imagem do *cameraman* com 70% de dose, filtrando a imagem com a nova proposta do filtro de Wiener. Com base nesse gráfico, o parâmetro γ otimizado é 0,5. Então, toda a filtragem para esta seção foi utilizado $\gamma=0,5$.

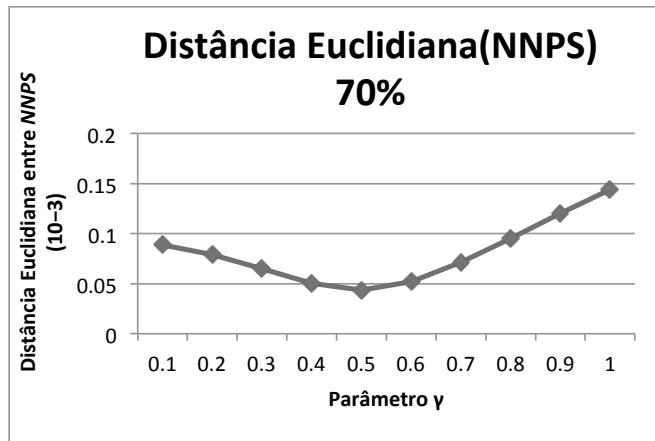


Figura 25 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro γ para a filtragem da imagem do cameraman com 70% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.

A filtragem utilizando a nova proposta do filtro de Wiener para a simulação de 70% da dose da imagem do cameraman são apresentadas na Figura 26.

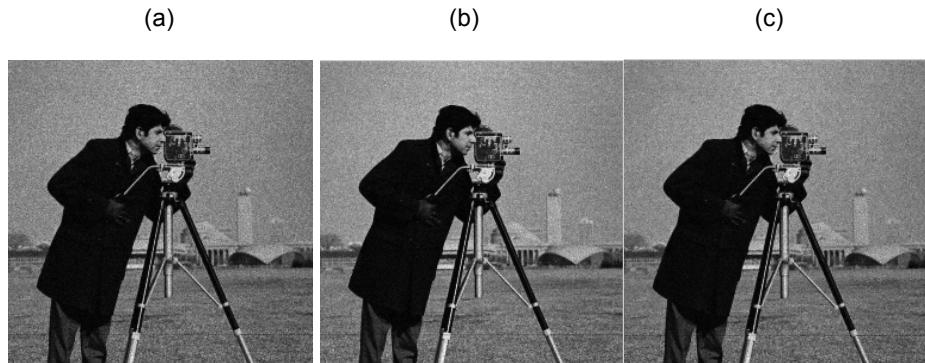


Figura 26 - Filtragem da imagem do cameraman com 70% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.

A Figura 27 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 70% de dose do cameraman, filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

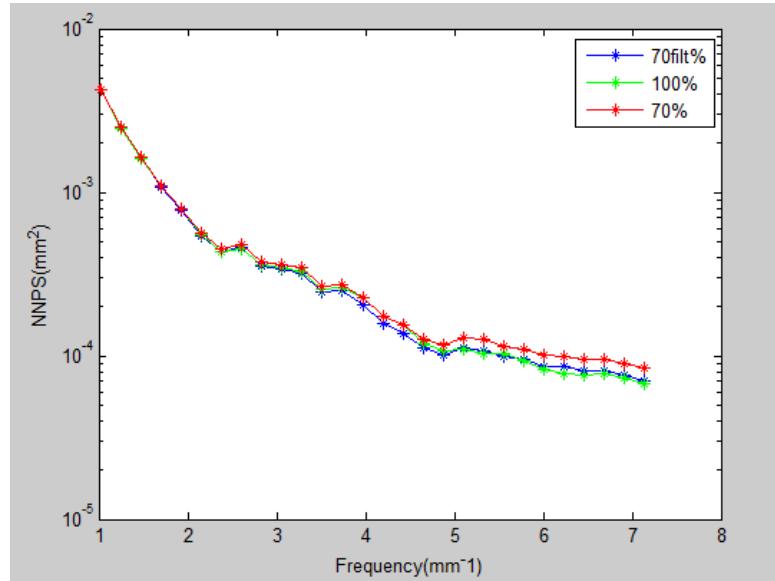


Figura 27 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

A Tabela 6 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 6 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 70% de dose filtrada com a nova proposta para o filtro de Wiener.

Sharpness(dB)	
Imagen 70%	117.10
Imagen 100%	117.00
Imagen 70% filtrada	116.94

5.1.2.3 Imagem sintética com 50% da dose

A figura 28 abaixo representa o gráfico do EDNN em função do parâmetro γ , variando de (0,1), para a imagem do *cameraman* com 85% de dose, filtrando a imagem com a nova proposta do filtro de Wiener. Com base nesse gráfico, o parâmetro γ otimizado é 0,83. Então, toda a filtragem para esta seção foi utilizado $\gamma=0,83$.

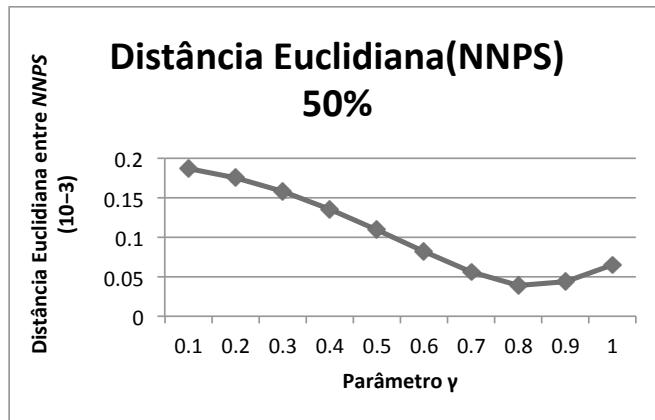


Figura 28 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro y para a filtragem da imagem do cameraman com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.

A filtragem utilizando a nova proposta do filtro de Wiener para a simulação de 50% da dose da imagem do cameraman são apresentadas na Figura 29.

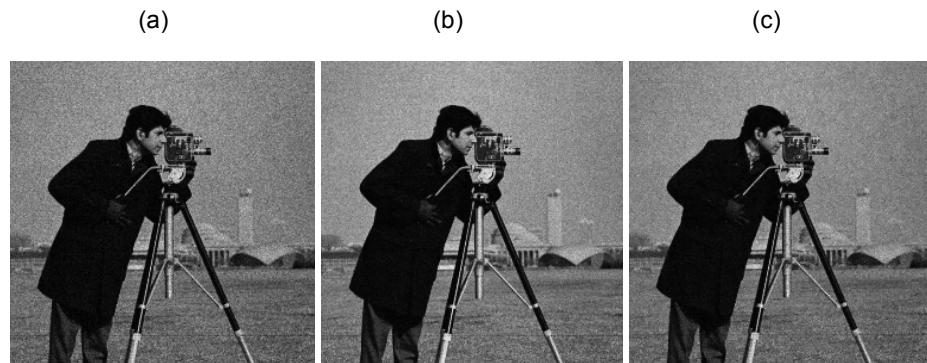


Figura 29 - Filtragem da imagem do cameraman com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.

A Figura 30 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 50% de dose do cameraman, filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

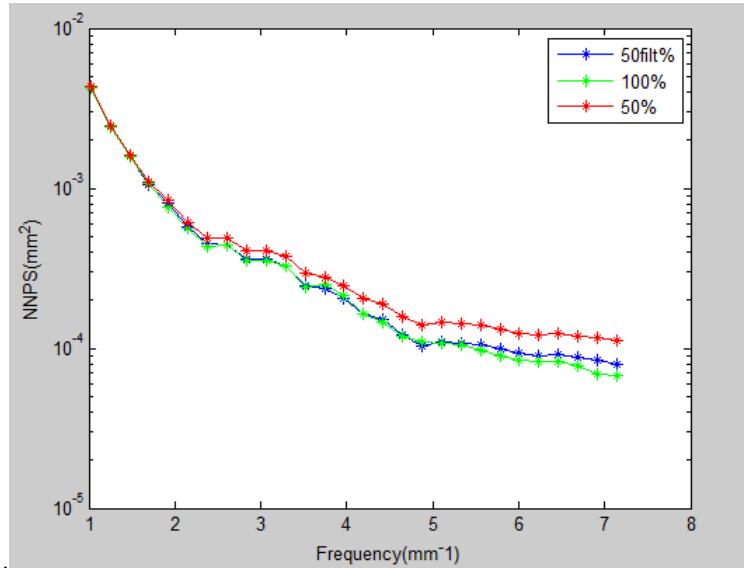


Figura 30 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem do cameraman com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

A Tabela 7 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 7 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem do cameraman com 50% de dose filtrada com a nova proposta para o filtro de Wiener.

Sharpness(dB)	
Imagen 50%	117.35
Imagen 100%	116.91
Imagen 50% filtrada	116.97

5.2 Imagens de phantom real

Nesta seção, serão mostrados os resultados para as imagens de phantom real.

5.2.1 Filtro de Wiener SF

Os resultados para as imagens de *phantom* real utilizando o método descrito em (Romualdo 2013) serão apresentados nesta seção.

5.2.1.1 Imagem de phantom com 85% da dose

A filtragem utilizando o filtro de Wiener SF (Romualdo 2013) para a imagem mamográfica com 85% da dose são apresentadas na Figura 31.

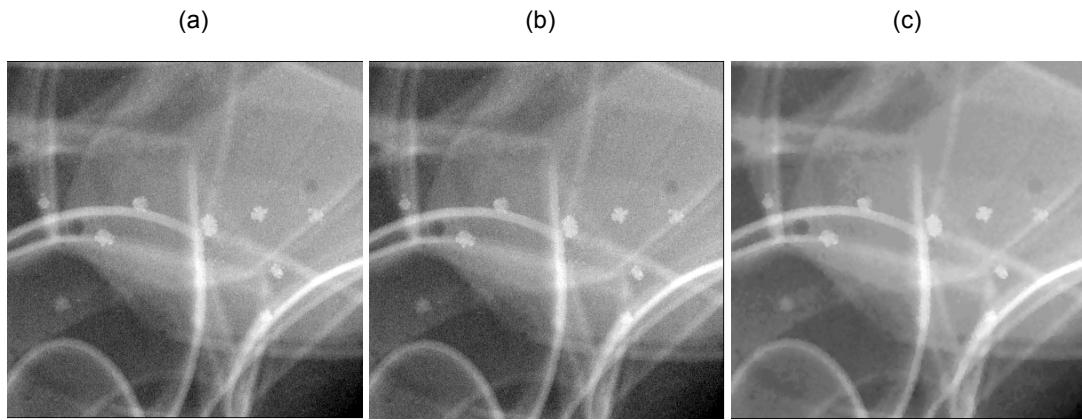


Figura 31 - Filtragem da imagem mamográfica com 85% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.

A Figura 32 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 85% de dose da imagem mamográfica, filtrada com o filtro de Wiener SF.

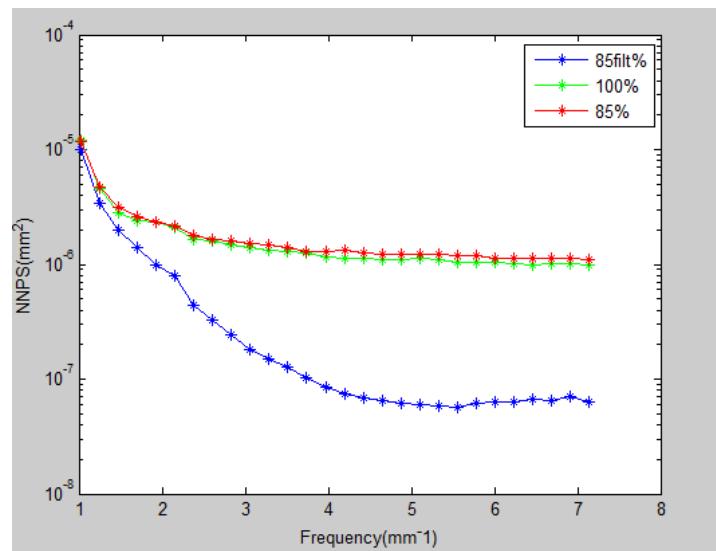


Figura 32 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

A Tabela 8 a seguir mostra o *Sharpness* para as três imagens representadas no gráfico de *EDNN* acima.

Tabela 8 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 85% de dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

Sharpness(dB)	
Imagen 85%	99.44
Imagen 100%	98.81
Imagen 85% filtrada	91.53

5.2.1.2 Imagem de phantom com 70% da dose

A filtragem utilizando o filtro de Wiener SF (Romualdo 2013) para a imagem mamográfica com 70% da dose são apresentadas na Figura 33.

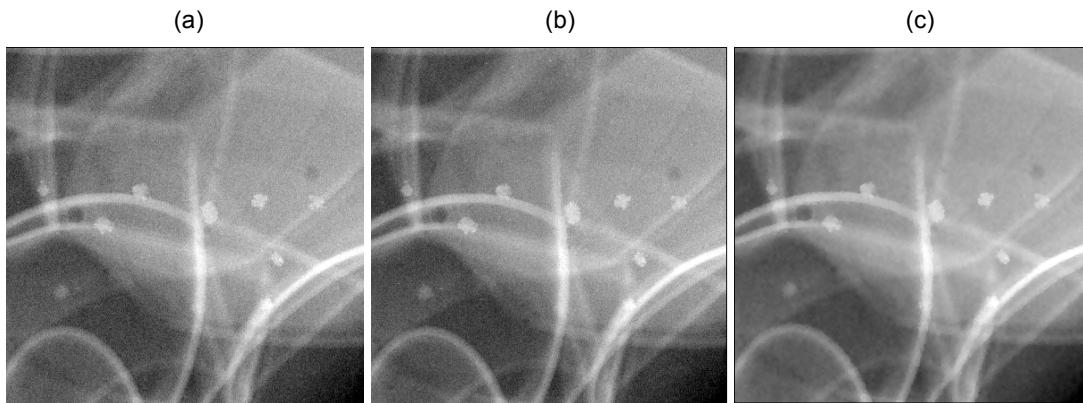


Figura 33 - Filtragem da imagem mamográfica com 70% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.

A Figura 34 abaixo apresenta o gráfico comparativo do *NNPS* para a imagem com 70% de dose da imagem mamográfica, filtrada com o filtro de Wiener SF.

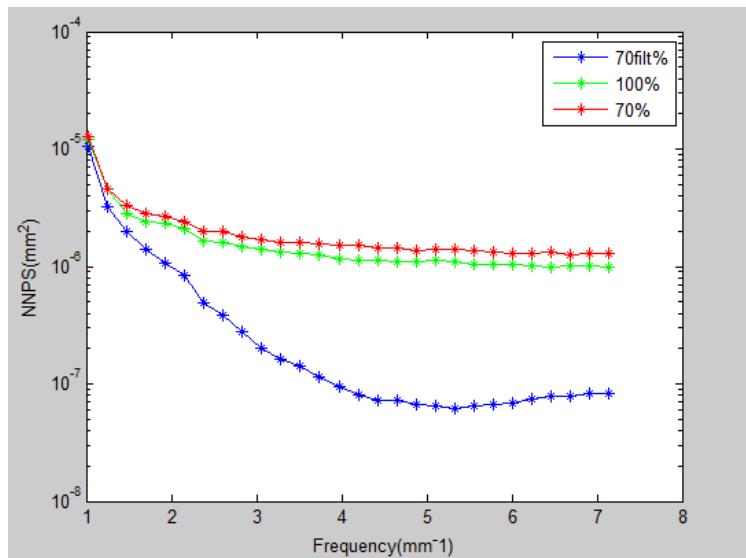


Figura 34 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

A Tabela 9 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 9 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 70% de dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

Sharpness(dB)	
Imagen 70%	100.48
Imagen 100%	98.81
Imagen 70% filtrada	91.74

5.2.1.3 Imagem de phantom com 50% da dose

A filtragem utilizando o filtro de Wiener SF (Romualdo 2013) para a imagem mamográfica com 50% da dose são apresentadas na Figura 35.

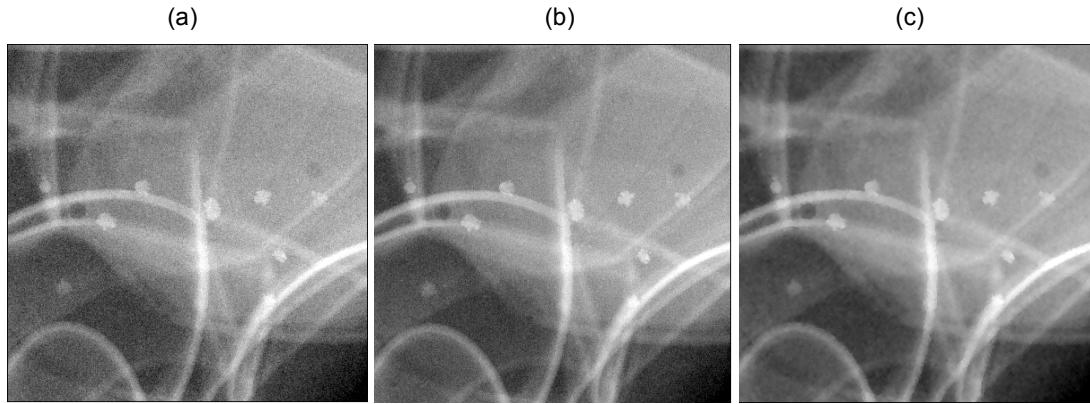


Figura 35 - Filtragem da imagem mamográfica com 50% da dose utilizando a proposta do filtro de Wiener SF. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.

A Figura 36 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 50% de dose da imagem mamográfica, filtrada com o filtro de Wiener SF.

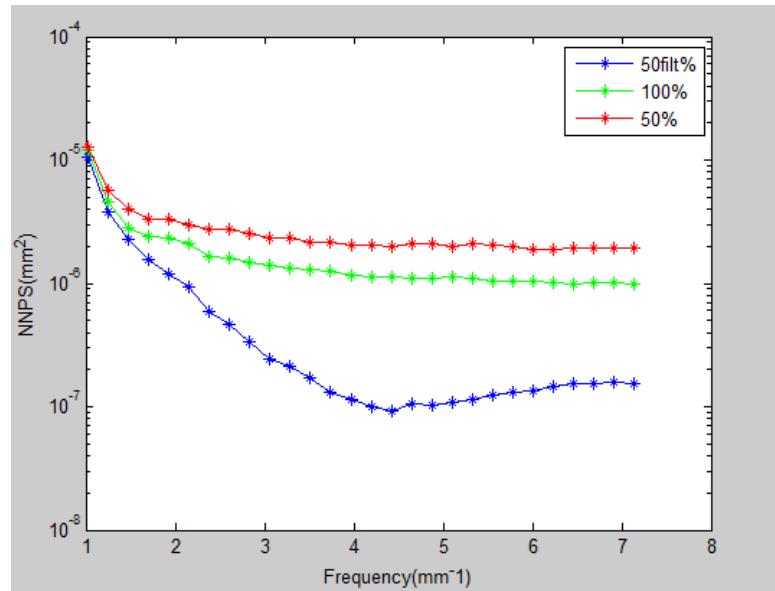


Figura 36 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

A Tabela 10 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 10 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 70% de dose filtrada com o filtro de Wiener SF.

Sharpness(dB)	
Imagen 50%	103.27
Imagen 100%	98.81
Imagen 50% filtrada	92.18

5.2.2 Nova proposta do Filtro de Wiener

Os resultados para as imagens de *phantom* real utilizando o método descrito neste trabalho serão apresentados nesta seção.

5.2.2.1 Imagem de *phantom* com 85% da dose

A filtragem utilizando a nova proposta para o filtro de Wiener para a imagem mamográfica com 85% da dose são apresentadas na Figura 37.

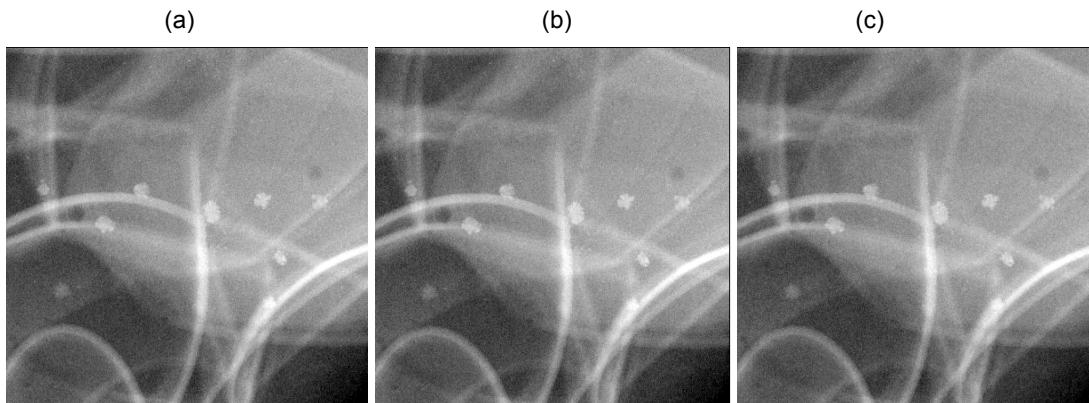


Figura 37 - Filtragem da imagem mamográfica com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 85% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 85% da dose filtrada.

A Figura 38 abaixo representa o gráfico do *EDNN* em função do parâmetro γ , variando de (0,1), para a imagem mamográfica com 85% de dose, filtrando a imagem com a nova proposta do filtro de Wiener. Com base nesse gráfico, o parâmetro γ otimizado é 0,53. Então, toda a filtragem para esta seção foi utilizado $\gamma=0,53$.

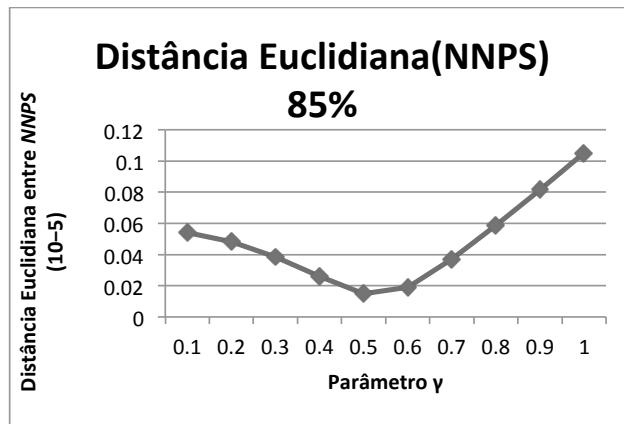


Figura 38 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro γ para a filtragem da imagem mamográfica com 85% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.

A Figura 39 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 85% de dose da imagem mamográfica, filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

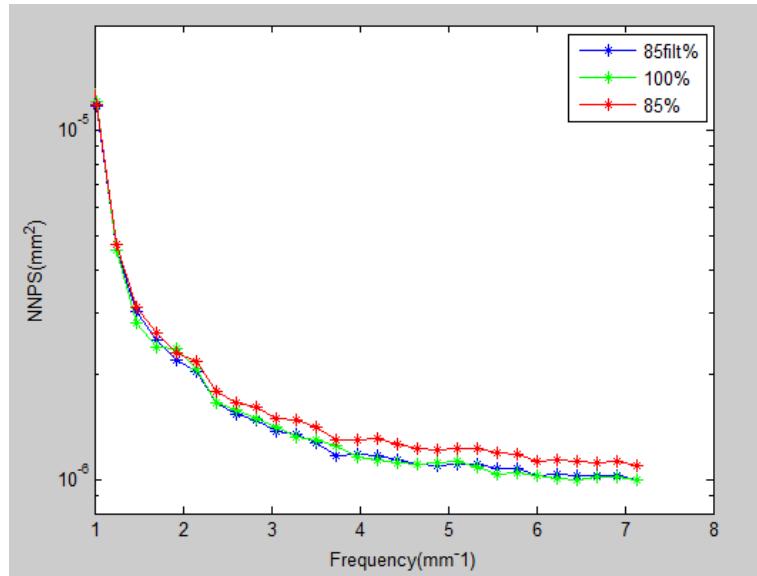


Figura 39 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 85% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 85% da dose e a curva azul é da imagem de 85% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

A Tabela 11 a seguir mostra o *Sharpness* para as três imagens representadas no gráfico de *EDNN* acima.

Tabela 11 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 85% de dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

Sharpness(dB)	
Imagen 85%	99.44
Imagen 100%	98.81
Imagen 85% filtrada	98.70

5.2.2.2 Imagem de phantom com 70% da dose

A filtragem utilizando a nova proposta para o filtro de Wiener para a imagem mamográfica com 70% da dose são apresentadas na Figura 40.

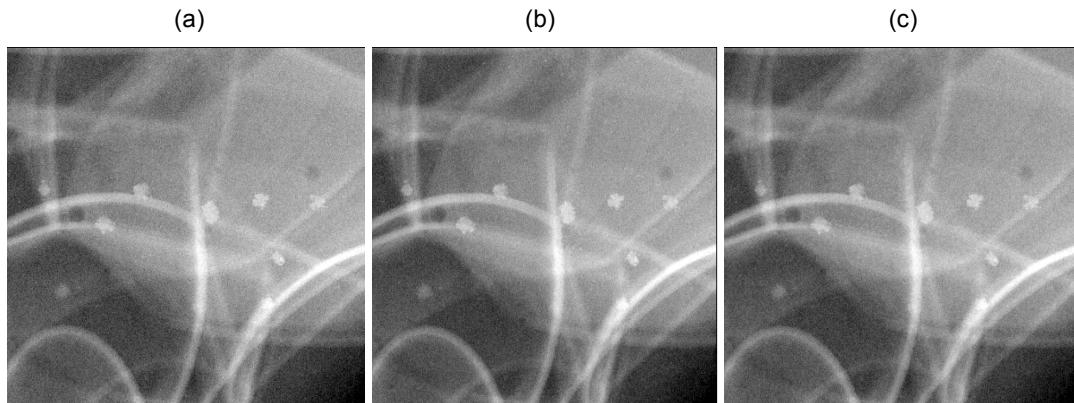


Figura 40 - Filtragem da imagem mamográfica com 70% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 70% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 70% da dose filtrada.

A Figura 41 abaixo representa o gráfico do *EDNN* em função do parâmetro γ , variando de (0,1), para a imagem mamográfica com 70% de dose, filtrando a imagem com a nova proposta do filtro de Wiener. Com base nesse gráfico, o parâmetro γ otimizado é 0,8. Então, toda a filtragem para esta seção foi utilizado $\gamma=0,8$.

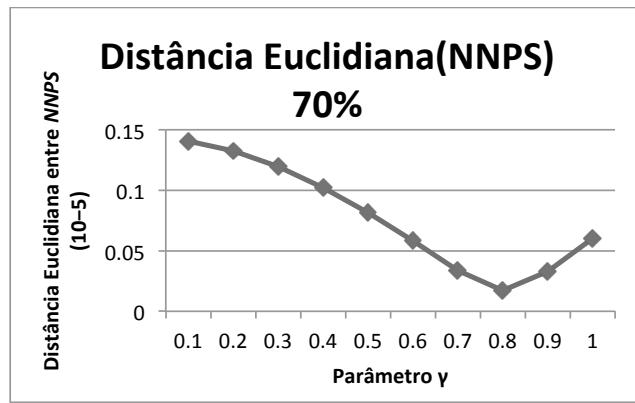


Figura 41 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro γ para a filtragem da imagem mamográfica com 7%-da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.

A Figura 42 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 70% de dose da imagem mamográfica, filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

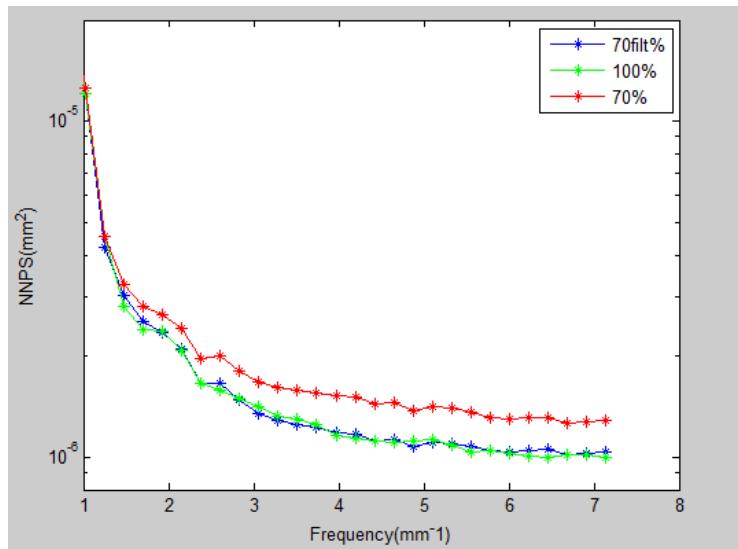


Figura 42 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 70% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 70% da dose e a curva azul é da imagem de 70% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

A Tabela 12 a seguir mostra o Sharpness para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 12 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 70% de dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

Sharpness(dB)	
Imagen 70%	100.48
Imagen 100%	98.81
Imagen 70% filtrada	98.70

5.2.2.3 Imagem de phantom com 50% da dose

A filtragem utilizando a nova proposta para o filtro de Wiener para a imagem mamográfica com 50% da dose são apresentadas na Figura 43.

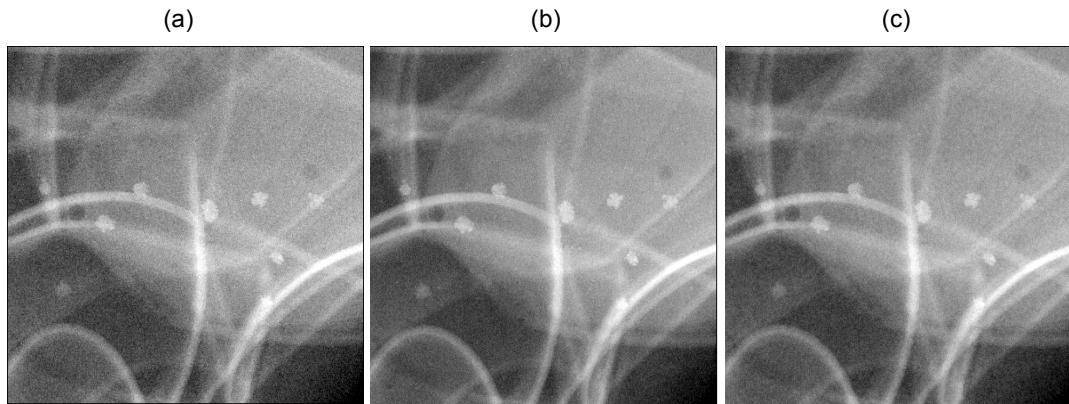


Figura 43 - Filtragem da imagem mamográfica com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener. (a) Imagem com 50% da dose (b) Imagem com 100% da dose (c) Imagem com 50% da dose filtrada.

A Figura 44 abaixo representa o gráfico do *EDNN* em função do parâmetro γ , variando de (0,1,2), para a imagem mamográfica com 50% de dose, filtrando a imagem com a nova proposta do filtro de Wiener. Com base nesse gráfico, o parâmetro γ otimizado é 1,1. Então, toda a filtragem para esta seção foi utilizado $\gamma=1,1$.

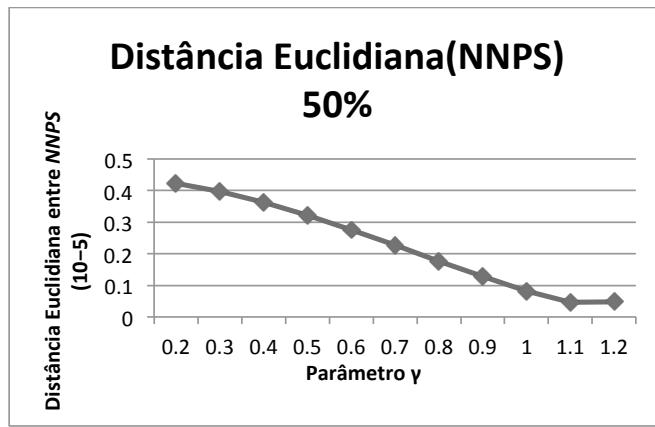


Figura 44 - Gráfico do EEDN em função do parâmetro γ para a filtragem da imagem mamográfica com 50% da dose utilizando a nova proposta do filtro de Wiener.

A Figura 45 abaixo apresenta o gráfico comparativo do NNPS para a imagem com 50% de dose da imagem mamográfica, filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

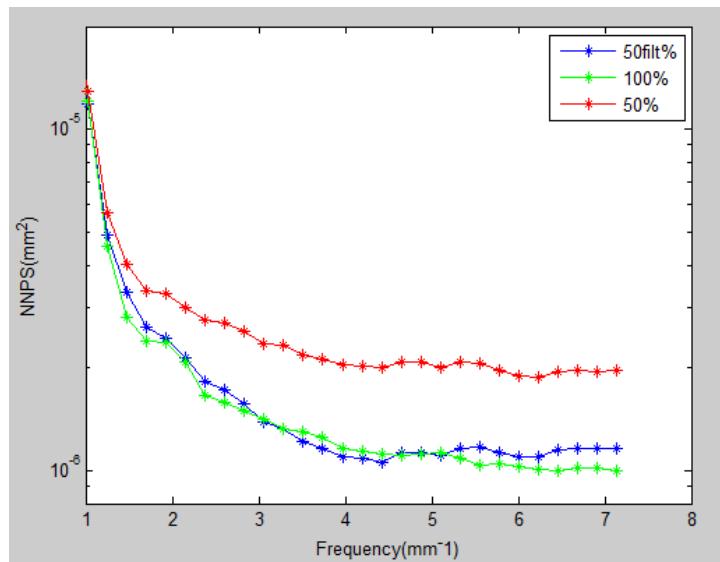


Figura 45 - Gráfico comparativo do NNPS para a imagem mamográfica com 50% de dose. A curva verde é a imagem com 100% da dose, a curva vermelha é da imagem com 50% da dose e a curva azul é da imagem de 50% da dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

A Tabela 13 a seguir mostra o *Sharpness* para as três imagens representadas no gráfico de EDNN acima.

Tabela 13 - Tabela comparativa do Sharpness para a imagem mamográfica com 85% de dose filtrada com a nova proposta do filtro de Wiener.

Sharpness(dB)	
Imagen 50%	103.27
Imagen 100%	98.81
Imagen 50% filtrada	98.91

5.2.3 Wiener SF vs. Nova proposta

Essa seção apresenta a comparação de desempenho entre o filtro de Wiener SF para essa aplicação (Romualdo 2013) e a nova adaptação proposta neste trabalho. A Tabela 14 apresenta as métricas *EDNN* e a diferença entre o *Sharpness(dB)* da imagem filtrada com o *Sharpness(dB)* da imagem de referência da imagem filtrada, para cada valor de redução de dose das imagens mamográficas e das imagens sintéticas.

Tabela 14 - Tabela comparativa do *Sharpness* e do *EDNN* entre o filtro original e a nova proposta para: (a) as imagens mamográficas; (b) as imagens sintéticas.

(a)

	Dose	EDNN (x10 ⁻⁵)	Diferença entre Sharpness(dB)
Imagen referência	100%	--	--
Wiener SF	85%	0.504	7.28
	70%	0.496	7.07
	50%	0.472	6.63
Nova adaptação para o Wiener	85%	0.014	0.11
	70%	0.017	0.11
	50%	0.046	0.10

(b)

	Dose	EDNN (x10-3)	Diferença entre Sharpness(dB)
Imagen referênci	100%	--	--
Wiener SF	85%	0.214	0.44
	70%	0.135	0.29
	50%	0.089	0.03
Nova adaptação para o Wiener	85%	0.036	0.04
	70%	0.041	0.06
	50%	0.048	0.06

6 Discussões e Conclusão

O trabalho aqui apresentado teve como objetivo propor um novo filtro de Wiener adaptativo e paramétrico para reduzir o ruído de imagens mamográficas digitais com doses de radiação reduzidas (85%, 70% e 50% da dose de radiação normal) de forma que o ruído dessas imagens, depois de filtradas, se aproxime do ruído presente nas mamografias digitais obtidas com a dose atual de radiação ionizante. Os resultados foram coletados para este filtro e também para o filtro proposto em (Romualdo 2013), que foi o início de estudo do presente trabalho. Para demonstrar as diferenças, foram utilizadas imagens sintéticas (que possuem característica ruidosa semelhante às imagens de mamografia analógica) e imagens de *phantom* real, obtidas com um mamógrafo digital.

O remodelamento feito e validado neste trabalho traz duas alterações ao comparar com o método proposto em (Romualdo 2013). A primeira é a inserção do parâmetro γ que faz o controle da quantidade de ruído filtrada. Em (Romualdo 2013), o objetivo era filtrar todo o ruído presente na imagem, enquanto que neste trabalho o objetivo é aproximar com o ruído da imagem com dose normal. A segunda é no cálculo da variância do ruído. Em (Romualdo 2013), a variância do ruído era estimada como constante e igual a 1 por toda a imagem, enquanto que na nova proposta, calcula-se a variância do ruído localmente.

Analizando os índices de qualidade *NNPS*, *EDNN* e *Sharpness*, é possível concluir que o filtro de Wiener SF usava uma estimativa que é correta apenas para a imagem corrompida com ruído Poisson uniforme, ou seja, imagens mamográficas analógicas. Para este tipo de imagem, teve-se apenas que ajustar a força do filtro pelo parâmetro γ para o objetivo em questão, que é filtrar apenas parte do ruído até que a imagem reduzida se torne o mais próximo possível da imagem com dose normal. Percebe-se neste caso que ajustando a força do filtro, também se ajusta a métrica *Sharpness*, tornando-a mais próxima da imagem com dose normal.

Após analisados os filtros e doses separadamente, apresenta-se na Tabela 14(a) o quadro comparativo para as imagens mamográficas. A nova proposta baseada no comportamento da imagem mamográfica digital no domínio de Anscombe faz com que as imagens com dose reduzidas se aproximem mais das imagens 100%. Isso mostra que a proposta de controlar a quantidade de ruído juntamente com a nova estimativa para a variância do ruído apresentam resultados melhores para a mamografia digital do que a proposta anterior. Analisando a Tabela 14(b), que é o quadro comparativo para as imagens sintéticas, percebe-se que o filtro de Wiener SF se comporta melhor do que no caso anterior, demonstrando as diferenças entre mamografia digital e analógica.

Uma limitação desse método é o fato de ele não ser automático. Uma alternativa para ser estudada em trabalhos futuros é “fechar a malha” do esquemático representado na Figura 15. Porém, para isso não se pode utilizar a distância euclidiana entre os *NNPS*, já que nela é usado o *NNPS* da imagem com dose normal, impossibilitando o uso clínico. A métrica *Sharpness* surge como uma opção a ser estudada.

A análise quantitativa mostra que é possível considerar a ideia de usar doses reduzidas de radiação na mamografia digital se acompanhada a um processo de eliminação do ruído, sendo que o filtro de Wiener é uma boa alternativa. Entretanto, para que essa opção seja implementada, deve-se fazer uma análise de precisão de diagnóstico, como foi realizada em (Samei 2007). Essa é uma outra sugestão de trabalho futuro.

Referências Bibliográficas

American Cancer Society. *Cancer*. 10 de 06 de 2015. www.cancer.org.

Anscombe, F. J. "The transformation of Poisson, binomial and negative-binomial data." *Biometrika* 35(3-4) (1948): 246-264.

Bakit, P. R. , Zhang, C. e Maidment, A. D. "Development and characterization of an anthropomorphic breast software phantom based upon region-growing algorithm." *Medical Physics (Med Phys)* 38(6) (2011): 3165-3176.

Boone, J. M. "X Ray Production, Interaction and Detection." *Handbook of Medical Imaging* 1 (2000): 1-78.

Borges, L. R. "Método Baseado na Transformada de Anscombe para Inserção de Ruído Quântico em Imagens Mamográficas Digitais." *Trabalho de Conclusão de Curso*, 2014.

Dobbins III, J. T. *Image Quality Metrics for Digital Systems*. Bellingham, WA: SPIE Press, 2000.

Foi, A e Makitalo, M. "Optimal inversion of the Anscombe transformation in low-count Poisson image denoising." *IEEE Transactions (IEEE Transactions on Image Processing)* 20(1) (2011).

Frank, H.A. *Handbook of the Poisson Distribution*. New York: Wiley, 1967.

Gonzales, R.C. e Woods, R.E. *Processamento Digital de Imagens*. Pearson Prentice Hall, 2009.

Hasinoff e Samuel, W. "Photon, Poisson noise." *Google Inc.*, 2012.

He, L. e Greenshields, I. R. "A Nonlocal Maximum Likelihood Estimation Method for Rician Noise Reduction in MR Images." *IEEE Transactions on Medical Imaging (IIE Transations)* 28, n. 2 (2009).

INCA. *Instituto Nacional do Câncer*. www.inca.gov.br.

Makitalo, M. e Foi, A. "A closed-form approximation of the exact unbiased inverse of the Anscombe variance-stabilizing transformation." *IEEE Transactions on Image Processing (IEEE Transactions on Image Processing)* 20, n. 9 (2011): 2697-2698.

Mattson, A., Leitz, W. e Rutqvist, L.E. "Radiation risk and mammographic screening of women from 40 to 49 years of age: effect on breast cancer rates and years of life." *British Journal of Cancer* (British Journal of Cancer) 82 (2000).

Rabbani, M. "Bayesian filtering of poisson noise using local statistics." (IEEE T Acoust Speech) 36(6) (1998).

Romualdo, L. C. S., Vieira, M. A. C. e Schiabel, H. "Mammographic imaging denoising and enhancement using the anscombe transformation, adaptive wiener filtering, and the modulation transfer function." *Journal of Digital Imaging* (JDI) 26(2) (2013): 748-758.

Roy, D. Y. e Goodman, D. *Probability and Stochastic Processes: A Friendly Introduction for Electrical and Computer Engineers*. Wiley, 1999.

Samei, E. "Effects of Reduced Radiation Dose on Diagnostic Performance." *Radiology* 243 (2007): 396 - 404.

Sprawls, P. "Mammography Physics and Technology." 2008.

Tampere Univ. Tecnology. 07 de 03 de 2011.

UTFPR, RLE. *Laboratórios DAINF*. 2008. rle.dainf.ct.utfpr.edu.br.

Vieira, M. A. C. e Bakic, P. R. "Filtering of Poisson Noise in Digital Mammography Using Local Statistics and Adaptive Wiener Filter." *Breast Imaging* (IWDM), 2012.

Wang, Z. e Bovik, A. "Mean Squared Error: Love it or Leave it?" *Signal Processing Magazine* (IEEE Signal Processing Magazine) 26(1) (2009): 98-117.

Yaffe, M. J. "Digital Mammography." *Radiology*, 2005.

Yaffe, M. J. "Risk of radiation-induced breast cancer from mammographic screening." *Radiology* (Radiology) 258(1) (2011): 98-105.