UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO–USP
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Helder Cesar Rodrigues de Oliveira

**Proposta de Redução da Dose de
Radiação na Mamografia Digital
Utilizando Novos Algoritmos de
Filtragem de Ruído Poisson**

Helder Cesar Rodrigues de Oliveira

**Proposta de Redução da Dose de
Radiação na Mamografia Digital
Utilizando Novos Algoritmos de
Filtragem de Ruído Poisson**

Dissertação de Mestrado apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciências, Programa de Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Processamento de Sinais e Instrumentação

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira

São Carlos

2016

Trata-se da versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

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.

O474p Oliveira, Helder Cesar Rodrigues de
 Proposta de Redução da Dose de Radiação na
Mamografia Digital Utilizando Novos Algoritmos de
Filtragem de Ruído Poisson / Helder Cesar Rodrigues de
Oliveira; orientador Marcelo Andrade da Costa Vieira.
São Carlos, 2016.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em
Processamento de Sinais e Instrumentação -- Escola de
Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo,
2016.

1. Block Matching and 3D Filtering. 2. Transformada
Wavelet. 3. Shrink-thresholding. 4. filtragem de ruído.
5. mamografia digital. 6. processamento de imagens. I.
Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Bacharel **HELDER CESAR RODRIGUES DE OLIVEIRA.**

Título da dissertação: "Proposta de redução de radiação na mamografia digital utilizando novos algoritmos de filtragem de ruído poisson".

Data da defesa: 19/02/2015

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Dr. **Marcelo Andrade da Costa Vieira (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADO

Profa. Titular **Agma Juci Machado Traina**
(Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/ICMC)

APROVADO

Prof. Dr. **Mauricio Cunha Escarpinati**
(Universidade Federal de Uberlândia / UFU)

APROVADO

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof. Associado **Luis Fernando Costa Alberto**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Paulo César Lima Segantine**

*Este trabalho é dedicado aos meus pais, Lúcia e Elmo
pelo apoio, confiança e esforço para que eu pudesse alcançar os meus sonhos.*

Agradecimentos

Este trabalho não seria possível se não fosse pelo grande apoio de algumas pessoas que fizeram e fazem parte de minha vida, contribuindo de maneira significativa para que eu conseguisse alcançar meus objetivos.

Primeiramente gostaria de agradecer aos meu pais, Lúcia e Elmo, por TUDO. O apoio nos momentos difíceis, o incentivo de continuar os estudos e seguir os meus sonhos, a compreensão de não poder ir para casa quando estava muito atarefado. Sei o esforço e todo o sacrifício que vocês fizeram para que eu pudesse morar e estudar em outra cidade e, é especialmente à vocês que dedico este trabalho de todo o meu coração. Sem vocês nada disso teria sido possível.

Ao Prof. Dr. Marcelo Andrade da C. Vieira, meu orientador durante essa jornada. Agradeço imensamente por toda a confiança investida desde o primeiro momento, todas as conversas dentro e fora das reuniões e por ter sido atencioso e paciente em todos os momentos em que procurei, além de ter propiciado um ambiente agradável dentro e fora do laboratório.

Ao Prof. Dr. Marco A. Piteri, por ter me acompanhado durante os primeiros passos de minha carreira acadêmica. Por ter mostrado que a universidade é muito mais do que aparenta ser e o quão longe vamos, só depende de nós mesmos. Nunca me esquecerei dos minicursos que ministramos, das orquídeas, dos cafés, dos livros e das conversas que tivemos durante as tardes, quando por várias vezes o trabalho se tornava cansativo mas obviamente não menos compensador.

Aos todos os colegas do LAVI (Laboratório de Visão Computacional), pelos bons momentos que passamos juntos. Por todos os momentos de descontração e as discussões produtivas.

Por último, mas não menos importante, agradeço a Deus, por ter me dado força nos momentos de dificuldade e todas as vezes que olhei para trás, além de ter olhado por àqueles que direta, ou indiretamente, causaram algum impacto em minha vida e nesse trabalho.

*There's a hunger still unsatisfied.
Our weary eyes still stray to the horizon.
(Pink Floyd, High Hopes)*

Resumo

Oliveira, Helder Cesar Rodrigues de **Proposta de Redução da Dose de Radiação na Mamografia Digital Utilizando Novos Algoritmos de Filtragem de Ruído Poisson**. 130 p. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2016.

O objetivo deste trabalho é apresentar um novo método para a remoção do ruído Poisson em imagens de mamografia digital adquiridas com baixa dosagem de radiação. Sabe-se que a mamografia por raios X é o exame mais eficiente para a detecção precoce do câncer de mama, aumentando consideravelmente as chances de cura da doença. No entanto, a radiação absorvida pela paciente durante o exame ainda é um problema a ser tratado. Estudos indicam que a exposição à radiação pode induzir a formação do câncer em algumas mulheres radiografadas. Apesar desse número ser significativamente baixo em relação ao número de mulheres que são salvas pelo exame, existe a necessidade do desenvolvimento de meios que viabilizem a diminuição da dose de radiação empregada. No entanto, uma redução na dose de radiação piora a qualidade da imagem pela diminuição da relação sinal-ruído, prejudicando o diagnóstico médico e a detecção precoce da doença. Nesse sentido, a proposta deste trabalho é apresentar um método para a filtragem do ruído Poisson que é adicionado às das imagens mamográficas quando adquiridas com baixa dosagem de radiação, fazendo com que ela apresente qualidade equivalente àquela adquirida com a dose padrão de radiação. O algoritmo proposto foi desenvolvido baseado em adaptações de algoritmos bem estabelecidos na literatura, como a filtragem no domínio Wavelet, aqui usando o *Shrink-thresholding* (WTST), e o *Block-matching and 3D Filtering* (BM3D). Os resultados obtidos com imagens mamográficas adquiridas com *phantom* e também imagens clínicas, mostraram que o método proposto é capaz de filtrar o ruído adicional incorporado nas imagens sem perda aparente de informação.

Palavras-chave: Block Matching and 3D Filtering, Transformada Wavelet, Shrink-thresholding, filtragem de ruído, mamografia digital, processamento de imagens.

Abstract

Oliveira, Helder Cesar Rodrigues de **Proposal of Radiation Dose Reduction in Digital Mammography Using New Algorithms for Poisson Noise Filtering**. 130 p. Master Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2016.

The aim of this work is to present a novel method for removing the Poisson noise in digital mammography images acquired with reduced radiation dose. It is known that the X-ray mammography is the most effective exam for early detection of breast cancer, greatly increasing the chances of healing the disease. However, the radiation absorbed by the patient during the exam is still a problem to be treated. Some studies showed that mammography can induce breast cancer in a few women. Although this number is significantly low compared to the number of women who are saved by the exam, it is important to develop methods to enable the reduction of the radiation dose used in the exam. However, dose reduction led to a decrease in image quality by means of the signal to noise ratio, impairing medical diagnosis and the early detection of the disease. In this sense, the purpose of this study is to propose a new method to reduce Poisson noise in mammographic images acquired with low radiation dose, in order to achieve the same quality as those acquired with the standard dose. The method is based on well established algorithms in the literature as the filtering in Wavelet domain, here using *Shrink-thresholding* (WTST) and the *Block-matching and 3D Filtering* (BM3D). Results using phantom and clinical images showed that the proposed algorithm is capable of filtering the additional noise in images without apparent loss of information.

Keywords: Block Matching and 3D Filtering, Wavelet Transform, Shrink-thresholding, denoising, digital mammography, image processing.

Lista de ilustrações

Figura 1	(a) Wilhelm Roentgen (1895); e (b) A primeira radiografia.	30
Figura 2	Tubo de raios X	31
Figura 3	Feixe de raios X atingindo diversos tipos de tecidos	32
Figura 4	Estruturas que compõem a mama.	33
Figura 5	Mamografia analógica (tela-filme)	34
Figura 6	Modelo clássico de degradação e restauração de uma imagem $f(x, y)$. .	37
Figura 7	Comparação de dois perfis, um ruidoso (em azul) e a sua versão livre de ruído (em amarelo).	38
Figura 8	Dois sinais com mesmo valor médio ($\overline{X}$)	38
Figura 9	Comparação entre ruído Gaussiano e Poisson. Valor médio em amarelo e o ruído associado em azul.	40
Figura 10	Relação entre a dose de radiação e o ruído	41
Figura 11	Mapa da relação entre a média do sinal e a variância do ruído em uma imagem de mamografia. Gráfico adaptado de (BORGES, 2015).	42
Figura 12	Transformada Wavelet Decimada, o sinal é decimando (reduzido) por um fator de 2 a cada nível de decomposição.	44
Figura 13	Transformada Wavelet Não Decimada, o tamanho das sub-bandas é o mesmo do sinal original.	45
Figura 14	Pares de bases ortogonal (a-b) Daubechies-8 (db8) e biortogonal (c-d) Biortogonal-2.2 (bior2.2).	46
Figura 15	Métodos para o <i>thresholding</i> de coeficientes no domínio Wavelet dado $\lambda = 1.0$	48
Figura 16	As duas etapas que compõem o <i>BM3D</i> e as imagens envolvidas.	49
Figura 17	Primeira etapa do <i>BM3D</i> : Filtragem Wavelet	50
Figura 18	Agrupamento de blocos semelhantes dentro da janela de busca de dimensão n	51
Figura 19	Segunda etapa do <i>BM3D</i> : Filtragem Wiener	54

Figura 20	Ruído Poisson após a sua variância ser estabilizada com a Transformada de Anscombe. $\mu \approx 0$ e $\sigma^2 \approx 1$	57
Figura 21	Proposta geral deste trabalho.	65
Figura 22	Sequência de passos para a avaliação e filtragem das imagens, bem como para o ajuste de parâmetro dos filtros.	66
Figura 23	Imagens do <i>phantom</i> virtual.	68
Figura 24	Recortes das imagens do <i>phantom</i> virtual em diferentes doses de radiação.	69
Figura 25	<i>Phantom</i> físico desmontado.	70
Figura 26	Imagens do <i>phantom</i> físico.	70
Figura 27	Recortes das imagens do <i>phantom</i> físico em diferentes doses de radiação.	71
Figura 28	Imagens clínicas do banco ACRIN.	72
Figura 29	Recortes do conjunto de imagens Sim05 do ACRIN.	73
Figura 30	Recortes do conjunto de imagens Sim08 do ACRIN.	74
Figura 31	Modelo de mama gerado pelo <i>phantom</i> virtual. Imagem retirada de (BA-KIC et al., 2014)	77
Figura 32	<i>Shrink-thresholding</i>	79
Figura 33	<i>Design</i> do filtro inspirado no BM3D.	79
Figura 34	Algoritmo Genético - Cruzamento por ponto único.	81
Figura 35	Algoritmo Genético - Mutação por troca aleatória.	81
Figura 36	Avaliação das imagens do Banco 1 antes do processamento.	87
Figura 37	NNPS das imagens do Banco 1 antes do processamento.	88
Figura 38	Avaliação das imagens do Banco 2 antes do processamento.	89
Figura 39	NNPS das imagens do Banco 2 antes do processamento.	90
Figura 40	Avaliação do conjunto Sim05 de imagens do Banco 3 antes do processamento.	90
Figura 41	Avaliação do conjunto Sim08 do Banco 3 antes do processamento.	91
Figura 42	NNPS do conjunto Sim05 das imagens do Banco 3.	91
Figura 43	NNPS do conjunto Sim08 das imagens do Banco 3.	92
Figura 44	Média do sinal em uma ROI de imagem do Banco 2 antes de processar.	94
Figura 45	Média do sinal em uma ROI de imagem do Banco 2 após o processamento com o WTST.	95
Figura 46	Variância do ruído presente em imagem do Banco 2 antes de processar.	95
Figura 47	Variância do ruído presente em imagem do Banco 2 após a filtragem com o WTST.	96
Figura 48	Avaliação das imagens do Banco 1 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.	98
Figura 49	NNPS das imagens do Banco 1 nas doses: (a) 85%; (b) 70% e (c) 50%.	99

Figura 50	ROIs das imagens do Banco 1 com 50% da dose de radiação antes e depois do processamento	100
Figura 51	ROIs das imagens do Banco 1 com 70% da dose de radiação antes e depois do processamento	101
Figura 52	ROIs das imagens do Banco 1 com 85% da dose de radiação antes e depois do processamento	102
Figura 53	Avaliação das imagens do Banco 2 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.	105
Figura 54	NNPS das imagens do <i>phantom</i> físico nas doses: (a) 85%; (b) 70% e (c) 50%.	106
Figura 55	ROIs das imagens do Banco 2 com 50% da dose de radiação antes e depois do processamento	107
Figura 56	ROIs das imagens do Banco 2 com 70% da dose de radiação antes e depois do processamento	108
Figura 57	ROIs das imagens do Banco 2 com 85% da dose de radiação antes e depois do processamento	109
Figura 58	Avaliação do conjunto de imagens Sim05 do Banco 3 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.	112
Figura 59	Avaliação do conjunto de imagens Sim08 do Banco 3 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.	113
Figura 60	NNPS do conjunto de imagens Sim05 do Banco 3 após o processamento nas doses: (a) 62% e (b) 30%.	114
Figura 61	NNPS do conjunto de imagens Sim08 do Banco 3 após o processamento nas doses: (a) 92%; (b) 80% e (c) 53%.	115
Figura 62	ROIs das imagens Sim05 do Banco 3 com 30% da dose de radiação antes e depois do processamento	116
Figura 63	ROIs das imagens Sim05 do Banco 3 com 62% da dose de radiação antes e depois do processamento	117
Figura 64	ROIs das imagens Sim08 do Banco 3 com 53% da dose de radiação antes e depois do processamento	118
Figura 65	ROIs das imagens Sim08 do Banco 3 com 80% da dose de radiação antes e depois do processamento	119
Figura 66	ROIs das imagens Sim08 do Banco 3 com 92% da dose de radiação antes e depois do processamento	120

Lista de tabelas

Tabela 1	Relação fóton <i>vs.</i> ruído. Tabela adaptada de (BUSHBERG et al., 2011). .	41
Tabela 2	Parâmetros sugeridos.	56
Tabela 3	Parâmetros de aquisição das imagens clínicas.	72
Tabela 4	Parâmetros internos do BM3D sugeridos na literatura.	78
Tabela 5	Parâmetros do algoritmo genético utilizado.	83
Tabela 6	Avaliação das imagens do Banco 1.	85
Tabela 7	Avaliação das imagens do Banco 2.	86
Tabela 8	Avaliação das imagens do Banco 3 com técnicas <i>no-reference</i>	86
Tabela 9	Parâmetros dos filtros estimado para as imagens do Banco 1.	93
Tabela 10	Parâmetros dos filtros estimado para as imagens do Banco 2.	93
Tabela 11	Parâmetros dos filtros estimado para as imagens do Banco 3.	94
Tabela 12	Avaliação das imagens do Banco 1 após o processamento.	97
Tabela 13	Avaliação das imagens do Banco 2 após o processamento.	104
Tabela 14	Avaliação do conjunto de imagens Sim05 do Banco 3 com técnicas <i>no-reference</i> após o processamento.	110
Tabela 15	Avaliação do conjunto de imagens Sim08 do Banco 3 com técnicas <i>no-reference</i> após o processamento.	111

Lista de siglas

ACRIN *American College of Radiology Imaging Network*

AEC *Automatic Exposure Control* - Modo de Exposição Automática

ALARA *As Low as Reasonably Achievable*

AWGN *Additive White Gaussian Noise*

BM3D *Block-matching and 3D Filtering*

DCT *Discrete Cosine Transform* - Transformada Discreta do Cosseno

DWT *Discrete Wavelet Transform* - Transformada Wavelet Discreta

FDP Função de Densidade de Probabilidade

FFDM *Full Field Digital Mammography* - Mammografia Digital de Campo Total

INCA Instituto Nacional de Câncer

MSE *Mean Squared Error* - Erro Quadrático Médio

NAQI *Normalized Anisotropic Quality Index*

NLM *Non-Local Means*

NPS *Noise Power Spectrum*

OMS Organização Mundial da Saúde

PSNR *Peak of Signal-to-Noise Ratio* - Pico da Relação Sinal-Ruído

SNR *Signal-to-Noise Ratio* - Relação Sinal-Ruído

SSIM *Structural Similarity Index* - Índice de Similaridade Estrutural

UPENN *University of Pennsylvania*

WTST *Wavelet Transform with Shrink-thresholding* - Transformada Wavelet com *Shrink-thresholding*

VST *Variance Stabilization Transform* - Transformada de Estabilização de Variância

Sumário

1	Introdução	25
1.1	Objetivos	26
1.2	Contribuições e Relevância do Trabalho	27
1.3	Organização da Dissertação	27
2	Câncer de Mama e a Mamografia	29
2.1	Imagens por Raios X	30
2.2	Mamografia	33
3	Ruído em Imagens Digitais	37
3.1	Ruído na Mamografia Digital	40
4	Métodos para a Filtragem de Ruído	43
4.1	Filtragem no Domínio Wavelet	44
4.2	<i>Block-Matching and 3D Filtering</i>	49
4.2.1	Filtragem Wavelet	50
4.2.2	Filtragem Wiener	53
4.2.3	Valores Padrões dos Parâmetros	55
4.3	Transformada de Estabilização de Variância	56
5	Métodos de Avaliação de Imagens	59
5.1	<i>Mean Squared Error</i>	60
5.2	<i>Peak of Signal-to-Noise Ratio</i>	61
5.3	<i>Structural Similarity Index</i>	61
5.4	<i>Normalized Anisotropic Quality Index</i>	62
5.5	<i>Normalized Noise Power Spectrum</i>	63
5.6	<i>Sharpness</i>	64
6	Materiais e Métodos	65
6.1	Imagens Utilizadas	67

6.1.1	<i>Phantom</i> Virtual	67
6.1.2	<i>Phantom</i> Físico	69
6.1.3	Imagens Clínicas	71
6.2	Linearização e Escala	75
6.3	Avaliação das Imagens	75
6.4	Métodos de Filtragem	76
6.4.1	Filtragem Wavelet com <i>Shrink-Thresholding</i>	77
6.4.2	Método Proposto: Filtragem Híbrida com BM3D e WTST	79
6.4.3	Algoritmo Genético	80
6.4.4	Ajuste de Parâmetros	82
7	Resultados e Discussão	85
7.1	Avaliação das Imagens Antes da Filtragem	85
7.2	Parâmetros de Filtragem	93
7.3	Avaliação das Imagens Após o Processamento	94
8	Conclusões e Trabalhos Futuros	121
8.1	Trabalhos Futuros	123
	Referências	125

Capítulo 1

Introdução

Segundo dados da Organização Mundial da Saúde (OMS) (OMS, 2016), o câncer responsável pelo maior número de mortes entre as mulheres em todo o mundo é o câncer de mama.

A melhor maneira de reduzir a taxa de mortalidade dessa doença é através da detecção precoce. Um dos primeiros indicativos do câncer de mama são as microcalcificações, que nada mais são do que pequenos depósitos de cálcio normalmente inofensivos que aparecem em várias partes do corpo e, inclusive na mama (INCA, 2016).

No entanto, o problema reside em situações onde microcalcificações de tamanho e formas variadas se agrupam em uma mesma região ou, passam a apresentar uma densidade elevada. Essas características servem como alerta para os médicos, pois são sinais de um possível câncer em formação (INCA, 2016).

Diversos exames podem ser utilizados para a detecção precoce do câncer de mama, dentre eles pode-se citar: tomografia computadorizada, ultrassonografia e a mamografia por raios X. Sendo a última a mais utilizada e que apresenta os melhores resultados (OMS, 2016; INCA, 2016).

Os programas de rastreamento são estratégias direcionadas às mulheres na faixa etária de maior risco, entre 35 e 50 anos, e que o balanço entre benefícios e riscos do exame é mais favorável, com o objetivo maior de reduzir a taxa de mortalidade. Dentre os benefícios estão o melhor prognóstico e um tratamento mais efetivo e, dentre os riscos estão os falsos-positivos e falsos-negativos que abalam emocionalmente a mulher, além do risco de exposição à radiação ionizante excessiva e mal controlada (INCA, 2016).

Países que implantaram programas eficientes de rastreamento onde há uma grande cobertura do público-alvo e a qualidade do exame é adequada, vêm apresentando diminuição na taxa de mortalidade por câncer de mama, chegando em até 25%, o que justifica a necessidade e a eficácia desses programas (OMS, 2016).

A exposição da paciente a uma fonte de radiação ionizante pode trazer riscos à saúde. Estudos recentes mostraram que a radiação absorvida pela paciente durante o

exame de mamografia ao longo dos anos pode acabar induzindo a formação do câncer de mama (YAFFE; MAINPRIZE, 2011). A dose atual de radiação utilizada nos exames mamográficos é de aproximadamente $3.7mGy$ e, se um grupo de 100 mil mulheres entre 40 e 55 anos forem mamografadas, até os 74 anos, estima-se que 86 dessas mulheres irão desenvolver câncer que foi induzido pelo exame e, 11 delas eventualmente virão à óbito. É claro que os benefícios do exame são muito maiores do que os problemas causados por ele. Dados do mesmo estudo mostraram que 10.670 mulheres seriam salvas anualmente devido ao diagnóstico precoce. Mesmo assim, estudos no sentido de reduzir as doses de radiação utilizadas nos exames mamográficos, sem comprometer a qualidade da imagem, são muito importantes para minimizar os riscos associados ao rastreamento do câncer de mama.

1.1 Objetivos

Dentro do cenário citado anteriormente, se faz necessário o desenvolvimento de pesquisas direcionadas à viabilização da redução da dose de radiação utilizada nos exames de mamografia. Porém, uma redução da dose de radiação teria impacto direto na qualidade da imagem pela diminuição da relação sinal-ruído, que acabaria por influenciar no diagnóstico médico. Isso poderia causar ainda mais mortes devido à dificuldade do especialista em detectar possíveis indícios de câncer de mama em imagens de baixa qualidade.

Diversos estudos têm mostrado que a redução das doses de radiação nos exames mamográficos causaria bastante impacto na detecção de lesões por médicos radiologistas (SAUNDERS et al., 2007; SAMEI et al., 2007; RUSCHIN et al., 2007).

Assim, considerando a necessidade de reduzir a exposição dos pacientes à radiação ionizante nos programas de rastreamento do câncer de mama e ao mesmo tempo garantir a qualidade da imagem, o objetivo do presente trabalho é estudar a viabilidade de reduzir o ruído adicional que é incorporado nas imagens mamográficas quando adquiridas com baixas doses de radiação, fazendo com que sua qualidade seja comparável àquelas adquiridas com a dose padrão do exame. Dessa forma, os pacientes receberiam menos radiação nos exames mamográficos e os radiologistas não teriam seu diagnóstico comprometido, pois não haveria diferença aparente entre uma imagem adquirida com baixa dose e uma com a dose normal de radiação.

Buscando atingir o objetivo estabelecido, a proposta é adaptar para mamografia digital métodos que já estão estabelecidos na literatura para filtragem de ruído, como a filtragem no domínio Wavelet e o algoritmo *Block-matching and 3D Filtering* (BM3D), que é considerado pela literatura especializada como o “estado da arte” para a filtragem de ruído em imagens digitais (LEBRUN, 2012; MOTWANI et al., 2004; MILANFAR, 2013; TALEBI; MILANFAR, 2014).

Porém, tais métodos foram desenvolvidos para filtragem do ruído branco Gaussiano

aditivo independente do sinal AWGN (*Additive White Gaussian Noise*). O ruído predominante na mamografia digital é o ruído quântico, que segue a distribuição de Poisson e não pode ser tratado como ruído aditivo pois é dependente do sinal. Além disso, as técnicas de filtragem de ruído, em geral, tem como objetivo filtrar todo o ruído da imagem, ou pelo menos a maioria dele, no sentido do resultado ficar o mais próximo possível de uma imagem sem ruído. Sabe-se que a imagem com a dose de padrão de radiação possui ruído em uma quantidade admissível para o radiologista. Como o objetivo é fazer com que uma imagem adquirida com dose reduzida tenha a mesma qualidade de uma imagem adquirida com a dose padrão (que possui uma certa quantidade de ruído) um filtro que remova todo o ruído não é viável para essa aplicação.

Em consequência dos problemas mencionados anteriormente, este trabalho propõe uma nova técnica de filtragem de ruído Poisson baseada no algoritmo BM3D. No qual é realizada uma etapa prévia de filtragem no domínio Wavelet, utilizando uma nova técnica que faz com que os coeficientes Wavelet sejam reduzidos, ao contrário das técnicas tradicionais que os removem da imagem. A essa nova técnica foi dado o nome de *Wavelet Transform with Shrink-thresholding* - Transformada Wavelet com *Shrink-thresholding* (WTST) (OLIVEIRA et al., 2015).

1.2 Contribuições e Relevância do Trabalho

O presente trabalho apresenta um novo método de filtragem de ruído para tornar viável a redução da dose de radiação nas imagens de mamografia digital. Tal redução se faz necessária para que sejam minimizados os riscos de indução de câncer decorrente do exame mamográfico.

A redução da dose de radiação na aquisição da imagem mamográfica faz com que a relação sinal-ruído da imagem diminua e, com isso, regiões de interesse na mamografia como microcalcificações e nódulos podem ser mascaradas pelo ruído, dificultando o diagnóstico precoce da doença.

A proposta desse trabalho visa melhorar a relação sinal-ruído da imagem mamográfica adquirida com baixa dose de radiação a partir do processamento da imagem utilizando técnicas de filtragem de ruído Poisson, com o objetivo de compensar a piora na qualidade da imagem proporcionada pela redução da dose de radiação no exame.

1.3 Organização da Dissertação

Este trabalho está dividido em 8 capítulos onde neste primeiro é apresentada uma visão geral do trabalho proposto e o cenário em que ele se encaixa.

No Capítulo 2, é apresentada a situação do câncer de mama no mundo, bem como a mamografia como sendo o principal exame para o rastreamento dessa doença.

No Capítulo 3, é explicado o que é o ruído em imagens digitais e as diferenças entre o ruído quântico e o Gaussiano. Em seguida, na Seção 3.1, é apresentado o modelo de ruído predominante em imagens de mamografia digital.

Os métodos de filtragem de ruído são apresentados no Capítulo 4, no qual é inicialmente explicada a filtragem de imagens no domínio Wavelet por *Hard* e *Soft-thresholding*, seguido pela explicação do *Block-matching and 3D Filtering* (BM3D). Ao final do capítulo é mostrada uma forma de estabilização da variância do ruído quântico.

Antes e após o processamento, as imagens precisam ser avaliadas para que o processo de remoção de ruído possa ser mensurado. No Capítulo 5, são apresentadas as métricas objetivas de avaliação da qualidade das imagens dentre outras técnicas para avaliação de ruído e borramento.

Os bancos de imagens utilizadas e toda a sequência de métodos aplicados neste trabalho, juntamente com os filtros propostos e os parâmetros utilizados, é apresentada no Capítulo 6.

Resultados obtidos através da filtragem de imagens de *phantom* e imagens clínicas são apresentados no Capítulo 7.

As conclusões deste trabalho, a discussão dos resultados e os passos seguintes desse trabalho são apresentadas no Capítulo 8.

Capítulo 2

Câncer de Mama e a Mamografia

Segundo o Instituto Nacional de Câncer (INCA), o câncer de mama é o segundo tipo de câncer mais frequente no mundo, ficando atrás apenas do câncer de pulmão. Ele é o maior causador de morte por câncer nos países em desenvolvimento e o segundo maior nos países desenvolvidos. O INCA estima que nos anos de 2014-2015, apenas no Brasil, haverão aproximadamente 57.120 novos casos (INCA, 2016).

Sendo mais comum entre as mulheres o câncer de mama é a maior causa da morte entre elas, de acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS) (OMS, 2016), possuindo uma fatia anual de 22% dos novos casos de câncer diagnosticados. A OMS estima que no ano de 2011 aproximadamente 508 mil mulheres morreram devido ao câncer de mama, enquanto que em 2012 foram 520 mil. No entanto, o câncer de mama não se restringe apenas à população feminina, das 13.345 mortes que ocorreram em 2011 no Brasil, 13.225 foram de mulheres e 120 de homens (OMS, 2016).

No Brasil, a quantidade de mortes causadas pelo câncer de mama ainda é elevada se comparada com outros países. Isso se dá pelo fato de que muito provavelmente essa doença não é detectada nos primeiros estágios. Com a finalidade de aumentar a taxa de sobre vida (que no Brasil é de 80% para um ano, enquanto que em países desenvolvidos como a Inglaterra é de 95%), o Ministério da Saúde e o INCA conscientizam as mulheres a reconhecer os sintomas iniciais, que ao serem detectados deve-se procurar um especialista o mais rápido possível.

Relativamente raro antes dos 35 anos, o câncer de mama possui uma incidência que cresce rapidamente e progressivamente acima desta faixa etária que vai até os 50 anos, onde a partir desse ponto o crescimento segue lento. Aproximadamente 30% de todos os tipos de câncer podem ser evitados através de medidas simples como uma alimentação saudável e a prática de atividade física regular.

Em relação aos fatores de risco, os mais conhecidos são: o envelhecimento; consumo de álcool; sedentarismo; excesso de peso; exposição à radiação ionizante; alta densidade do tecido mamário; e aqueles relacionados à vida reprodutiva da mulher. Além desses,

um fator de extrema relevância é o histórico de câncer de mama na família, o que pode aumentar o risco da mulher em até três vezes. Porém, nove dentre dez casos ocorrem em mulheres sem precedentes na família (OMS, 2016; INCA, 2016).

A prevenção ainda é a melhor maneira de se evitar o câncer de mama, pois se for diagnosticado nos estágios iniciais o tratamento correto tende a ter bons resultados. O rastreamento de toda uma população é bastante complicado, sendo assim, governos vem desenvolvendo programas para alertar populações em risco, dada a localização geográfica e a faixa etária.

No Brasil, a recomendação é que mulheres a partir dos 40 anos façam o exame clínico anualmente, enquanto que a mamografia é recomendada a cada dois anos para mulheres entre 50 e 69 anos. No entanto, se houver histórico de câncer de mama na família, é recomendado o exame a partir dos 35 anos.

2.1 Imagens por Raios X

Wilhelm Roentgen, cuja foto é apresentada na Figura 1a, foi quem descobriu os raios X, por acaso, durante um experimento com um tubo de raios catódicos por volta de 1895. Pouco tempo depois no mesmo ano, o que ficou registrado como a primeira radiografia da história, foi a imagem da mão de sua esposa, mostrada na Figura 1b (BUSHBERG et al., 2011).

(a)

(b)

Figura 1: (a) Wilhelm Roentgen (1895); e (b) A primeira radiografia. Fonte: Wikipédia¹

A possibilidade de visualizar a olho nu, estruturas internas de objetos e também do corpo humano fez com que o uso dos raios X se tornasse um ferramental indispensável para a prática clínica, auxiliando no diagnóstico médico (DOUGHERTY, 2009).

¹http://en.wikipedia.org/wiki/Wilhelm_R%C3%B6ntgen

Os raios X são gerados dentro de um tubo onde não há a presença de ar, que possui em seu interior um anodo, e um catodo que é um filamento de tungstênio. Conforme pode ser observado na Figura 2, o filamento é aquecido, o que ocasiona a liberação de elétrons do catodo por excitação termal. O feixe de elétrons é canalizado na direção do anodo induzido pela diferença de potencial aplicada no tubo que é entre $50kV$ e $120kV$. Os elétrons acabam por ser chocar contra o alvo que consiste de uma placa de material com alto número atômico, como alumínio, ródio, molibdênio ou tungstênio. Ao atingirem o alvo, na região chamada de ponto focal os elétrons perdem energia cinética transferindo energia para os elétrons do anodo, onde 99% é transformada em calor e o 1% restante se transforma nos fótons de raios X (DOUGHERTY, 2009).

Figura 2: Tubo de raios X. Imagem traduzida de (DOUGHERTY, 2009).

O feixe de raios X produzido é direcionado para fora do tubo passando por uma janela de vidro. Os raios são então filtrados por uma camada fina de alumínio com o objetivo de reter os fótons de menor energia, pois estes não possuem energia o suficiente para penetrar no corpo humano. Por fim, o feixe passa pelos colimadores, cuja função é melhor focalizar o feixe (DOUGHERTY, 2009).

A exposição de uma radiografia pode ser controlada pelo radiologista de duas maneiras:

1. Por meio da tensão de pico aplicada no tubo (kVp). Isso altera a energia dos fótons, podendo controlar o poder de penetração do feixe de raios X. Quanto maior essa diferença de potencial, maior o número de estruturas que os raios conseguem atravessar;
2. Por meio da corrente elétrica do tubo e do tempo de exposição (mAs) dos raios X (produto corrente/tempo). Esse parâmetro tem impacto direto na quantidade de fótons de raios X que são produzidos e, consequentemente, na quantidade de dose de radiação e do ruído quântico presente na imagem.

Os raios X interagem com o corpo humano de duas maneiras, por meio de *absorção fotoelétrica* ou por *Espalhamento Compton*. No primeiro caso, o tecido atingido atenua a energia dos raios ou até mesmo impede a sua total propagação. O segundo caso é um efeito indesejado pois ocasiona ruído e borramento na imagem final, ele acontece quando os raios que atingem o tecido mudam sua trajetória para outras direções. Ambos os meios de interação contribuem para a *dose de radiação*, ou seja, a quantidade de energia absorvida por unidade de massa, que está relacionado ao dano biológico que pode ser causado ao paciente exposto e também a qualidade da imagem produzida durante o exame. Raios X com muita energia resultam em pouca absorção e, em contrapartida o efeito de "espalhamento" da radiação se torna dominante.

Na Figura 3 são ilustradas as situações mencionadas anteriormente, onde alguns raios atravessam o paciente, enquanto que outros não conseguem atravessar o pulmão ou o osso.

Figura 3: Feixe de raios X atingindo diversos tipos de tecidos. Imagem traduzida de (DOUGHERTY, 2009).

A intensidade I do feixe que atinge a matriz de detectores (mamografia digital) ou o filme (mamografia analógica) após atravessar o corpo está relacionada com os tipos de tecidos encontrados pelo caminho percorrido. A espessura t do tecido e o seu coeficiente de atenuação μ determinam o quanto que sobra do feixe inicial de intensidade I_0 , podendo ser calculado de acordo com a Equação 1.

$$I = I_0 e^{-\mu t} \quad (1)$$

Na *radiografia planar* ou *radiografia por projeção*, a imagem produzida consiste da projeção bidimensional do objeto 3D, onde no sistema analógico o filme é o detector, dispositivo sensibilizado pelos fótons que atravessam o corpo do paciente. Um exemplo ilustrativo de radiografia da caixa torácica de um paciente é mostrada na Figura 3. Existem ainda outros tipos de radiografia por projeção, dentre eles pode-se citar a radiografia tela-filme utilizada na mamografia analógica e a radiografia digital, onde ao invés do sistema tela-filme são utilizados sensores semicondutores para a captura dos fótons.

2.2 Mamografia

A mamografia é o tipo de radiografia que necessita de precisão para distinguir os diversos tipos de estruturas que compõem a mama (apresentados na Figura 4) de pequenas lesões. Além disso, para tal procedimento deve se usar a menor quantidade de radiação possível garantindo assim a saúde do paciente (International Commission on Radiological Protection, 1973).

Do ponto de vista radiológico, a similaridade entre os tecidos que compõem a mama e o curto intervalo dinâmico de contraste caracterizam algumas das peculiaridades desse exame se comparado com os outros tipos de exames por raios X (DOUGHERTY, 2009). Com o objetivo de obter um melhor contraste para tecidos similares, o tubo de raios X da mamografia opera com uma tensão reduzida, que varia de 25 a 30kV. No entanto, existe o compromisso de que se a energia for muito baixa, os raios não terão força suficiente para penetrar no tecido, levando a necessidade de se aumentar a dose e consequentemente implicando na quantidade de radiação absorvida pelo paciente. Desse modo um equilíbrio entre a dose de radiação empregada e a qualidade da imagem deve ser estabelecido (International Commission on Radiological Protection, 1973).

Figura 4: Estruturas que compõem a mama. Imagem traduzida de *Medical Center - The Ohio State University*².

A versão analógica da mamografia, que utiliza o sistema tela-filme ilustrado na Figura 5, foi uma poderosa ferramenta para a detecção de lesões suspeitas em seu estado inicial de desenvolvimento. Porém, haviam algumas limitações relacionadas a essa tecnologia como: a necessidade de revelação do filme; a estreita faixa de contraste; e a

²<http://medicalcenter.osu.edu>

granularidade do filme que causava uma quantidade considerável de ruído, sendo as duas ultimas as mais importantes. Esse tipo de mamografia também apresentava limitações quanto a detecção de lesões que se encontram principalmente entre tecidos densos, como o tecido glandular. Essas limitações serviram como motivação para o desenvolvimento da mamografia digital que começou a ser utilizada a partir do ano 2000 (KARELLAS; VEDANTHAM, 2008).

Figura 5: Mamografia analógica (tela-filme). Imagem adaptada do site do Hospital João de Freitas³.

Esforços para a melhoria da mamografia analógica se tornaram desnecessários com o surgimento da mamografia digital. Essa nova tecnologia trouxe diversas vantagens em relação a analógica, como por exemplo: dispensa a necessidade de revelação de filmes, pois o registro passa a ser feito através de um conjunto de células semicondutoras sensíveis à radiação; a capacidade de ter uma grande faixa dinâmica de contraste; o ruído é menor; e ainda existe a facilidade de visualização, processamento, armazenamento e transmissão da imagem (MAIDMENT, 2003).

Testes feitos com o intuito de comparar a mamografia digital com a analógica, mostraram uma certa equivalência entre o uso de uma tecnologia ou outra (KEAVEY et al., 2012). No entanto, a mamografia digital possui melhores resultados para mulheres com menos de 50 anos ou com um tecido mamário denso.

A mamografia digital de campo total (*Full Field Digital Mammography* - FFDM) tem se mostrado um método efetivo para o diagnóstico de câncer de mama (KARELLAS; VEDANTHAM, 2008), possuindo um desempenho superior se comparado a mamografia analógica (GLYNN et al., 2011).

Para que os radiologistas tenham um bom desempenho no diagnóstico ao fazer o rastreamento preciso do câncer de mama, a boa qualidade da imagem mamográfica é

³<http://www.hospitaljoaodefreitas.com.br>

um fator decisivo nesse processo. Sendo assim, elementos como a alta resolução espacial e a menor taxa de ruído possível são extremamente importantes (CHAN et al., 1994; SAUNDERS et al., 2007). Buscando possibilitar uma qualidade mínima dessas imagens, tem sido comum o uso de técnicas de pré-processamento de imagens como a filtragem de ruído (*denoising*) (VIEIRA; SCHIABEL; ESCARPINATI, 2005; MENCATTINI et al., 2008; ROMUALDO; VIEIRA; SCHIABEL, 2009; ROMUALDO et al., 2013) e o realce de estruturas de interesse (PAPADOPOULOS; FOTIADIS; COSTARIDOU, 2008; SCHIABEL; VIEIRA; VENTURA, 2009).

O rastreamento do câncer de mama com o uso da mamografia digital atualmente tem um boa taxa de detecção, com sensibilidade média de 90% (BOYER et al., 2009). Porém, um problema a ser resolvido está relacionado à dose de radiação utilizada durante os exames.

Estudos têm mostrado que a exposição da paciente à radiação durante um exame de mamografia aumentam os riscos de indução de câncer de mama (HENDRICK, 2010; YAFFE; MAINPRIZE, 2011). Esses mesmos estudos mostraram que, com as doses de radiação utilizadas atualmente durante a mamografia, a cada 100 mil mulheres que realizam esse exame com a periodicidade recomendada de um ano, 86 novos casos de câncer de mama serão por câncer induzido devido a exposição da paciente à radiação durante o exame (YAFFE; MAINPRIZE, 2011). Com a introdução de novas modalidades de imagem por raios X para o diagnóstico de câncer de mama, esse cenário tende a piorar ainda mais. Exames como a tomossíntese mamária (DBT - *Digital Breast Tomosynthesis*) e a tomografia computadorizada de mama (BCT - *Breast Computed Tomography*), utilizam doses de radiação maiores do que a mamografia digital (HENDRICK, 2010).

Apesar do risco eminente no processo de rastreamento, se faz necessário ressaltar que a quantidade de mulheres que são salvas por ter sido feita a detecção precoce é alto. Dentre as 100 mil mulheres citadas anteriormente, aproximadamente 11 mil serão salvas, sendo muito maior do que a quantidade de cânceres induzidos, o que mantém o rastreamento como um método ainda viável para detectar o câncer de mama em seu estágio inicial. Mesmo assim, tal fato vem causando várias discussões relacionadas à dosagem de radiação que deve ser utilizada nos programas de rastreamento do câncer de mama. O princípio ALARA (*As Low as Reasonably Achievable*) (International Commission on Radiological Protection, 1973) visa instruir sobre a quantidade de radiação utilizada em exames por raios X de modo a incentivar o uso da menor quantidade possível, porém tal princípio ainda não está bem estabelecido para os exames de mamografia digital (HAUS; YAFFE, 2000; SAMEI et al., 2007).

Ruído em Imagens Digitais

O ruído em uma imagem digital é um processo estocástico ou aleatório que resulta em sua degradação. O modelo clássico de degradação de uma imagem $f(x, y)$, corrompida por ruído branco aditivo Gaussiano (AWGN - *Additive White Gaussian Noise*), pode ser definido de acordo com a sequência da Figura 6. A imagem $f(x, y)$ sofre a degradação por meio de uma função H e pela adição do ruído ($\eta(x, y)$), resultando na imagem $g(x, y)$.

Figura 6: Modelo clássico de degradação e restauração de uma imagem $f(x, y)$. Imagem reproduzida de (GONZALEZ; WOODS, 2008).

É imprescindível ter um bom conhecimento tanto à respeito da função de degradação $H(x, y)$ quanto do ruído, nesse caso Gaussiano $\eta(x, y)$, pois dessa maneira é possível projetar filtros mais eficazes, que possam restaurar a imagem sem que ocorra a perda de informação ou borramento.

O ruído pode surgir durante o processo de aquisição, onde os sensores de captura são afetados pelas condições do meio ambiente. Outra situação na qual o ruído pode afetar uma imagem é durante a transmissão, onde o meio utilizado para transmitir a imagem é afetado por alguma interferência.

Em termos matemáticos, o ruído é um processo estocástico que resulta na degradação da imagem. Numericamente ele é uma variação indesejada em torno do valor real de cada pixel da imagem, como pode ser observado no perfil em azul da Figura 7. Por ser aleatório há uma certa dificuldade de estimar o valor que o ruído assumirá em cada pixel, desse modo, a estratégia normalmente utilizada é modelar o ruído por meio de uma variável aleatória (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000; DOUGHERTY, 2009).

Figura 7: Comparação de dois perfis, um ruidoso (em azul) e a sua versão livre de ruído (em amarelo).

Seja a uma variável aleatória qualquer, o seu valor *esperado* (também chamado de *esperança* ou *média*) é denotado por μ_a ou $E\{a\}$, ambos apresentados nas equações 2 e 3, respectivamente. Tomando $a(x)$ como o valor de intensidade de um pixel no perfil ruidoso mostrado anteriormente, sua média μ_a pode ser obtida através do cálculo da integral do perfil, ou seja, calcular a área sob a curva e depois dividi-la pela distância L naquela direção, conforme Equação 2. Quanto maior a distância, mais representativo μ_a será, por isso é desejável que L seja o maior possível:

$$\mu_a = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \int_0^L a(x) dx. \quad (2)$$

Se a Função de Densidade de Probabilidade (FDP) ($p(a)$) do ruído é conhecida, isso quer dizer que se sabe a probabilidade de a assumir um valor em particular, a Equação 2 mostrada anteriormente pode ser reescrita da seguinte maneira:

$$E\{a\} = \mu_a = \int_{-\infty}^{\infty} ap(a) da. \quad (3)$$

No entanto o valor médio da variação do ruído em algumas situações não é o suficiente para descrevê-lo. Na Figura 8, é mostrado dois perfis que possuem o mesmo valor médio $\bar{X}$.

Figura 8: Dois sinais com mesmo valor médio ($\bar{X}$). Imagem reproduzida de (DOUGHERTY, 2009).

Para esse tipo de situação, uma solução para distinguir entre os dois perfis é calcular sua média quadrática. As Equações 2 e 3, são reformuladas de modo a ter agora o termo quadrático:

$$\mu_{a^2} = \frac{1}{L} \int a^2(x) dx. \quad (4)$$

ou

$$E\{a^2\} = \mu_{a^2} = \int a^2 p(a) da. \quad (5)$$

A relação entre μ_a e μ_{a^2} é caracterizada pela variância σ^2 :

$$\sigma^2 = \int (a - \mu_a)^2 p(a) da \quad (6)$$

$$= \mu_{a^2} - (\mu_a)^2 \quad (7)$$

Levando-se em conta uma imagem contaminada por ruído aditivo, a média quadrática (μ_{a^2} ou $E\{a^2\}$) é dada pela soma da potência d.c. do sinal ou a amplitude média quadrática, enquanto que a potência média no ruído é dada pela variância σ^2 . Desse modo a *Relação Sinal-Ruído* (SNR - *Signal to Noise Ratio*) pode ser equacionada da seguinte maneira:

$$SNR = \frac{|E\{a\}|^2}{\sigma^2} \quad (8)$$

O ruído aditivo é *independente* do sinal, ou seja, a sua variância é a mesma independente do valor médio dos pixels da imagem. No modelo mostrado na Figura 6, esse tipo de ruído pode ser representado matematicamente como sugere a Equação 9:

$$g(x, y) = f(x, y) * H(x, y) + \eta(x, y). \quad (9)$$

na qual, $f(x, y)$ é a imagem livre de ruído, $H(x, y)$ corresponde a função de degradação, $\eta(x, y)$ é o ruído aditivo, $g(x, y)$ é a imagem degradada e $*$ denota a operação de convolução.

Porém, as imagens cujo processo de aquisição baseia-se na contagem de fótons detectados por sensores, o ruído dominante é o ruído quântico (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000), que é *dependente* do sinal. Ele segue a distribuição de Poisson e a sua variância em cada ponto depende do sinal ali existente. Assim, o valor de um pixel k é uma realização de um processo Poisson dado pela Equação 10:

$$p(k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!} \quad (10)$$

na qual λ é a media da distribuição que, nesse caso, é igual a sua variância.

A grande diferença entre os ruídos Poisson e Gaussiano é essencialmente a dependência com o sinal. No conjunto de figuras 9 está bem evidente essa diferença onde, o sinal sintético unidimensional livre de ruído está em amarelo pontilhado e as marcas em azul representam o ruído Gaussiano (Figura 9a) e o ruído Poisson (Figura 9b). O “espalhamento” dos pontos azuis em cada gráfico está associada a variância do ruído onde no Gaussiano é constante independente do valor médio, enquanto que no ruído Poisson a variância aumenta de acordo com o sinal.

Figura 9: Comparação entre ruído Gaussiano e Poisson. Valor médio em amarelo e o ruído associado em azul.

O maior problema do ruído Poisson está na dificuldade em estimá-lo em um sinal corrompido por ele pois, além da sua aleatoriedade, a dependência do sinal torna complicada a separação do ruído e do sinal. Para superar esse problema normalmente se utilizam as transformadas de estabilização de variância (*Variance Stabilizing Transform* - VST), que são capazes de estabilizar a variância do ruído tornando-a constante e consequentemente independente do sinal. Na Seção 4.3 será discutido uma das VSTs mais famosas, a Transformada de Anscombe (ANScombe, 1948).

3.1 Ruído na Mamografia Digital

A palavra *quanta*, plural de *quantum* ou quântico, se refere a contagem de partículas como elétrons ou fótons de raios X. Em ambientes com boa iluminação a quanta utilizada, nesse caso fótons de luz, é relativamente alta e portanto o ruído quântico é praticamente zero (BUSHBERG et al., 2011). Por outro lado, ambientes que carecem de fótons (sejam de luz ou raios X) ou usam uma quantidade limitada deles, são degradados pelo chamado *ruído quântico*, do inglês *quantum noise*. Na Tabela 1, são apresentados valores hipotéticos de fótons e o ruído associado àquela contagem.

Os sistemas das diversas modalidades de exames médicos que envolvem a aquisição de uma imagem por meio de raios X ou raios Gama, fazem uso de uma quantidade limitada de fótons, isso porque existe o compromisso de se utilizar a menor quantidade de radiação possível em tais exames (International Commission on Radiological Protection, 1973). Com a baixa contagem de fótons o ruído quântico tende a diminuir de acordo com o sinal, porém a relação sinal-ruído também diminui, o que leva a uma sensação visual de maior degradação.

Naturalmente imagens radiológicas, como as de mamografia, possuem um certo nível admissível de ruído dos mais variados tipos, sendo o ruído quântico, o ruído predominante (VEDANTHAM et al., 2000; SURYANARAYANAN; KARELLAS; VEDANTHAM, 2004).

Tabela 1: Relação fóton *vs.* ruído. Tabela adaptada de (BUSHBERG et al., 2011).

Fótons/Pixel (N)	Ruído (σ) ($\sigma = \sqrt{N}$)	Ruído relativo (σ/N) (%)	SNR (N/σ)
10	3.2	32	3.2
100	10	10	10
1 000	31.6	3.2	32
10 000	100	1	100
100 000	316.2	0.3	316

A redução da dose de radiação utilizada na mamografia é uma maneira de diminuir as chances de indução de câncer. No entanto, essa redução tem impacto direto na diminuição da relação sinal-ruído, o que visualmente aumenta o nível de degradação da imagem. Assim como foi mostrado numericamente, na Tabela 1, os efeitos da redução da dose de radiação na Figura 10 é ilustrado o que tais números significam em termos da visibilidade de uma possível lesão.

Figura 10: Relação entre a dose de radiação e o ruído. Fonte (BUSHBERG et al., 2011).

O conjunto de perfis apresentados nas Figura 10 ilustra muito bem o fato de que quando a relação sinal-ruído diminui ocorre também a diminuição do contraste entre estruturas de interesse e o fundo (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000; WILLIAMS et al., 2006). Alguns trabalhos mostraram que o ruído quântico é considerado pelos radiologias

como um fator dominante na qualidade das imagens de mamografia, sendo até mais importante do que a resolução espacial na detecção de microcalcificações e classificação de nódulos (YAFFE; MAINPRIZE, 2011; SAMEI et al., 2007; RUSCHIN et al., 2007).

Além da relação entre o ruído e o sinal ser menor que 1, ela varia com a localização espacial (BORGES, 2015). A Figura 11 apresenta a razão entre a média do sinal e variância do ruído em cada ponto de uma imagem de bloco uniforme de acrílico, obtida em um equipamento mamográfico. Como o bloco radiografado é uniforme, o valor médio do sinal é constante em toda a imagem. No entanto, para garantir essa uniformidade do sinal, os equipamentos de mamografia digital utilizam um sistema de correção de não-uniformidade chamada de *Flat-Fielding* (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000). Essa correção faz com que o ruído não seja constante em toda a imagem e varie de acordo com a posição do objeto ao longo do campo. Como pode ser observado na Figura 11, o ruído aumenta à medida que o objeto fica mais distante do centro do campo.

Figura 11: Mapa da relação entre a média do sinal e a variância do ruído em uma imagem de mamografia. Gráfico adaptado de (BORGES, 2015).

Métodos para a Filtragem de Ruído

Existem diversas técnicas para a filtragem de ruído em imagens digitais (MOTWANI et al., 2004). Esses filtros vão desde os mais simples, no domínio espacial, como o filtro da média local (MOTWANI et al., 2004) aos mais complexos como o filtro bilateral (MOTWANI et al., 2004), filtragem por Wavelets (DONOHO; JOHNSTONE, 1995; DONOHO; JOHNSTONE, 1994), filtro de Wiener (MOTWANI et al., 2004), e os mais recentes *Non-Local Means* (BUADES; COLL; MOREL, 2005) e *Block-matching and 3D Filtering* (BM3D) (DABOV et al., 2007), sendo o último considerado estado da arte para esse fim.

A grande maioria dos métodos de filtragem de ruído são desenvolvidos para o ruído branco Gaussiano aditivo AWGN, que é independente do sinal (GONZALEZ; WOODS, 2008). Para o caso de imagens mamográficas digitais adquiridas com baixa dose de radiação o ruído predominante é o ruído Poisson, por isso é necessário adaptar as técnicas tradicionais de filtragem para o tratamento desse ruído.

Já foi discutido anteriormente que o ruído quântico encontrado na mamografia digital é dependente do sinal, não é aditivo e segue a distribuição de Poisson (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000). Para poder utilizar os filtros desenvolvidos para ruído AWGN em imagens corrompidas por ruído Poisson, é necessário utilizar uma Transformada de Estabilização de Variância (*Variance Stabilization Transform* - VST), como por exemplo a transformada de Anscombe (ANSCOMBE, 1948). O uso de VST para a filtragem de ruído Poisson é muito comum e utilizada pela maioria dos pesquisadores da área (STARCK; MURTAGH; FADILI, 2010; DABOV et al., 2007; OLIVEIRA et al., 2015; OLIVEIRA et al., 2015). Além disso, existem algoritmos para filtragem de ruído Poisson que utilizam filtros desenvolvidos especificamente para esse tipo de ruído, sem a necessidade do uso de VST, como é o caso da versão do Filtro de Wiener proposto por (KUAN et al., 1985), o algoritmo *Poisson Non-Local Means* (DELEDALLE; TUPIN; DENIS, 2010) e alguns filtros baseados na transformada Wavelet especificamente para a filtragem do ruído Poisson (HUANG; MADOC; CHEETHAM, 2003; ZHANG; FADILI; STARCK, 2008).

4.1 Filtragem no Domínio Wavelet

A motivação para remover ruído utilizando a Transformada Wavelet vem do fato de que os coeficientes produzidos pela decomposição de um sinal ruidoso apresentam uma certa separabilidade entre sinal e ruído. No domínio Wavelet a parte verdadeira do sinal é representada por coeficientes de maior magnitude, enquanto que o ruído é representado pelos de menor magnitude (DONOHO; JOHNSTONE, 1995; JANSEN, 2001; STARCK; MURTAGH; FADILI, 2010).

A decomposição de uma imagem utilizando a Transformada Wavelet Discreta (DWT) consiste da aplicação sucessiva de filtros passa-alta e passa-baixa ao longo de suas linhas e colunas. Os dois tipos mais difundidos de transformada Wavelet são a *transformada decimada* e a *transformada não decimada*. Na primeira, como o próprio nome diz, o sinal ao ser decomposto sofre uma redução, ou decimação, no seu tamanho por um fator de 2. No caso de imagens, ilustrado na Figura 12, quando é aplicada a transformada (*dwt*) na “Imagem Original”, esta sofre a redução em seu tamanho a cada nível de decomposição.

Figura 12: Transformada Wavelet Decimada, o sinal é decimando (reduzido) por um fator de 2 a cada nível de decomposição.

Ainda na Figura 12, é possível notar que uma única aplicação da transformada gera quatro conjuntos de sinais. Isso porque, como já foi comentado anteriormente, é feita a combinação dos filtros passa-alta e passa-baixa em relação às linhas e colunas da imagem. Sendo assim, a seguinte configuração de sub-bandas e seus respectivos coeficientes é observada no primeiro nível de decomposição:

LL_1 : Resultado da aplicação do mesmo filtro passa-baixa (L) nas linhas e colunas da imagem. Esta sub-banda corresponde aos coeficientes de *aproximação*;

HL_1 : Resultado da aplicação do filtro passa-alta (H) nas linhas e o passa-baixa (L) nas colunas. Esta sub-banda corresponde aos coeficientes de *detalhes horizontais*;

LL_1 Resultado da aplicação do filtro passa-baixa (L) nas linhas e o passa-alta (H) nas colunas. Esta sub-banda corresponde aos coeficientes de *detalhes horizontais*;

HH_1 Sendo o resultado da convolução da imagem pelo mesmo filtro passa-alta (H), primeiro em suas linhas e depois em suas colunas, esta sub-banda corresponde aos coeficientes de *detalhes diagonais*;

Como a transformada Wavelet utilizada para imagens é um algoritmo de análise em multirresolução, é possível decompor a imagem sucessivas vezes. Na Figura 12, foi apresentada a decomposição em dois níveis de resolução. A aplicação da transformada de um nível 1 para o nível 2 é feita aplicando-a apenas aos coeficientes de aproximação, enquanto que os coeficientes de detalhes são mantidos. Qualquer processamento a ser efetuado no domínio Wavelet deve ser aplicado apenas aos coeficientes de detalhes pois, como os coeficientes de aproximação são utilizados para a decomposição dos próximos níveis, esses são reconstruídos quando a transformada inversa é aplicada.

A Transformada Wavelet Decimada é considerada a ideal para compressão de imagens e outros tipos de análise onde não existe a necessidade da reconstrução do sinal original pois, durante o processo de decimação alguns valores são descartados.

Para remoção de ruído, a Transformada Wavelet Não Decimada é considerada a melhor alternativa para esse propósito (STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1995; STARCK; FADILI; MURTAGH, 2007). Todo o processo comentado anteriormente na transformada decimada se aplica aqui. A grande diferença dessa transformada para a apresentada anteriormente pode ser observado na Figura 13, onde nota-se que o tamanho do sinal não é alterado de modo que cada sub-banda tem o mesmo tamanho da “Imagem Original”.

Figura 13: Transformada Wavelet Não Decimada, o tamanho das sub-bandas é o mesmo do sinal original.

Os filtros passa-alta e passa-baixa utilizados na transformada Wavelet são discretizações de um par de bases, que correspondem a função Wavelet Ψ e a função de escala Φ . A literatura apresenta uma grande quantidade de funções base que não param de crescer, pois a particularidade de um par de bases está relacionado com a aplicação para a qual ela foi desenvolvida (DAUBECHIES, 1992; MALLAT, 1999). Na Figura 14, são ilustrados dois dos principais pares de bases, a Daubechies-8 nas figuras 14a e 14b e a Biortogonal-2.2 nas figuras 14c e 14d.

Matematicamente, as funções base de uma Wavelet ortogonal possui uma forma genérica como a apresentada nas equações Ψ e Φ de 11:

$$\Psi(n) = \sum_{i=0}^{N-1} g(i)\Phi(2n-i) \quad \Phi(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)\Phi(2n-i) \quad (11)$$

Figura 14: Pares de bases ortogonal (a-b) Daubechies-8 (db8) e biortogonal (c-d) Biortogonal-2.2 (bior2.2).

nas quais, $g(i)$, $h(i)$, i e n representam os filtros passa-alta, passa-baixa, o fator de escala e os dados a serem processados, respectivamente.

A resposta da transformada é diferente de acordo com as funções base utilizadas. A escolha das bases está relacionada com o sinal a ser analisado, no entanto ainda não existe um método estabelecido para a definição de quais bases utilizar para os mais variados tipos de sinais em qualquer dimensão (NAJARIAN; SPLINTER, 2012). Porém, apesar da inexistência de um método exato, a comunidade científica tem se direcionado para duas famílias em especial: as wavelets da família Daubechies e as Biortogonais (FUGAL, 2009).

A remoção de ruído no domínio Wavelet de uma imagem I tradicionalmente segue o método proposto em (DONOHO; JOHNSTONE, 1994; DONOHO; JOHNSTONE, 1995), que consiste nos seguintes passos:

1. Decompor a imagem de entrada I ao aplicar a transformada Wavelet (W):

$$Y = W(I). \quad (12)$$

A decomposição em multi escala irá gerar um conjunto de coeficientes de detalhes e aproximação (Y).

2. Executar o *thresholding* (D) dos coeficientes de detalhes em cada sub-banda da decomposição baseado no valor de *threshold* (λ) estimado:

$$Z = D(Y, \lambda). \quad (13)$$

A transformada Wavelet aumenta a separabilidade entre o sinal e o ruído no seu domínio. A escolha do melhor par de bases para a decomposição surte um maior impacto nesse momento onde, a melhor base é aquela que possibilita a maior separação entre sinal e ruído.

3. Reconstruir a imagem utilizando para isso os coeficientes restantes (Z) após a operação de *thresholding*.

$$\hat{I} = W^{-1}(Z). \quad (14)$$

Na sequência de procedimentos citados anteriormente, sem dúvida alguma, a parte mais importante é o segundo passo, pois é nele que será decidido quais informações serão consideradas ruído e portanto removidas e, quais serão mantidas.

A estimativa do valor de *thresholding* pode ser feita de diversas maneiras (DONOHO; JOHNSTONE, 1994; JANSEN, 2001). No entanto, duas delas tem se destacado: *Visu-Shrink* (DONOHO; JOHNSTONE, 1994) e o *Bayes-Shrink* (CHANG; YU; VETTERLI, 2000).

O *Visu-Shrink* é a mais simples das técnicas de *thresholding*, que deve ser aplicada individualmente para cada sub-banda de detalhes. Ainda bastante utilizada pois possui uma baixa complexidade computacional e produz bons resultados para ruído AWGN, o *Visu-Shrink* é dado pela Equação 15:

$$\lambda_{vs} = \sqrt{2 \cdot \ln(n)} \cdot \sigma, \quad (15)$$

na qual, n é a quantidade de coeficientes a serem estimados e, σ é o desvio padrão do ruído.

O *Bayes-Shrink* é uma técnica de estimativa de *threshold* mais robusta do que o *Visu-Shrink*. Ela parte da observação clássica de um sinal ruidoso: $Y = X + N$, na qual X é o sinal livre de ruído; N é a componente de ruído aditivo e Y é o sinal ruidoso. Partindo dessa observação chegou-se a conclusão de que as variâncias desses sinais seguem o mesmo modelo: $\sigma_Y^2 = \sigma_X^2 + \sigma^2$. Sendo assim, o *Bayes-Shrink* em cada sub-banda é dado pela Equação 16:

$$\lambda_{bs} = \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\sigma}_X^2}, \quad (16)$$

com as estimativas de $\hat{\sigma}_X^2$ e $\hat{\sigma}^2$ dadas por:

$$\hat{\sigma}_X^2 = \max(\hat{\sigma}_Y^2 - \hat{\sigma}^2, 0) \quad \hat{\sigma} = \frac{\text{Mediana}(|Y_{ij}|)}{0.6745} \quad (17)$$

na qual, $Y_{ij} \in \text{sub-banda HH}_1$ e,

$$\hat{\sigma}_Y^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n^2. \quad (18)$$

A estimativa do valor de *threshold* (λ) tem por objetivo encontrar um limiar ótimo entre os coeficientes que representam o ruído e aqueles que representam o sinal real. Após a sua estimativa, é necessário utilizar alguma função que realize o *thresholding*, também conhecido por *shrinkage*, dos coeficientes que estejam abaixo desse limiar.

As funções de *thresholding* mais conhecidas são a *Hard-thresholding* e a *Soft-thresholding*, ambas são apresentadas na Figura 15.

Figura 15: Métodos para o *thresholding* de coeficientes no domínio Wavelet dado $\lambda = 1.0$.

O melhor entendimento das funções de *thresholding* ocorre por meio de exemplo. Considere um conjunto de coeficientes de uma sub-banda de detalhes cujos os valores estejam no intervalo $[-2, 2]$, como o apresentado na curva vermelha da Figura 15a, o *Hard-thresholding*, definido matematicamente pela Equação 19, desses coeficientes visa definir como 0 todos os coeficientes no intervalo $[-\lambda, \lambda]$, no exemplo apresentado $[-1, 1]$.

$$D_h(Y, \lambda) = \begin{cases} Y, & \text{se } |Y| > \lambda \\ 0, & \text{c. c.} \end{cases} \quad (19)$$

Sob as mesmas circunstâncias do exemplo anterior, o *Soft-thresholding* apresentado no gráfico da Figura 15b, faz com que os coeficientes que atendam ao critério apresentado na Equação 20 tenham seus valores definidos como 0 dentro do intervalo $[-1, 1]$, enquanto que fora dele, ao contrário do *Hard-thresholding*, tais valores são reduzidos ao terem subtraídos o valor de λ .

$$D_s(Y, \lambda) = \begin{cases} \text{sgn}(Y)(|Y| - \lambda), & \text{se } |Y| > \lambda \\ 0, & \text{c. c.} \end{cases} \quad (20)$$

Após todo o processo de: decomposição da imagem com a Transformada Wavelet; estimativa do valor de *threshold*; e a aplicação da função de *thresholding*, é necessário reconstruir a imagem através da transformada inversa aplicada aos coeficientes de cada sub-banda. A imagem final após a reconstrução, deverá ter o seu ruído atenuado.

4.2 *Block-Matching and 3D Filtering*

Considerado como o estado da arte para a filtragem de ruído em imagens, o BM3D é um dos algoritmos *Não-Local* para esse fim (DABOV et al., 2007; LEBRUN, 2012). A definição da não-localidade vem do fato de que os algoritmos dessa classe se baseiam na estratégia de explorar a redundância dos pixels da imagem. Para isso, esses algoritmos buscam processar blocos (pequenas regiões da imagem) ao buscar na imagem por seus semelhantes ruidosos pois, várias blocos ruidosos semelhantes são tratados como sendo versões diferentes de um mesmo bloco livre de ruído. Sendo assim, os blocos coletados contribuem para a estimativa de um bloco livre de ruído.

A ideia de algoritmos não-locais teve o seu início com o algoritmo *Non-Local Means* (BUADES; COLL; MOREL, 2005) (NLM), que simplesmente realiza a média ponderada dentro os blocos considerados semelhantes. O NLM é uma técnica bastante simples e eficiente, conhecida por preservar detalhes finos na imagem bem como texturas (BUADES; COLL; MOREL, 2005). No entanto, dentre as suas limitações pode-se citar que o filtro não é capaz de filtrar todo o ruído de baixa frequência e, no cálculo da média ponderada atribui peso não-zero para regiões dissimilares, o que pode acabar por prejudicar a restauração das imagens.

Utilizando a abordagem de remoção de ruído utilizado pelo NLM e a filtragem no domínio de transformadas, o BM3D é um filtro que busca superar as limitações do NLM. Para isso, o BM3D é dividido em dois passos, ilustrados no esquema da Figura 16:

Figura 16: As duas etapas que compõem o *BM3D* e as imagens envolvidas.

Chamada de *Filtragem Wavelet*, a primeira etapa essencialmente produz uma pré-

estimativa da imagem livre de ruído no domínio Wavelet por *Hard-thresholding*. Na *Filtragem Wiener*, a pré-estimativa é melhorada através do filtro de Wiener (JIN et al., 2003) gerando a estimativa final. Os detalhes de cada etapa são apresentados na sequência.

4.2.1 Filtragem Wavelet

O primeiro passo do *BM3D*, que consiste em fazer uma estimativa básica da imagem livre de ruído, é sumarizado no esquema da Figura 17. No decorrer desta subseção os detalhes serão abordados.

Figura 17: Primeira etapa do *BM3D*: Filtragem Wavelet. Imagem traduzida de (DABOV et al., 2007).

O *Block-matching* é a primeira atividade desse passo. O *BM3D* define uma janela de busca de dimensão n^h que irá varrer toda a imagem agrupando em pilhas blocos que são semelhantes. Para cada janela, em seu centro é definido um bloco P com dimensão k^h que servirá de referência, pois o algoritmo irá procurar por blocos Q semelhantes a P . O conjunto de blocos similares são definidos de acordo com a Equação 21:

$$\mathbb{P}(P) = \{Q : d(P, Q) \leq \tau^h\}, \quad (21)$$

na qual:

τ^h : é a distância máxima admitida. Esse valor é especificado manualmente e portanto um parâmetro fixo do filtro;

$d(P, Q)$: é a norma L^2 quadrática entre os blocos P e Q , dada pela Equação 22. A variável γ' corresponde ao operador da transformada Wavelet (por padrão utiliza-se a *Biorthogonal Spline 1.5*) e encurtamento dos coeficientes por *Hard-thresholding*.

$$d(P, Q) = \frac{\|\gamma'(P) - \gamma'(Q)\|_2^2}{(k^h)^2} \quad (22)$$

O valor de *threshold* utilizado pelo operador γ' é dado pelo produto $\lambda_{2D}^h \times \sigma$, no qual, λ_{2D}^h é um parâmetro fixo do *BM3D*, podendo ser ajustado empiricamente para melhor desempenho enquanto que σ corresponde ao desvio padrão do ruído. Por padrão, as seguintes situações podem ocorrer:

$$\lambda_{2D}^h \times \sigma = \begin{cases} 0, & \text{se } \sigma \leq 40 \\ \psi, & \text{c. c.} \end{cases}$$

Quando $\sigma > 40$, então $\lambda_{2D}^h \times \sigma = \psi \neq 0$, isso quer dizer que, por *Hard-thresholding*, todos os coeficientes do bloco que estiverem dentro do intervalo $[-\psi, \psi]$ serão levados para 0 enquanto que os outros ficarão com seus valores inalterados.

Os blocos que satisfizerem a condição de distância depois da operação de *thresholding* são empilhados, formando uma estrutura tridimensional, como ilustra a Figura 18, denotada por $\mathbb{P}(P)$, e isso garante o agrupamento dos blocos semelhantes ao de referência. No entanto, por questões de desempenho, o *BM3D* possui o parâmetro N^h , que dita a quantidade máxima de blocos que cada pilha poderá ter.

Figura 18: Agrupamento de blocos semelhantes dentro da janela de busca de dimensão n .

Quando agrupados, os blocos são empilhados em ordem decrescente de similaridade em relação ao bloco de referência, entretanto foi provado (LEBRUN, 2012) que essa ordenação não é significativa, e o algoritmo obtém os mesmos resultados em ambas situações.

Uma vez que a janela de busca tenha percorrido toda a imagem montando as pilhas de blocos semelhantes, o próximo passo é a filtragem colaborativa. A ideia básica dessa filtragem é explorar a redundância entre os blocos de uma mesma pilha, de modo que cada bloco contribua para a filtragem do grupo. No domínio 3D, em cada pilha, são aplicadas três transformadas, denotadas por τ_{2D}^h , τ_{1D}^h e γ , na qual:

τ_{2D}^h : é a Transformada Discreta do Cosseno (DCT), aplicada em cada bloco individualmente;

τ_{1D}^h : corresponde a transformada *Walsh-Hadamard*, aplicada na terceira dimensão da pilha;

γ : é o operador da transformada Wavelet em que o *Hard-thresholding* é executado para atenuação do ruído.

Após essa sequência de operações, resumidas na Equação 23, tem-se a pilha $\mathbb{P}(P)^{hard}$ com o ruído atenuado.

$$\mathbb{P}(P)^h = \tau_{2D}^{h^{-1}} \left(\tau_{1D}^{h^{-1}} \left(\gamma \left(\tau_{1D}^h \left(\tau_{2D}^h (\mathbb{P}(P)) \right) \right) \right) \right) \quad (23)$$

Para o operador de *Hard-thresholding* (γ) o valor do *threshold* é definido por $\lambda_{3D}^h \times \sigma$, e portanto o operador é definido como segue:

$$\gamma(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } |x| \leq \lambda_{3D}^h \times \sigma \\ x, & \text{c. c.} \end{cases} \quad (24)$$

Ao fim da filtragem colaborativa, o algoritmo já possui uma pré-estimativa para cada bloco. Esses blocos são reposicionados em suas respectivas posições na imagem original. No entanto, é comum ocorrerem situações onde os blocos irão se sobrepor, na prática isso significa que se tem mais de uma estimativa para o mesmo pixel. Esses pixels são novamente estimados por meio do cálculo da média ponderada entre todas as estimativas de um mesmo ponto, matematicamente definido pela Equação 25:

$$\forall Q \in \mathcal{P}(P), \forall x \in Q, \begin{cases} \nu(x) = \nu(x) + w_P^h \cdot u_{Q,P}^h(x) \\ \delta(x) = \delta(x) + w_P^h \end{cases} \quad (25)$$

As estimativas de cada bloco e a nova estimativa de cada pixel são armazenadas em dois *buffers* (Equação 25): ν que corresponde ao numerador e; δ ao denominador, nos quais:

$u_{Q,P}^h(x)$: é a estimativa do pixel x que pertence ao bloco Q obtido durante a filtragem do bloco P ;

w_P^h : está relacionado à quantidade (N_P^h) de coeficientes que não foram zerados durante o *Hard-thresholding* no domínio 3D:

$$w_P^h = \begin{cases} \frac{1}{N_P^h}, & \text{se } N_P^h \geq 1 \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Este esquema de pesos prioriza os blocos homogêneos, e dá menos importância aos que contêm alguma borda. Tal abordagem leva a uma redução dos efeitos de borda, chamados de *ringing effects*, que aparece normalmente quando é feito algum processamento no domínio de transformadas, como por exemplo a DCT. No entanto, com o propósito de reduzir ainda mais qualquer efeito eminente é aplicado a janela Kaiser, também conhecida como Kaiser-Bessel, que consiste de uma multiplicação elemento-a-elemento entre a janela e o bloco estimado (LEBRUN, 2012).

A janela Kaiser unidimensional de tamanho k é obtida por meio da Equação 26.

$$K_n = \begin{cases} \frac{I_0 \left(\pi \alpha \sqrt{1 - \left(\frac{2n}{k-1} - 1 \right)^2} \right)}{I_0(\pi \alpha)}, & \text{se } 0 \leq n \leq k-1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (26)$$

na qual, I_0 é a função Bessel modificada de ordem 0 e de primeiro tipo:

$$I_0 = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m! \Gamma(m+1)} \left(\frac{x}{2} \right)^{2m}$$

A estimativa básica é finalmente dada pelo quociente dos dois *buffers* criados anteriormente:

$$u^b(x) = \frac{\nu(x)}{\delta(x)} = \frac{\sum_P w_P^h \sum_{Q \in \mathcal{P}(P)} \chi_Q(x) u_{Q,P}^h(x)}{\sum_P w_P^h \sum_{Q \in \mathcal{P}(P)} \chi_Q(x)} \quad (27)$$

na qual, $\chi_Q(x)$ é o operador de pertinência do pixel x no bloco Q .

4.2.2 Filtragem Wiener

Chamada de *Filtragem Wiener*, a segunda etapa do *BM3D* é ilustrada na Figura 19. Essa etapa funciona de maneira bastante similar a primeira, onde basicamente a imagem ruidosa é filtrada com o filtro de Wiener, que utiliza como “oráculo” a imagem pré-estimada da etapa anterior, resultando na imagem final livre de ruído.

Figura 19: Segunda etapa do *BM3D*: Filtragem Wiener. Imagem traduzida de (DABOV et al., 2007).

No *Block-matching* apenas a pré-estimativa é processada em busca de blocos similares que satisfaçam a equação de distância d , agrupando-os em uma pilha $\mathcal{P}$ de acordo com a Equação 28.

$$\mathcal{P}(P) = \{Q : d(P, Q) \leq \tau^w\} \quad (28)$$

O *BM3D* possui um conjunto de 14 parâmetros - sem contar as transformadas e as bases Wavelet - divididos em dois conjuntos, um para a primeira etapa e outro para a segunda. Essa separação possibilita a definição, por exemplo, da quantidade de blocos na pilha seja diferente da primeira para a segunda etapa. Os parâmetros são comentados na Subseção 4.2.3, bem como os valores utilizados.

Com a finalidade de ressaltar a parametrização nas equações, todo parâmetro pertencente ao primeiro passo possui o índice superior h enquanto que os do segundo passo é w . Vide por exemplo, os parâmetros τ^h e τ^w das Equações 21 e 28, respectivamente.

Ao fim do *Block-matching* o algoritmo tem dois conjuntos de pilhas 3D, os do primeiro passo $\mathbb{P}(P)$ e os do segundo $\mathcal{P}(P)$. Para a filtragem colaborativa é necessário inicialmente calcular os coeficientes empíricos de Wiener, por meio da Equação 29.

$$\omega_P(\epsilon) = \frac{|\tau_{3D}^w(\mathbb{P}^b(P))(\epsilon)|^2}{|\tau_{3D}^w(\mathbb{P}^b(P))(\epsilon)|^2 + \sigma^2} \quad (29)$$

A filtragem colaborativa Wiener acontece por meio da multiplicação elemento-a-elemento da transformada 3D da imagem ruidosa $\tau_{3D}^w(\mathbb{P}(P))$ pelos coeficientes Wiener ω_P . Equacionado o processo, a estimativa da pilha 3D é:

$$\mathbb{P}^w(P) = \tau_{3D}^{w-1}(\omega_P \cdot \tau_{3D}^w(\mathbb{P}(P))) \quad (30)$$

Quando finalizada a filtragem colaborativa tem-se apenas uma estimativa para cada bloco e várias para um mesmo pixel. Desse modo, na agregação é novamente tratada as situações de sobreposição, de maneira similar ao primeiro passo:

$$\forall Q \in \mathcal{P}(P), \forall x \in Q, \begin{cases} \nu(x) = \nu(x) + w_P^w \cdot u_{Q,P}^w(x) \\ \delta(x) = \delta(x) + w_P^w \end{cases} \quad (31)$$

Com os dois *buffers*, ν e δ , definidos na Equação 31 na qual $w_P^w = \frac{1}{||\omega_P||^2}$, a janela Kaiser de dimensão k^w é novamente aplicada. Porém, uma pesquisa mostrou que não existe diferença, em termos da métrica de similaridade PSNR ou visual, na aplicação da janela na segunda etapa do filtro (LEBRUN, 2012).

Sendo assim, a estimativa da imagem final (u^f) assim como grande parte desse segundo passo, é definido de maneira muito similar a Equação 27, porém agora utilizando os elementos calculados apenas na filtragem Wiener, ressaltados pelo expoente w :

$$u^f(x) = \frac{\nu(x)}{\delta(x)} = \frac{\sum_P w_P^w \sum_{Q \in \mathcal{P}(P)} \chi_Q(x) u_{Q,P}^w(x)}{\sum_P w_P^w \sum_{Q \in \mathcal{P}(P)} \chi_Q(x)} \quad (32)$$

4.2.3 Valores Padrões dos Parâmetros

Como pôde ser observado nas Subseções 4.2.1 e 4.2.2, o *BM3D* possui diversos parâmetros que devem ser fixados antes da filtragem, podendo ser alterado para que se obtenha um melhor desempenho do filtro. Nesta seção, são apresentados na Tabela 2 o conjunto de parâmetros sugeridos pelos desenvolvedores do filtro (DABOV et al., 2007) e os parâmetros sugeridos por Lebrun (LEBRUN, 2012) testou e avaliou exaustivamente diversas configurações do filtro.

É possível observar que a maioria dos parâmetros basicamente se repetem de um passo para outro. Por exemplo, k^h e k^w se referem exatamente ao mesmo propósito, dimensão do bloco, sendo que um da primeira etapa e o outro da segunda, respectivamente. Isso permite um melhor controle e ajuste do filtro para o tipo de imagem em que ele é aplicado. A seguir, é apresentada a legenda de tais parâmetros e, para evitar repetição, parâmetros similares serão agrupados:

$k^{\{h,w\}}$: Dimensão do bloco;

n_{step} : Passo de deslocamento da janela de busca;

$N^{\{hard,w\}}$: Número máximo de blocos na pilha;

$n^{\{h,w\}}$: Dimensão da janela de busca;

$\tau^{\{h,w\}}$: Valor de *threshold* para o cálculo de distância;

$\alpha_{\{h,w\}}$: Parâmetro da janela Kaiser;

λ_{thr2D} : Valor de *threshold* para as transformadas em 2D, Wavelet (*Bior1.5*) no primeiro passo e a DCT no segundo;

λ_{thr3D} : Valor de *threshold* do *Hard-thresholding* no domínio 3D.

Tabela 2: Parâmetros sugeridos.

	Parâmetro	BM3D Original (DABOV et al., 2007)	Lebrun (LEBRUN, 2012)
Filtragem Wavelet	k^h	8	8
	n_{step}	3	3
	N^h	16	16
	n^h	39	39
	τ_h	3000	2500/5000
	α_h	2.0	2.0
	λ_{thr2D}	0	0
	λ_{thr3D}	2.7	2.7
Filtragem Wiener	k^w	8	8
	n_{step}	3	3
	N^w	39	15
	n^w	32	32
	τ_w	400	400/3500
	α_w	2.0	2.0

4.3 Transformada de Estabilização de Variância

Os métodos de filtragem de ruído comentados anteriormente foram desenvolvidos para ruído branco Gaussiano aditivo (AWGN). Esse tipo de ruído não é dependente do sinal e portanto a sua variância é constante ao longo de toda imagem. Como visto no capítulo anterior, as imagens mamográficas adquiridas com baixa dose de radiação são degradadas principalmente pelo ruído Poisson, que não é aditivo e é dependente do sinal.

Mesmo que estejam corrompidas por ruído Poisson é possível processar tais imagens utilizando filtros concebidos para ruído Gaussiano. Para isso pode-se utilizar alguma VST na imagem, para que a variância do ruído seja estabilizada, e posteriormente filtrá-la com o filtro de remoção de ruído desejado (DABOV et al., 2007; MOTWANI et al., 2004).

A Transformada de Anscombe (ANSCOMBE, 1948) é uma das VSTs mais utilizadas. Após ser aplicada em uma imagem contaminada por ruído Poisson, esse ruído passa a ser

independente do sinal, se comportando como ruído Gaussiano com média (μ) 0 e variância (σ^2) unitária. Matematicamente a transformada de Anscombe é dada pela Equação 33.

$$Z = 2\sqrt{Y + \frac{3}{8}}, \quad (33)$$

na qual, Y é uma variável aleatória modelada pela distribuição de Poisson e, Z é uma variável aleatória aproximada pela distribuição Gaussiana, onde sua variância é unitária e constante, independente do valor sinal. Na Figura 20 é apresentado o ruído, mostrado anteriormente na Figura 9b, após a aplicação da transformada de Anscombe.

Figura 20: Ruído Poisson após a sua variância ser estabilizada com a Transformada de Anscombe. $\mu \approx 0$ e $\sigma^2 \approx 1$.

Após a filtragem do sinal no domínio de Anscombe, é necessário aplicar a transformada inversa para que o sinal volte ao seu domínio de origem. A inversa algébrica da transformada de Anscombe é definida na Equação 34:

$$Y = \left(\frac{Z}{2}\right)^2 - \frac{3}{8}. \quad (34)$$

Porém, a inversa algébrica é conhecida por adicionar um viés na imagem devido ao processo de filtragem do ruído que ocorre no domínio de Anscombe (ANSCOMBE, 1948). Uma alternativa para a transformada inversa de Anscombe após a filtragem do ruído é a utilização da transformada inversa exata, proposta por (MAKITALO; FOI, 2012), que consiste de um conjunto de transformadas parametrizadas que fazem a transformada inversa, após a filtragem do ruído no domínio de Anscombe, sem a adição de viés na imagem final.

Capítulo 5

Métodos de Avaliação de Imagens

No momento em que se trabalha com técnicas de restauração de imagens, existe a necessidade de mensurar a degradação da mesma, seja para avaliar o quão degradada uma imagem está, bem como para verificar o quanto uma imagem “melhorou” após a filtragem. Para essa avaliação normalmente se utilizam métricas de similaridade entre imagens, e se avalia a similaridade entre a imagem ruidosa (ou a imagem filtrada) com a imagem ideal sem ruído, chamada de imagem padrão ou *ground-truth*. Essas técnicas são inicialmente divididas em duas categorias, as *objetivas* e as *subjetivas* (WANG; BOVIK, 2006):

Métricas Subjetivas: Os seres humanos são normalmente o “público alvo” das imagens que são processadas, por isso, nada mais natural do que utilizar humanos para avaliar a qualidade da imagem. Esse tipo de abordagem, como por exemplo o *Mean Opinion Score* (MOS), utiliza observadores humanos que avaliam um conjunto de imagens atribuindo notas de acordo com a escala definida. Avaliado como uma das melhores técnicas para avaliar imagens o MOS, entretanto possui um custo bastante elevado para ser aplicado, além de ser lento para aplicações do mundo real (WANG; BOVIK, 2006);

Métricas Objetivas: Ao contrário das métricas subjetivas, as objetivas não envolvem a avaliação humana. Elas são compostas de modelos computacionais cujos algoritmos estão correlacionados com a capacidade da visão humana discernir cenas, sendo então capazes de predizer, de forma numérica, precisa e automática a qualidade de uma imagem. Esta categoria ainda se divide entre as técnicas *full-reference* que precisam de uma imagem de referência (*ground-truth*) que idealmente seria uma versão da imagem a ser avaliada totalmente livre de ruído e técnicas *no-reference* que executam a avaliação apenas baseando-se na imagem ruidosa.

Dentre as várias técnicas objetivas presentes na literatura (GONZALEZ; WOODS, 2008; WANG; BOVIK, 2006; WANG; BOVIK, 2009), as *full-reference* mais populares são: *Mean*

Squared Error - Erro Quadrático Médio (MSE) (WANG; BOVIK, 2009), *Peak of Signal-to-Noise Ratio* - Pico da Relação Sinal-Ruído (PSNR) (WANG; BOVIK, 2009) e *Structural Similarity Index* - Índice de Similaridade Estrutural (SSIM) (WANG; BOVIK, 2002). Além disso existem métricas *no-reference*, para a avaliação de imagens onde não é possível obter a imagem de referência sem degradação, algumas dessas técnicas são: *Normalized Anisotropic Quality Index* (NAQI) (GABARDA; CRISTÓBAL, 2007), *Naturalness Image Quality Evaluator* (NIQE) (MITTAL; SOUNDARARAJAN; BOVIK, 2013) e *Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator* (BRISQUE) (MITTAL; MOORTHY; BOVIK, 2012).

5.1 Mean Squared Error

O *Mean Squared Error* - Erro Quadrático Médio (MSE) vem sendo utilizado em pesquisas há décadas apesar das críticas contra seu uso (WANG; BOVIK, 2009). Um dos principais argumentos contra é que, se utilizado com sinais que interagem com a percepção humana, como imagens e áudio, esta medida de similaridade é pouco significativa pois mesmo que o resultado seja numericamente favorável, isso não implica que perceptualmente ele seja realmente bom.

Por outro lado, a justificativa para o seu uso nos dias atuais se deve a simplicidade do método, baixa complexidade computacional, o que também reflete na sua facilidade de implementação. Além disso, outro fator é que todas as normas l_p são métricas de distância válidas no espaço R^N , o que permite uma direta interpretação de similaridade e, no caso onde $p = 2$ o MSE nada mais é do que a distância Euclidiana no espaço N-dimensional (WANG; BOVIK, 2009).

Supondo dois sinais discretos, finitos e de tamanho N , $X = \{x_i \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ e $Y = \{y_i \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ onde, x_i e y_i correspondem a i -ésima amostra de X e Y , respectivamente. O MSE entre os dois sinais é dado por:

$$\text{MSE}(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2, \quad (35)$$

e sua versão normalizada:

$$\text{NMSE}(X, Y) = \frac{\text{MSE}(X, Y)}{S_X \cdot S_Y}, \quad (36)$$

na qual,

$$S_X = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad \text{e} \quad S_Y = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N}. \quad (37)$$

Vale ressaltar que como o MSE diz respeito ao erro entre dois conjuntos e quando menor esse erro, sendo 0 o limite inferior, mais similares tais conjuntos são.

5.2 *Peak of Signal-to-Noise Ratio*

O *Peak of Signal-to-Noise Ratio* - Pico da Relação Sinal-Ruído (PSNR) é outra métrica de similaridade popular na avaliação de dois sinais (GONZALEZ; WOODS, 2008). A base do cálculo do PSNR tem suas raízes no MSE e por isso depende diretamente do cálculo deste, como é mostrado na Equação 38:

$$\text{PSNR}(X, Y) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{L^2}{\text{MSE}(X, Y)} \right), \quad (38)$$

Supondo que X e Y sejam duas imagens, então L será o intervalo dinâmico dos pixels dessas imagens. Por exemplo, se tratando de imagens de 8 *bits* em tons de cinza $L = 2^8 - 1$, ou seja, 255. Como o PSNR é de certo modo o inverso do MSE, então numericamente quanto maior o resultado mais similares os sinais são.

5.3 *Structural Similarity Index*

As métricas apresentadas anteriormente pouco refletem a percepção humana ao se tratar de imagens complexas com estruturas e detalhes finos. Ao se comparar duas imagens muito borradas, é possível se obter valores ótimos de MSE e consequentemente do PSNR, já que o cálculo de ambas as métricas é pontual, não verificando o cenário global da imagem e a sua influência naquela região.

Com a finalidade de superar os pontos fracos do MSE e PSNR o *Structural Similarity Index* - Índice de Similaridade Estrutural (SSIM) foi desenvolvido, buscando analisar os princípios de formação das imagens em avaliação, se resumindo nas componentes: estrutura dos objetos, luminância e, contraste (WANG; BOVIK, 2006; WANG; BOVIK, 2002).

Matematicamente, o SSIM é definido de acordo com a Equação 39:

$$\text{SSIM}(X, Y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma, \quad (39)$$

na qual, α , β e γ , são constantes (necessariamente maiores que 0) que permitem o melhor ajuste da métrica ao dar mais importância para a componente de interesse. As componentes l , c e s correspondem a luminância, contraste e estrutura, respectivamente, sendo definidas conforme Equação 40:

$$l(x, y) = \frac{2(1 + R)}{1 + (1 + R)^2 + \frac{C_1}{\mu_x^2}}, \quad c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}. \quad (40)$$

No conjunto de Equações 40, C_1 , C_2 e C_3 são constantes correlacionadas com α , β e γ . Os valores de μ_x , σ_x e σ_{xy} são calculados por meio da convolução da imagem com uma janela gaussiana w normalizada, com desvio padrão de 1.5 e dimensão 8 ou 11, sendo recomendada a última (WANG et al., 2004):

$$\mu_x = \sum_{i=1}^N w_i x_i, \quad \sigma_x = \sqrt{\sum_{i=1}^N w_i (x_i - \mu_x)^2}, \quad (41)$$

$$\sigma_{xy} = \sum_{i=1}^N w_i (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y). \quad (42)$$

Para cada região da imagem, que corresponde ao tamanho da janela gaussiana, um valor SSIM é determinado. Esses valores ficam dentro do intervalo $[-1, 1]$ sendo 1 o valor que indica a maior similaridade entre as imagens naquela região.

É possível observar que o cálculo do SSIM, retorna uma grande quantidade de valores e normalmente quando se utiliza algum cálculo de fidelidade tem-se por objetivo obter apenas um valor que represente a similaridade entre as duas imagens em sua totalidade. Nesse sentido, é utilizada a média dos M_s SSIM elementos, resultando então no SSIM médio:

$$\text{MSSIM}(X, Y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \text{SSIM}(x_j, y_j) \quad (43)$$

5.4 Normalized Anisotropic Quality Index

Na avaliação de imagens onde não é possível ter uma imagem de referência, totalmente livre de ruído, se faz necessário o uso de técnicas *no-reference*, onde a medida de qualidade da imagem é calculada baseada apenas nas informações ali contidas sem a necessidade de qualquer outra (WANG; BOVIK, 2006). Esse tipo de métrica é importante, por exemplo, para avaliar a qualidade de imagem mamográfica clínica, situação na qual é impossível obter uma imagem de referência livre de degradação.

O *Normalized Anisotropic Quality Index* (NAQI) busca imitar a percepção visual humana por meio da avaliação do borramento e ruído presente em imagens naturais. Apesar de ter sido desenvolvido para imagens naturais, a área de aplicação do NAQI foi expandida ao ser validado para o uso em imagens médicas de mamografia digital (OLIVEIRA et al., 2016).

De acordo com Gabarda & Cristóbal, a anisotropia encontrada em imagens naturais é sensível tanto a ruído quanto borramento. Imagens com baixa qualidade, consequência de uma grande quantidade de ruído e baixa resolução espacial, possuem valores baixos de anisotropia. Baseando-se nessa premissa é possível utilizar a anisotropia como a base para uma métrica de qualidade (GABARDA; CRISTÓBAL, 2007).

A abordagem apresentada parte do cálculo da entropia de histogramas por meio da entropia de Rényi, dada pela Equação 44:

$$R_\alpha = \frac{1}{1 - \alpha} \log_2 \left(\sum_n \sum_k P^\alpha[n, k] \right), \quad (44)$$

na qual $P[n, k]$ é uma distribuição espaço-frequência com os componentes (n) do espaço e da frequência (k) , além da constante α para medida da distribuição. A execução do cálculo de $P[n, k]$ é feito por meio da normalização da distribuição pseudo-Wigner janelada, de acordo com a Equação 45:

$$W_z[n, k] = 2 \cdot \sum_{m=-N/2}^{(N/2)-1} z[n+m] \cdot z^*[n-m] \cdot e^{-2i(2\pi m/N)k}, \quad (45)$$

com n e k sendo variáveis discretas no tempo e na frequência, respectivamente, m sendo o parâmetro de deslocamento da janela e z^* o conjugado complexo de z . Com o objetivo de considerar a entropia direcional, $z[n]$ é um vetor com N tons de cinza. Baseando-se nas Equações 44 e 45 a entropia de Rényi no domínio pseudo-Wigner de um pixel na posição n é descrita na Equação 46:

$$R_3[n] = -\frac{1}{2} \log_2 \left(\sum_{k=1}^N \check{P}_n^3[k] \right) \quad (46)$$

Antes da normalização o AQI é calculado baseado na Equação 46, como mostra a Equação 47:

$$\bar{R}[\theta_s] = \sum_n R_3[n, \theta_s] / M \quad (47)$$

na qual M corresponde ao tamanho da imagem e $\theta_s \in [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_S]$ representa as S orientações distintas consideradas para o cálculo da entropia.

A normalização do AQI (NAQI), é obtida por meio da divisão do AQI pelo resultado da entropia de Rényi. Sendo assim, de acordo com o método descrito, além da imagem degradada o NAQI tem como parâmetros o tamanho N da janela utilizada na distribuição pseudo-Wigner e a quantidade de direções a serem consideradas no cálculo da entropia.

5.5 Normalized Noise Power Spectrum

O *Noise Power Spectrum* (NPS) é definido como a potência do ruído no domínio da frequência, em outras palavras, o cálculo do NPS deve ser feito apenas com a máscara de ruído (DOBBINS et al., 2006). Utilizando a Transformada de Fourier, ao NPS pode ser calculado por meio da Equação 48:

$$NPS(u_n, v_k) = \lim_{N_x, N_y, M \rightarrow \infty} \frac{\Delta x \Delta y}{M N_x N_y} \sum_{m=1}^M \left| \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} [I(x_i, y_i) - \bar{I}] e^{-2\pi i(u_n x_i + v_k y_j)} \right|^2, \quad (48)$$

na qual $I(x_i, y_i)$ é a intensidade do pixel na coordenada (x_i, y_i) , $\bar{I}$ é a média global, u e v são as frequências do conjugado de x e y , N_x e N_y correspondem a quantidade de pixels

nas direções x e y , Δx e Δy são as dimensões consideradas em x e y e, M é o número de regiões utilizadas no cálculo da média.

O valor de retorno do cálculo do NPS é utilizado com frequência como parâmetro de entrada para o cálculo da eficiência quântica do equipamento, mas para isso é necessário normalizá-lo. O NPS normalizado, chamado de NNPS (*Normalized Noise Power Spectrum*), é calculado de acordo com a Equação 49 (DOBBINS et al., 2006):

$$NNPS(u, v) = \frac{NPS(u, v)}{L^2} \quad (49)$$

na qual, L corresponde ao valor médio da região a ser calculada o NNPS.

Uma prática comum encontrada na literatura é a troca entre os termos “NPS” e “NNPS” quando o autor sempre se refere a versão normalizada do NPS por ser a mais utilizada e difundida (DOBBINS et al., 2006).

5.6 Sharpness

É de senso comum que todo filtro de remoção de ruído causa borramento na imagem durante o processo de filtragem. Com a intenção de avaliar o borramento causado em imagens pós-filtragem o cálculo do *Sharpness* tem se mostrado uma técnica bastante interessante (HE; IAN, 2009).

O cálculo do *Sharpness* não necessita de imagem referência, fato que encoraja ainda mais o seu uso, principalmente para a avaliação de imagens clínicas onde não é possível ter uma imagem ideal sem ruído.

A avaliação de uma imagem com o *Sharpness* é efetuado levando em consideração o cálculo dos seus gradientes direcionais, como é apresentado na Equação 50:

$$\text{Sharpness} = \sum_r \sum_c w_x G_x^2 + w_y G_y^2, \quad (50)$$

na qual, G_x e G_y são os gradientes direcionais, w_x e w_y são pesos baseados na vizinhança local, ambos dados pelas Equações 51 e 52:

$$w_x = [m(x+1, y) - m(x-1, y)]^2 \quad (51)$$

$$w_y = [m(x, y+1) - m(x, y-1)]^2 \quad (52)$$

Capítulo 6

Materiais e Métodos

A proposta deste trabalho é fazer a aquisição de imagens de mamografia com a dose de radiação reduzida que, conseqüentemente irão ter uma relação sinal-ruído menor, e posteriormente filtrá-las para que, após a filtragem, essas imagens tenham uma qualidade similar àsquelas adquiridas na dose padrão de radiação. Essa proposta é resumida no esquema da Figura 21.

Figura 21: Proposta geral deste trabalho.

Para a filtragem do ruído, etapa mostrada na Figura 21, primeiramente a mamografia adquirida com dose reduzida deve passar por um processo de linearização e escala. Isso

é necessário para que a imagem passe a ter o mesmo valor médio de pixels de uma imagem mamográfica adquirida com a dose padrão de radiação. Depois é necessário aplicar a transformada de Anscombe para que o ruído Poisson seja transformado em ruído aproximadamente AWGN. Com essa transformação a imagem estará pronta para a filtragem por meio da técnica de redução de ruído proposta neste trabalho para imagens mamográficas adquiridas com baixas doses de radiação. Finalmente, após a filtragem, deve-se usar a transformada inversa exata de Anscombe para gerar a imagem final no domínio de origem.

O método utilizado nesse trabalho para a validação da proposta é apresentado no esquema da Figura 22, onde estão ilustrados os três bancos de imagem utilizados bem como as etapas de avaliação das imagens mamográficas antes e depois da filtragem. A primeira etapa de avaliação, antes da filtragem, foi executada para calcular a quantidade de ruído que deve ser removido da imagem para que esta seja similar a uma imagem adquirida na dose padrão de radiação. A avaliação pós-filtragem é para verificar se tal objetivo foi atingido.

Figura 22: Sequência de passos para a avaliação e filtragem das imagens, bem como para o ajuste de parâmetro dos filtros.

Todos os blocos apresentados na Figura 22, os bancos de imagens utilizadas e os métodos envolvidos, serão explicados detalhadamente ao longo desse capítulo.

6.1 Imagens Utilizadas

Neste projeto foi firmada parceria com a equipe do Departamento de Radiologia da *University of Pennsylvania* (UPENN). Eles desenvolveram um simulador computacional de *phantom* mamográfico antropomórfico (CARTON et al., 2011; BAKIC; ZHANG; MAIDMENT, 2011; POKRAJAC; MAIDMENT; BAKIC, 2012), que tem por objetivo gerar imagens mamográficas com a possibilidade de variar vários parâmetros que envolvem o processo de aquisição bem como aspectos físicos da mama (BAKIC et al., 2002a; BAKIC et al., 2002b; BAKIC et al., 2003). Por meio da mesma parceria também foi possível ter acesso a um banco de imagens clínicas de pacientes que realizaram exames mamográficos no Hospital da UPENN (ACRIN, 2014).

6.1.1 *Phantom* Virtual

Com o uso do software simulador de *phantom* antropomórfico, foi gerado um conjunto de imagens de mamografia nas doses de 100% (dose padrão), 85%, 70% e 50%, sendo 5 realizações por dose. A dose padrão (100%) é baseada no modo *Automatic Exposure Control* - Modo de Exposição Automática (AEC) de um equipamento mamográfico da Hologic Inc. e também nas características da mama gerada, de acordo com os parâmetros ótimos proposto em (FENG; SECHOPOULOS, 2012). Para a geração das imagens em doses reduzidas, foram fixados todos os parâmetros definidos e alterado apenas o *mAs*, que corresponde ao tempo de exposição.

Além de poder simular as diversas configurações estruturais da mama, o simulador ainda permite a inserção de lesões como nódulos e microcalcificações de tamanhos e localizações variadas. Outra característica interessante é a possibilidade da produção de imagem de referência livre de ruído, portanto para a mesma configuração de mama das imagens anteriores, foi gerada uma imagem de referência. O modelo computacional, que contém as estruturas da mama, gerado pelo software como um dos passos intermediários é mostrado na Figura 23a e, na Figura 23b a imagem de mamografia produzida.

É possível observar na Figura 23b que a área de fundo da imagem, região fora da mama, é muito maior do que a mama em si. Essa área corresponde à região no campo onde os raios X não foram atenuados por nenhum objeto e portanto possuem alta taxa de contagem de fótons, em comparação com a região da imagem que contém a mama. Assim, em geral, o fundo da mamografia normalmente possui melhor relação sinal-ruído do que a região da mama. Buscando evitar que o fundo mascare os resultados, nesse trabalho foi recortada a maior região de interesse (ROI - *Region of Interest*) possível, com a maior variabilidade amostral, e interna à mama nas dimensões de 1600 x 400 pixels.

(a) Modelo da estrutura mamária.

(b) Mamografia gerada à partir do modelo.

Figura 23: Imagens do *phantom* virtual.

A melhor análise da região selecionada pode ser feita nas imagens da Figura 24, onde estão todos os recortes (figuras na sequência de a-e) nas doses utilizadas: 50%; 70%; 85%; 100% e a imagem de referência livre de ruído.

Figura 24: Recortes das imagens do *phantom* virtual nas doses: (a) 50%; (b) 70%; (c) 85%; (d) 100% e (e) imagem de referência.

6.1.2 *Phantom* Físico

À partir de uma realização do *phantom* virtual, foi desenvolvido pela CIRS, Inc. (Reston, VA) a versão física do *phantom* (POKRAJAC; MAIDMENT; BAKIC, 2012; COCKMARTIN et al., 2014). Na Figura 25, são mostradas as 6 fatias que compõem o *phantom* físico que, quando montado, simula uma mama de 450mL com 5cm de espessura quando comprimida. A vantagem de ter uma versão física é poder fazer aquisições de imagens utilizando o próprio equipamento mamográfico, desse modo as imagens do *phantom* físico possuem o ruído real do equipamento sem qualquer simulação. Na Figura 26a é apresentado o modelo físico montado. Ele foi utilizado para a aquisição das imagens que compõem o “Banco 2”, que possui mamografias como a apresentada na Figura 26b.

O banco de imagens do *phantom* físico, “Banco 2”, é composto por imagens adquiridas no mamógrafo *Selenia Dimensions* (Hologic Inc.). O equipamento possui um detector de selênio amorfo (a-Se) com espessura de 250 μ m e tamanho do pixel de 70 μ m. As exposições foram efetuadas usando o conjunto anodo-filtro de Tungstênio e Ródio nas doses de 100% (com dose de entrada de 6.05mGy, 160mAs e 29kVp); 85%; 70%; e 50% da dose padrão. Para as doses reduzidas foi alterado apenas o tempo de exposição mAs, partindo da 100% com 160mAs: 85% (136mAs); 70% (112mAs) e 50% (80mAs). Para cada dose citada

Figura 25: *Phantom* físico desmontado.

(a) Modelo físico.

(b) Mamografia gerada por meio da exposição do modelo em equipamento clínico.

Figura 26: Imagens do *phantom* físico.

anteriormente foram feitas 5 exposições.

Por se tratar de aquisição em equipamento clínico não existe a possibilidade de gerar uma imagem de referência livre de ruído. Com a finalidade de contornar esse problema, foi feita a aquisição de mais 11 imagens na dose padrão de radiação. Por meio do cálculo da média entre essas imagens gerou-se uma imagem de referência que ainda possui ruído, mas no entanto é uma boa estimativa da imagem livre de ruído.

Assim como nas imagens do *phantom* virtual, as imagens do *phantom* físico possuem uma grande área de fundo. Sendo assim, foi extraída uma região de 1600 x 400 dentro da mama, sinalizado pelo retângulo em azul. As regiões recortadas são apresentadas no conjunto de imagens da Figura 27.

Figura 27: Recortes das imagens do *phantom* físico nas doses: (a) 50%; (b) 70%; (c) 85%; (d) 100% e (e) imagem de referência.

6.1.3 Imagens Clínicas

O último conjunto de imagens “Banco 3” utilizado neste trabalho é composto por imagens clínicas de pacientes obtidas através do estudo ACRIN PA 4006, realizado pelo *American College of Radiology Imaging Network* (ACRIN) (ACRIN, 2014), uma rede colaborativa de estudos de imagens mamográficas. Essas imagens, apresentadas na Figura 28, foram obtidas junto ao ACRIN após a aprovação dada pelo comitê de ética norte-americano (*Institutional Review Board* - IRB).

Como é prática comum nos exames clínicos, as imagens do banco ACRIN foram adquiridas na dose padrão de radiação, utilizando o mesmo tipo de equipamento das imagens do *phantom* físico. No entanto, a escolha dos parâmetros de exposição do equipamento é feita automaticamente, usando um método de controle automático de exposição (AEC - *Automatic Exposure Control*), que se baseia nas características físicas da mama. Os parâmetros para as duas imagens utilizadas, Sim05 e Sim08, são apresentadas na Tabela 3.

Na prática clínica é impensável expor a paciente a radiação desnecessária, como por exemplo para a aquisição de várias imagens mesmo que em diferentes dosagens de radiação. Para a resolução desse problema foi necessário a simulação do ruído em doses reduzidas tornando possível utilizar as imagens clínicas neste trabalho.

Figura 28: Imagens clínicas do banco ACRIN.

Tabela 3: Parâmetros de aquisição das imagens clínicas.

Parâmetros	Sim05	Sim08
Espessura da mama (cm)	6.1	5.4
Dose de entrada (mGy)	5.58	5.32
kVp	31	29
mAs	130	151

O método de simulação de ruído proposto em (BORGES et al., 2015; BORGES, 2015), visa a inserção realística de ruído em imagens de mamografia produzindo assim imagens com dose reduzida. Para isso, o ponto de partida é uma imagem clínica adquirida na dose padrão de radiação, uma imagem uniforme adquirida na dose padrão e outra na dose reduzida desejada. Após as etapas de pré-processamento, que consiste essencialmente da linearização e escala das imagens envolvidas, a correlação da máscara de ruído adicional com a imagem clínica é feita no domínio de Anscombe. Ao fim do processo, tem-se uma imagem clínica cujo ruído possui as mesmas características de uma imagem adquirida com dose reduzida.

Com apenas uma imagem para cada dose, para o conjunto Sim05 tem-se então 3 imagens, nas doses: 100%; 62% e 30%; os recortes de 1400 x 400 pixels de cada uma das imagens são apresentadas na Figura 29. O conjunto Sim08 é composto de 4 imagens, cujas regiões de interesse são mostradas na Figura 30, nas doses: 100%; 92%; 80% e 53%.

Figura 29: Recortes do conjunto de imagens Sim05 do ACRIN nas doses: (a) 30%; (b) 62%; e (c) 100% da dose padrão de radiação.

Figura 30: Recortes do conjunto de imagens Sim08 do ACRIN nas doses: (a) 53%; (b) 80%; (c) 92% e (d) 100% da dose padrão de radiação.

6.2 Linearização e Escala

Imagens mamográficas adquiridas com uma dose de radiação menor do que a convencional são formadas com um número menor de fótons de raios X. Nos equipamentos de mamografia digital, os valores dos pixels da imagem são proporcionais à quantidade de radiação que atinge a matriz de detectores (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000). Dessa forma, quando a dose de radiação é reduzida na aquisição da imagem por um fator α , os valores dos pixels dessas imagens também são reduzidos pelo mesmo fator. Além disso, se nenhum fóton de radiação chega no detector, o valor de pixel é diferente de zero, devido a um *offset* que existe nos detectores de radiação. Isso faz com que o sistema não apresente um comportamento linear em relação à dose, a menos que esse *offset* seja subtraído da imagem (BORGES et al., 2015).

Uma tarefa necessária de pré-processamento quando se usa imagens adquiridas em equipamentos mamográficos é a de linearizar as imagens com dose reduzida (remover o *offset*) depois multiplicar pelo fator de redução da dose de radiação (ajuste dos valores de pixel) e por último, somar o *offset* novamente na imagem. Esse processo, que é descrito pela Equação 53, faz com que as imagens adquiridas com a dose de radiação reduzida possuam o mesmo valor médio dos pixels das imagens adquiridas com a dose padrão de radiação. No entanto, o ruído da imagem adquirida com menor dose de radiação será maior do que àquela adquirida com a dose padrão e, por isso, esse ruído deve ser filtrado para que ambas as imagens apresentem a mesma relação sinal-ruído.

$$I_A = \left[(I_X - \text{offset}) \cdot \frac{\overline{I_{GT} - \text{offset}}}{\overline{I_X - \text{offset}}} \right] + \text{offset}, \quad (53)$$

na qual, I_{GT} , I_X , I_A , correspondem as imagens: *ground-truth* (totalmente livre de ruído); de baixa dose e; a imagem ajustada, respectivamente e $[\cdot]$ indica o valor médio da imagem. O valor do *offset* é divulgado pelo fabricante e consta nas especificações do equipamento. No caso do equipamento utilizado para a aquisição das imagens mamográficas utilizadas nesse trabalho (Hologic Selenia Dimensions), já descrito na Seção 6.1, o *offset* é 50 (YOUNG; ODUKO, 2008). Após a etapa de linearização e escala, a imagem estará pronta para a etapa de processamento para redução do ruído.

6.3 Avaliação das Imagens

As imagens dos Bancos 1 e 2, *phantom* virtual e físico, possuem imagem de referência portanto foram inicialmente avaliadas utilizando as métricas que as utilizam (*full-reference*), como por exemplo: MSE, PSNR, SSIM e *Sharpness*. Para cada dose de radiação foram feitas 5 realizações do ruído. Isso permite o cálculo da média e desvio padrão em cada métrica, de modo que o resultado obtido seja mais confiável devido a quantidade amostral.

As imagens clínicas (Banco 3) não possuem a respectiva imagem de referência, consequentemente não é possível aplicar métodos de avaliação que necessitam de tal imagem. Portanto, a avaliação das imagens clínicas foi feita apenas com as técnicas *no-reference* como o NAQI (com os parâmetros $N = 8$ e entropia calculada em 16 direções) e o *Sharpness*.

A etapa de avaliação das imagens antes do processamento, mostrada na Figura 22, consiste em pegar cada imagem de referência e compará-la com qualquer outra imagem na dose X%. Como o objetivo desse trabalho é filtrar as imagens com dose reduzida de radiação ($< 100\%$) de modo que após a filtragem elas fiquem com qualidade similar aquelas com a dose padrão (100%), os valores resultantes, do PSNR ou NAQI das imagens de 100% serão utilizados para posterior ajuste de parâmetros. Pois baseando-se nessas métricas, se duas imagens são semelhantes, então elas devem apresentar valores semelhantes.

A segunda avaliação foi feita com as imagens processadas, para comparar os seus resultados com os resultados das imagens 100%. Além das métricas utilizadas para o ajuste de parâmetros outras foram incorporadas para uma melhor avaliação em cada caso, como o SSIM, *Sharpness* e o NNPS.

6.4 Métodos de Filtragem

A sequência de passos apresentada na Figura 22, mostra de maneira bastante concisa a etapa de filtragem do ruído. Para uma melhor explicação, o quadro da “Filtragem”, apresentado anteriormente, é expandido na sequência ilustrada na Figura 31.

Nas Seções 4.1 e 4.2, foram discutidas a filtragem no domínio Wavelet e com o algoritmo BM3D. As técnicas apresentadas foram desenvolvidas para a filtragem total do ruído. Porém, dada a abordagem particular desse trabalho, a atenuação total do ruído poderá ter como consequência a remoção dos detalhes mais sutis da imagem de mamografia como as microcalcificações, situação tal que é inaceitável. Além disso, sabe-se que a imagem adquirida com a dose padrão de radiação possui ruído. Como o objetivo dessa proposta é reduzir a dose de radiação e posteriormente filtrar o ruído sobressalente que foi adicionado, a remoção total do ruído iria gerar uma imagem “não-natural” para o radiologista, que é treinado para avaliar imagens onde existe uma certa quantidade de ruído.

Com as ressalvas comentadas anteriormente, o método de filtragem proposto utiliza uma combinação dos filtros comentados no Capítulo 4: o BM3D, já na sua versão otimizada para mamografia e a filtragem no domínio Wavelet com *Shrink-thresholding* (WTST). Esse algoritmo híbrido será referenciado como BM3D+WTST. O BM3D foi discutido em detalhes na Seção 4.2 porém, em trabalhos anteriores (OLIVEIRA et al., 2014) foram definidos os parâmetros ótimos para filtragem de imagens de mamografia digital com dose reduzida. Esses parâmetros são apresentados na Tabela 4.

Figura 31: Modelo de mama gerado pelo *phantom* virtual. Imagem retirada de (BAKIC et al., 2014)

Como pôde ser observado na sequência mostrada na Figura 22, os processamentos são efetuados apenas após as imagens adquiridas em equipamento terem sido linearizadas e escaladas. Imagens de *phantom* virtual precisam apenas da escala para que as médias das imagens com dose reduzida fiquem iguais da imagem com 100% da dose, pois o sistema de simulação não possui *offset*.

O algoritmo BM3D e os filtros baseados na transformada Wavelet foram desenvolvidos para ruído aditivo branco Gaussiano (AWGN), independente do sinal. O ruído presente nas imagens de mamografia é o ruído quântico, que não é aditivo, é dependente do sinal e segue a distribuição de Poisson. Assim, para um melhor desempenho dos filtros, foi aplicada a transformada de Anscombe nas imagens antes da filtragem para a estabilização da variância do ruído, tornando-o mais próximo de um ruído AWGN. Após a filtragem, a transformada inversa foi utilizada.

6.4.1 Filtragem Wavelet com *Shrink-Thresholding*

A filtragem de ruído no domínio Wavelet com *Hard* e *Soft-thresholding* foi introduzida na Seção 4.1, onde ressaltou-se que apesar de serem métodos clássicos de remoção de

Tabela 4: Parâmetros internos do BM3D sugeridos na literatura.

	Parâmetro	BM3D Original (DABOV et al., 2007)	Lebrun (LEBRUN, 2012)	BM3D p/ Mamografia (OLIVEIRA et al., 2014)
Filtragem Wavelet	k^h	8	8	4
	n_{step}	3	3	3
	N^h	16	16	8
	n^h	39	39	15
	τ_h	3000	2500/5000	50
	α_h	2.0	2.0	2.0
	λ_{thr2D}	0	0	0
	λ_{thr3D}	2.7	2.7	2.7
Filtragem Wiener	k^w	8	8	4
	n_{step}	3	3	3
	N^w	39	15	15
	n^w	32	32	8
	τ_w	400	400/3500	20
	α_w	2.0	2.0	2.0

ruído no domínio da transformada Wavelet o domínio da aplicação deve ser levado em conta, pois mesmos os métodos mais tradicionais podem não ter o desempenho esperado.

Buscando superar o baixo desempenho do *Hard* e *Soft-thresholding* para a mamografia digital, foi proposto uma nova maneira de efetuar o *shrinkage* dos coeficientes no domínio Wavelet chamada de *Shrink-thresholding* (WTST) (OLIVEIRA et al., 2015). O funcionamento do *Shrink-thresholding* é similar aos outros métodos de *shrinkage* porém, a grande diferença está no momento de aplicar a função de *thresholding* aos coeficientes. Enquanto o *Hard* e o *Soft-thresholding* em algumas situações zeram os coeficientes, o *Shrink-thresholding* faz a redução da magnitude dos coeficientes por meio de um fator de escala F como mostra a Equação 54.

$$D_s(Y, \lambda, F) = \begin{cases} Y, & \text{se } |Y| > \lambda \\ Y \cdot F, & \text{c. c.} \end{cases} \quad (54)$$

na qual, Y são os coeficientes de cada sub-banda de decomposição, λ é o valor de *threshold* estimado com o Visu-Shrink (Equação 15) em cada sub-banda e, F é o fator de escala de encurtamento dos coeficientes, e portanto um parâmetro de filtragem, que deve assumir qualquer valor no intervalo $[0, 1[$. A ilustração da atenuação dos coeficientes por *Shrink-thresholding* é mostrada na Figura 32.

Figura 32: *Shrink-thresholding*.

6.4.2 Método Proposto: Filtragem Híbrida com BM3D e WTST

O BM3D é um algoritmo considerado estado da arte para a filtragem de ruído (DABOV et al., 2007; LEBRUN, 2012). Ele consegue preservar muito bem alguns detalhes e bordas da imagem, porém o seu desenvolvimento teve como propósito remover todo o ruído na imagem e, para isso ele tem essencialmente apenas um parâmetro de filtragem (σ) que está relacionado ao nível de degradação da imagem.

Apesar de preservar a maioria dos detalhes, os mais sutis são perdidos devido ao borramento causado pela filtragem por *Hard-thresholding* no domínio Wavelet. Para ter um maior controle sobre o BM3D, de modo a ter uma filtragem que não cause o borramento dos detalhes finos e que apenas atenua o ruído de maneira sistemática, é proposto nesse trabalho uma outra metodologia de filtragem.

Essa nova abordagem é um filtro híbrido (“inspirado” no BM3D) que, como sugere as figuras 31 e 33, substitui-se toda a primeira etapa do BM3D pela filtragem com *Shrink-thresholding* (WTST) onde será possível ter uma pré-estimativa da imagem livre de ruído superior àquela produzida pelo *Hard-thresholding*.

Figura 33: *Design* do filtro inspirado no BM3D.

Anteriormente durante a discussão dos filtros BM3D (Seção 4.2) e WTST (Subseção 6.4.1) foi mostrado que ambos os filtros possuem parâmetros de entrada além da imagem a ser restaurada. O BM3D baseia seu poder de filtragem no parâmetro σ enquanto que a WTST se baseia no fator de escala F . A partir do momento que se une os dois filtros, tais parâmetros ainda se fazem necessários então, o F será utilizado na primeira etapa da filtragem enquanto que o σ na segunda.

Uma estimativa perfeita do ruído, com o objetivo de utilizá-la como parâmetro de filtragem, iria resultar na filtragem total do mesmo. A imagem adquirida na dose padrão de radiação possui ruído e, para que após a filtragem a imagem final seja o mais parecida possível com aquela adquirida com 100% da dose, é necessário buscar um meio de estimar os parâmetros de filtragem. Como solução foi utilizado algoritmo genético para a estimativa de tais parâmetros.

6.4.3 Algoritmo Genético

Otimização estocástica é uma classe de algoritmos cujas técnicas usam de algum modo aleatoriedade para encontrar uma solução ótima, ou a melhor possível, para determinado problema. *Métodos computacionais evolutivos* compõem um subconjunto da otimização estocástica.

Um *Algoritmo Genético* (*Genetic Algorithm* - GA) é um método de busca evolutivo que com o apelo da evolução biológica natural busca por uma solução ótima dentro de um espaço de soluções finitas (MITCHELL, 1998).

Todo ser vivo é composto de células e, estas por sua vez são compostas por cromossomos (cadeias de DNA) que carregam as características genéticas daquele ser. Durante o processo sexual de reprodução ocorre a recombinação (ou *crossover* onde cada um dos pais trocam pares de cromossomos de modo que quando nascerem, os filhos carregarão material genético com as características dos pais.

No entanto, durante a troca de material genético os filhos estão sujeitos a *mutação* pois a cópia dos genes dos pais pode trazer falhas contidas no DNA. Aptidão (*fitness*) de um organismo está relacionada com a probabilidade de tal organismo sobreviver e se reproduzir ou ter *fertilidade*.

Apesar de não haver uma definição rigorosa aceita por toda a comunidade computacional que diferencie os GAs de outros métodos evolucionários, de maneira geral os GAs tem alguns termos comuns nas várias definições: *população de cromossomos*, *seleção por aptidão*, *crossover* e, *mutação aleatória*.

O termo *cromossomo* normalmente faz referência a uma possível solução do problema que é codificada em uma cadeia de bits. Nesse contexto, os *genes* são os bits, ou uma cadeia de bits adjacentes, que formam um candidato a solução. O *crossover* consiste da troca de material genético entre os pais, ou seja, há cópia dos bits dos pais que são

trocados ao serem repassados aos filhos. Na Figura 34 é ilustrado um dos mais simples métodos de *crossover*, chamado de *Cruzamento por Ponto Único* (MITCHELL, 1998).

Figura 34: Algoritmo Genético - Cruzamento por ponto único.

No caso da *mutação* ela ocorre quando há a troca aleatória dos valores de bits. Como por exemplo, há a troca da ordem de n bits (*Mutação por Troca*) ou, um bit é sorteado e somente o seu valor é alterado (*Mutação Aleatória*), como mostra a Figura 35 (MITCHELL, 1998).

Figura 35: Algoritmo Genético - Mutação por troca aleatória.

Cada indivíduo (cromossomo) é avaliado com uma *função de aptidão* (*fitness*) que irá indicar a sua proximidade ou não, da solução ótima. Em geral, os GAs fazem uso da ideia de que ao fazer o cruzamento dos melhores indivíduos da geração atual, a próxima geração possivelmente terá indivíduos superiores, mais próximos da solução. Sendo assim, um algoritmo genético se resume nos seguintes passos (MITCHELL, 1998):

1. Geração aleatória de n indivíduos com cromossomos de l -bits. Esses indivíduos são os primeiros candidatos à solução do problema;
2. Avaliar cada indivíduo x da população contra a função de *fitness* $f(x)$;
3. Repetir os seguintes passos até que n filhos sejam gerados:
 - a) Selecionar dois-a-dois os melhores cromossomos da geração atual. A seleção é feita por substituição, então é possível que um mesmo cromossomo seja selecionado mais de uma vez;
 - b) Com probabilidade p_c (*probabilidade de crossover* ou *taxa de crossover*), cruzar o par de cromossomos em um ponto aleatório (escolhido com probabilidade uniforme) formando assim dois filhos. Se não houver local para o *crossover*, os dois filhos serão cópias exatas dos pais;

- c) Realizar a mutação dos dois filhos no mesmo bit com probabilidade p_m (*probabilidade de mutação* ou *taxa de mutação*) e colocar os cromossomos resultantes em um novo conjunto de população;
 - d) Se n é ímpar, um membro da nova população é escolhido aleatoriamente para ser descartado.
4. Trocar a população atual pela nova população;
 5. Ir para o passo 2.

Cada iteração do processo descrito anteriormente é chamado de “geração”. Quantidades normais de gerações variam entre 50 e 500, podendo ser maior ou menor dependendo da aplicação. O conjunto completo das gerações é chamado de “execução”. Ao fim da execução é garantida a existência de um ou mais cromossomos da população que serão considerados as soluções ótimas.

Como foi possível observar, o processo de execução como um todo é baseado na aleatoriedade, sendo assim é comum que duas execuções seguidas, para um mesmo problema, retorne resultados diferentes.

Um algoritmo genético possui vários critérios de parada, os mais comuns são: o número máximo de gerações; o tempo máximo de execução; o valor mínimo da função de *fitness* foi atingido.

6.4.4 Ajuste de Parâmetros

Com o uso de algoritmo genético, foi possível obter os melhores parâmetros para que a imagem final atinja a qualidade desejada. O critério de convergência utilizado na função de *fitness* é baseado na similaridade entre o PSNR das imagens filtradas e das imagens 100% (adquiridas com a dose padrão de radiação), para o caso das imagens dos Bancos 1 e 2. Para o caso das imagens clínicas (Banco 3), a métrica utilizada no algoritmo genético foi o NAQI, ao invés do PSNR, pois o PSNR não pode ser calculado sem a imagem de referência (conforme explicado no item 5.4). Para as imagens que possuem várias realizações de mesma dose o parâmetro de filtragem foi ajustado baseando-se em apenas uma realização escolhida ao acaso.

Neste trabalho foi utilizada a implementação de algoritmo genético contida no *toolbox* de otimização do software MATLAB versão R2013b. Sendo assim, por padrão vários parâmetros já estão definidos no *toolbox*. No entanto, para uma maior rapidez de resposta com uma certa precisão, alguns parâmetros foram redefinidos. O conjunto completo de parâmetros alterados são apresentados na Tabela 5:

Com a configuração apresentada anteriormente, o algoritmo genético está configurado para parar ao encontrar uma solução com precisão de 10^{-4} ou atingir o máximo de 50 gerações com 20 indivíduos por geração. Além disso, o método de otimização desconhece os

Tabela 5: Parâmetros do algoritmo genético utilizado.

Parâmetro	Valor
Máximo de gerações (Generations)	50
Limite da função de <i>fitness</i> (FitnessLimit)	1e-4
Paralelização (UseParallel)	always

limites aceitáveis de cada algoritmo de filtragem, então foram definidos os intervalos $[0, 1]$ e $[0, 500]$ para o parâmetro F (WTST e BM3D+WTST) e o σ (BM3D e BM3D+WTST), respectivamente.

Resultados e Discussão

Os resultados a serem apresentados seguem a sequência apresentada na Figura 22. Portanto, em primeiro momento são apresentados os resultados da avaliação das imagens antes da filtragem (Seção 7.1), seguido pelos parâmetros dos filtros que foram encontrados pelo algoritmo genético com base nos resultados da avaliação inicial (Seção 7.2) e, por fim, na Seção 7.3 são apresentados os resultados da avaliação das imagens após o processamento.

7.1 Avaliação das Imagens Antes da Filtragem

Os resultados da avaliação das imagens do Banco 1 (*phantom* virtual) antes da filtragem, estão relacionados na Tabela 6 e ilustrados nos gráficos da Figura 36.

Tabela 6: Avaliação das imagens do Banco 1.

Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0012 ± 0.0000	31.0700 ± 0.0289	0.5869 ± 0.0013	89.8818 ± 0.0135
85%	0.0012 ± 0.0000	30.8539 ± 0.0282	0.5747 ± 0.0013	90.2181 ± 0.0242
70%	0.0013 ± 0.0000	30.5152 ± 0.0535	0.5597 ± 0.0026	90.4868 ± 0.0055
50%	0.0015 ± 0.0000	29.9656 ± 0.1014	0.5419 ± 0.0051	90.7969 ± 0.0170

Na Figura 37 estão as curvas referente ao NNPS das imagens do Banco 1, onde observa-se uma relação ente a dose de radiação e os valores mostrados. A linha pontilhada em laranja apresenta a curva “objetivo”, pois se trata dos valores que correspondem às imagens com 100% da dose padrão de radiação.

Os resultados da avaliação das imagens do Banco 2 (*phantom* físico) são apresentados na Tabela 7. Para uma melhor compreensão o conjunto de figuras 38 possui gráficos que ilustram os valores da tabela.

Tabela 7: Avaliação das imagens do Banco 2.

Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7737 $\pm$ 0.0370	0.8940 $\pm$ 0.0008	104.4136 $\pm$ 0.0440
85%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.2957 $\pm$ 0.0339	0.8829 $\pm$ 0.0007	105.1435 $\pm$ 0.0316
70%	0.0003 $\pm$ 0.0000	37.6569 $\pm$ 0.0335	0.8669 $\pm$ 0.0007	106.0453 $\pm$ 0.0341
50%	0.0004 $\pm$ 0.0000	35.9494 $\pm$ 0.0281	0.8152 $\pm$ 0.0009	108.7508 $\pm$ 0.0211

Nessa primeira avaliação é possível observar que os resultados das métricas de similaridade são condizentes com o esperado. Por exemplo, PSNR e SSIM são técnicas nas quais os resultados decrescem com a degradação da imagem, enquanto que MSE e *Sharpness* tem o comportamento inverso. O NNPS das imagens do Banco 2 são apresentados na Figura 39, como era de se esperar, apresentam um comportamento similar as do Banco 1 exceto pelo fato de haver uma maior separabilidade entre as doses.

Os resultados referente ao NAQI e *Sharpness* dos conjuntos de imagens (Sim05 e Sim08) do Banco 3 (imagens clínicas) são apresentados na Tabela 8, e melhor observados por meio dos gráficos das figuras 40 e 41.

Tabela 8: Avaliação das imagens do Banco 3 com técnicas *no-reference*.

Sim05		
Dose	NAQI	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0400	104.9922
62%	0.0367	106.0651
30%	0.0265	108.7264
Sim08		
Dose	NAQI	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0288	104.2493
92%	0.0278	104.7644
80%	0.0260	105.2827
53%	0.0204	107.0250

Por não existir imagem de referência no Banco 3 para o cálculo do NNPS, é feita uma estimativa do ruído ao calcular a média local e subtraí-la do sinal ruidoso. Essa operação corresponde ao termo $[I(x_i, y_i) - \bar{I}]$ da Equação 48. No entanto essa estimativa não é precisa, por isso existe um pico de valor muito elevado próximo do nível *d.c.*. Para que esse pico não mascare o resultado ele foi removido do gráfico, Figura 42, que começa na frequência 2.90. Na Figura 43, está o gráfico do NNPS do conjunto de imagens Sim08 (Banco 3), calculado sob as mesmas condições das imagens Sim05.

(a) PSNR (dB).

(b) SSIM.

(c) Sharpness (dB).

Figura 36: Avaliação das imagens do Banco 1 antes do processamento.

Figura 37: NNPS das imagens do Banco 1 antes do processamento.

(a) PSNR (dB).

(b) SSIM.

(c) Sharpness (dB).

Figura 38: Avaliação das imagens do Banco 2 antes do processamento.

Figura 39: NNPS das imagens do Banco 2 antes do processamento.

(a) NAQI.

(b) Sharpness (dB).

Figura 40: Avaliação do conjunto Sim05 de imagens do Banco 3 antes do processamento.

Figura 41: Avaliação do conjunto Sim08 do Banco 3 antes do processamento.

Figura 42: NNPS do conjunto Sim05 das imagens do Banco 3.

Figura 43: NNPS do conjunto Sim08 das imagens do Banco 3.

7.2 Parâmetros de Filtragem

Para as imagens de *phantom*, Bancos 1 e 2, os resultados de diversas métricas foram apresentados nas tabelas 7 e 6, respectivamente. Como o critério de seleção foi baseado no PSNR e o objetivo da filtragem é aproximar o PSNR da imagem filtrada ao da imagem com 100% da dose, o algoritmo genético deve estimar um parâmetro que ao ser utilizado no processamento atenda ao critério desejado.

Os respectivos parâmetros de filtragem selecionados para as reduções de dose de 85%, 70% e 50% das imagens do Banco 1 são apresentadas na Tabela 9, enquanto que os parâmetros para as imagens do Banco 2 são listados na Tabela 10.

Tabela 9: Parâmetros dos filtros estimado para as imagens do Banco 1.

Dose	BM3D Original (σ)	BM3D (σ)	WTST (F)	BM3D+WTST (σ F)
85%	0.7306	0.6938	0.9636	0.6581 0.9025
70%	1.1953	1.1163	0.9054	0.6665 0.4545
50%	1.7130	1.6326	0.7897	0.2452 0.0754

Tabela 10: Parâmetros dos filtros estimado para as imagens do Banco 2.

Dose	BM3D Original (σ)	BM3D (σ)	WTST (F)	BM3D+WTST (σ F)
85%	0.4446	0.4256	0.9318	0.3784 0.7833
70%	0.7285	0.7021	0.8294	0.6862 0.6951
50%	1.2063	1.1956	0.5969	1.5604 0.6383

Observa-se que os parâmetros estimados pelo algoritmo genético para os filtros BM3D (versão original e otimizada para mamografia) e WTST condizem com o esperado de acordo com os níveis de ruído nas imagens de cada dose, bem como com os valores de PSNR encontrados antes da filtragem. Quanto menor a dose de radiação empregada, maior o ruído e consequente maior o trabalho a ser desempenhado pelo filtro para remover o ruído. Sendo assim, o σ cresce com o aumento do ruído enquanto que o F decresce pois, vale lembrar que este último trata-se de um fator de escala onde quanto menor, maior será a filtragem realizada. Os parâmetros da filtragem pelo BM3D+WTST não seguem o comportamento observado nos outros filtros pois se tratam de dois valores distintos e portanto o algoritmo genético avaliará a melhor combinação entre os dois.

As imagens do Banco 3, por não possuírem imagens de referência, tiveram seus parâmetros ajustados com base no valor do NAQI para a imagem de 100% da dose. Anteriormente, na Tabela 8, foi mostrado os valores do NAQI para os conjuntos de imagens Sim05 e Sim08, que foram 0.0400 e 0.0288, respectivamente. Os parâmetros ajustados são mostrados na Tabela 11.

Tabela 11: Parâmetros dos filtros estimado para as imagens do Banco 3.

Sim05				
Dose	BM3D Original (σ)	BM3D (σ)	WTST (F)	BM3D+WTST (σ F)
62%	0.3997	0.3668	0.9264	0.2455 0.5753
30%	0.8964	0.8389	0.6523	0.6870 0.3953

Sim08				
Dose	BM3D Original (σ)	BM3D (σ)	WTST (F)	BM3D+WTST (σ F)
92%	0.3291	0.3097	0.9507	0.1821 0.5205
80%	0.4923	0.4516	0.8913	0.4276 0.7509
53%	0.7746	0.7205	0.7386	1.1383 0.9868

Após o ajuste dos parâmetros de filtragem, todas as imagens serão filtradas com os respectivos algoritmos e, posteriormente será feita uma nova avaliação, agora com a finalidade de verificar a similaridade entre as imagens processadas e aquelas adquiridas com 100% da dose atual. O esperado é que esses novos resultados sejam o mais próximo possível daqueles da imagem com 100% da dose e, se forem, então é possível afirmar que a imagem filtrada possui qualidade similar imagem com 100% da dose.

7.3 Avaliação das Imagens Após o Processamento

Com os parâmetros encontrados por meio de algoritmo genético, todas as imagens foram processadas. Nesta seção são apresentados os resultados obtidos.

Os filtros utilizados não alteraram a média do sinal, o gráfico da Figura 44 mostra a média do sinal (em pequenas regiões de 32 x 32 pixels) dentro de uma ROI, antes de processar.

Figura 44: Média do sinal em uma ROI de imagem do Banco 2 antes de processar.

Após o processamento, com o WTST por exemplo, a média do sinal permanece o mesmo como mostra o gráfico da Figura 45. Isso mostra que o filtro não alterou o sinal durante o processo de remoção de ruído. No entanto, ocorreu a aproximação das variâncias das imagens adquiridas com dose reduzida, onde essas se aproximaram da imagem com 100%. No gráfico apresentado da Figura 47 está ilustrada a situação descrita, para o caso da filtragem com o WTST.

Figura 45: Média do sinal em uma ROI de imagem do Banco 2 após o processamento com o WTST.

Na mesma ROI, também foi calculada a variância do ruído. Antes do processamento, vide gráfico da Figura 46, as variâncias das diferentes doses apresentam uma certa separabilidade entre si. Isso mostra que quanto menor a dose, maior o ruído e consequentemente sua variância.

Figura 46: Variância do ruído presente em imagem do Banco 2 antes de processar.

As situações descritas anteriormente, apesar de terem sido apresentadas apenas o caso particular da filtragem com o WTST, tem como objetivo provar que os filtros de maneira geral não alteraram o sinal e trabalharam apenas na atenuação do ruído. Sendo assim,

independente do método de filtragem abordado ou do conjunto de imagens utilizado, o comportamento da média e variância foram similares.

Figura 47: Variância do ruído presente em imagem do Banco 2 após a filtragem com o WTST.

A mesma avaliação executada nas imagens antes de processar utilizando as métricas de similaridade (MSE, PSNR, SSIM) e a análise de borramento (*Sharpness*), foi feita após o processamento. Os resultados são apresentados numericamente na Tabela 12, e nos gráficos da Figura 48. Os valores antes do processamento podem ser observados na linha em cinza.

Na Tabela 12, é possível observar que de modo geral todas as doses foram processadas perfeitamente, atingindo um valor de PSNR o mais próximo possível da imagem com 100% da dose. Essa situação já era de se esperar e mostra que o ajuste com algoritmo genético funcionou como deveria já que o PSNR foi utilizado como critério de *fitness*.

No entanto as diferenças apareceram em outras métricas como o SSIM e o *Sharpness*. Para as doses mais baixas (70% e 50%) os valores de SSIM após o processamento ficaram bem acima da imagem “objetivo”. O *Sharpness* mostrou que os filtros causaram um certo borramento nas imagens. As imagens que possuem mais ruído (70% e 50% da dose) consequentemente precisam de um maior poder de processamento, fato que acarretou um maior borramento.

A análise do ruído no domínio da frequência por meio do NNPS é mostrado no conjunto de imagens da Figura 49. No gráfico da Figura 49a é possível observar que houve uma boa aproximação de todos os filtros ao NNPS da imagem com 100% da dose. No entanto, com a redução da dose os filtros não conseguem manter a mesma aproximação de antes, principalmente para as baixas frequências.

Os filtros apresentaram um comportamento parecido em todas as imagens, de acordo com as métricas utilizadas, porém, o BM3D se mostrou levemente superior para as imagens de 50% da dose. O *Sharpness* mostrou um resultado bastante interessante on o BM3D+WTST causou menos borramento do que o BM3D e o WTST. Por fim, o NNPS

Tabela 12: Avaliação das imagens do Banco 1 após o processamento.

BM3D Original				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0700 $\pm$ 0.0289	0.5869 $\pm$ 0.0013	89.8818 $\pm$ 0.0135
85%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0887 $\pm$ 0.0260	0.5889 $\pm$ 0.0012	89.6602 $\pm$ 0.0251
70%	0.0011 $\pm$ 0.0000	31.1230 $\pm$ 0.0511	0.5967 $\pm$ 0.0024	89.0191 $\pm$ 0.0131
50%	0.0011 $\pm$ 0.0000	31.2377 $\pm$ 0.1490	0.6286 $\pm$ 0.0076	87.2577 $\pm$ 0.0786
BM3D				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0700 $\pm$ 0.0289	0.5869 $\pm$ 0.0013	89.8818 $\pm$ 0.0135
85%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0852 $\pm$ 0.0270	0.5887 $\pm$ 0.0012	89.7087 $\pm$ 0.0258
70%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0975 $\pm$ 0.0441	0.5952 $\pm$ 0.0021	89.1727 $\pm$ 0.0121
50%	0.0011 $\pm$ 0.0000	31.1784 $\pm$ 0.0987	0.6246 $\pm$ 0.0051	87.5732 $\pm$ 0.0776
WTST				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0700 $\pm$ 0.0289	0.5869 $\pm$ 0.0013	89.8818 $\pm$ 0.0135
85%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0856 $\pm$ 0.0223	0.5889 $\pm$ 0.0010	89.6493 $\pm$ 0.0240
70%	0.0011 $\pm$ 0.0000	31.0999 $\pm$ 0.0447	0.5957 $\pm$ 0.0021	89.0114 $\pm$ 0.0033
50%	0.0011 $\pm$ 0.0000	31.1273 $\pm$ 0.0758	0.6220 $\pm$ 0.0037	87.3605 $\pm$ 0.0194
WTST+BM3D				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0700 $\pm$ 0.0289	0.5869 $\pm$ 0.0013	89.8818 $\pm$ 0.0135
85%	0.0012 $\pm$ 0.0000	31.0812 $\pm$ 0.0232	0.5885 $\pm$ 0.0011	89.7084 $\pm$ 0.0243
70%	0.0011 $\pm$ 0.0000	31.1049 $\pm$ 0.0461	0.5962 $\pm$ 0.0021	89.0622 $\pm$ 0.0051
50%	0.0011 $\pm$ 0.0000	31.1212 $\pm$ 0.0940	0.6216 $\pm$ 0.0046	87.7636 $\pm$ 0.0314

mostrou a melhor aproximação por todos os filtros apenas para a dose de 85%, e com a redução da os filtros não conseguem manter o bom desempenho de antes.

No conjunto de figuras 50, são apresentados os ROIs das imagens com 50% da dose de radiação após o processamento pelos filtros utilizados enquanto que nas figuras 51 e 52 os recortes de 70% e 85% respectivamente.

Figura 48: Avaliação das imagens do Banco 1 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.

Figura 49: NNPS das imagens do Banco 1 nas doses: (a) 85%; (b) 70% e (c) 50%.

Figura 50: ROIs das imagens do Banco 1 com 50% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 51: ROIs das imagens do Banco 1 com 70% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 52: ROIs das imagens do Banco 1 com 85% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

As imagens do Banco 2 apresentam uma grande melhoria em relação às do Banco 1 que, como a aquisição foi feita em equipamento clínico, o ruído presente é exatamente o ruído do equipamento, onde não há qualquer simulação.

Como já foi discutido anteriormente, na Sub-seção 6.1.2, a imagem de referência desse banco de imagens foi feita por meio da média de 11 imagens adquiridas com 100% da dose. Com a imagem de referência é possível avaliar as imagens processadas por meio das métricas de similaridade, além do *Sharpness*, *full-reference* como MSE, PSNR e SSIM. Sendo assim, os resultados das métricas utilizadas são apresentados na Tabela 13.

Os resultados da Tabela 13 podem ser melhor analisados por meio dos gráficos da Figura 53. Novamente, como os parâmetros foram ajustados com o uso do PSNR, é de esperar que esses valores alcancem o mesmo valor da imagem com 100% da dose. A diferença pode ser notada no gráfico do *Sharpness*, Figura 53c, onde o BM3D se mostrou levemente superior aos outros filtros para as imagens com 50% da dose.

Com a análise do ruído das imagens após o processamento, Figura 54, é possível notar que assim como ocorreu nas imagens do *phantom* virtual, a melhor aproximação atingida pelos filtros foi na imagem de menor redução, ou seja, 85% da dose.

As curvas de NNPS apresentam um comportamento similar da maioria dos filtros para as imagens processadas. O único filtro que teve um resultado muito diferente dos outros foi o BM3D na sua parametrização original. Ocorre também uma diferença entre as reduções, onde os filtros não conseguem manter nas imagens de 70% e 50% o bom desempenho desenvolvido nas imagens de 85% da dose.

Nas imagens das figuras 55, 56 e, 57, são apresentados os ROIs extraídos das imagens com 50%, 70% e 85% da dose após o processamento, respectivamente.

Tabela 13: Avaliação das imagens do Banco 2 após o processamento.

BM3D Original				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7737 $\pm$ 0.0370	0.8940 $\pm$ 0.0008	104.4136 $\pm$ 0.0440
85%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7070 $\pm$ 0.0390	0.8924 $\pm$ 0.0008	104.4258 $\pm$ 0.0344
70%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7765 $\pm$ 0.0335	0.8939 $\pm$ 0.0006	104.0826 $\pm$ 0.0599
50%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7337 $\pm$ 0.0364	0.8942 $\pm$ 0.0007	103.4681 $\pm$ 0.0638
BM3D				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7737 $\pm$ 0.0370	0.8940 $\pm$ 0.0008	104.4136 $\pm$ 0.0440
85%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7071 $\pm$ 0.0429	0.8924 $\pm$ 0.0008	104.4490 $\pm$ 0.0353
70%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7732 $\pm$ 0.0349	0.8939 $\pm$ 0.0007	104.1155 $\pm$ 0.0592
50%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7395 $\pm$ 0.0418	0.8941 $\pm$ 0.0008	103.5552 $\pm$ 0.0662
WTST				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7737 $\pm$ 0.0370	0.8940 $\pm$ 0.0008	104.4136 $\pm$ 0.0440
85%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7198 $\pm$ 0.0330	0.8927 $\pm$ 0.0006	104.3526 $\pm$ 0.0368
70%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7604 $\pm$ 0.0279	0.8936 $\pm$ 0.0005	103.9424 $\pm$ 0.0424
50%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.6964 $\pm$ 0.0467	0.8939 $\pm$ 0.0009	103.0959 $\pm$ 0.0620
WTST+BM3D				
Dose	MSE	PSNR (dB)	SSIM	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7737 $\pm$ 0.0370	0.8940 $\pm$ 0.0008	104.4136 $\pm$ 0.0440
85%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7057 $\pm$ 0.0419	0.8924 $\pm$ 0.0008	104.4359 $\pm$ 0.0359
70%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7729 $\pm$ 0.0284	0.8938 $\pm$ 0.0005	104.0610 $\pm$ 0.0538
50%	0.0002 $\pm$ 0.0000	38.7504 $\pm$ 0.0416	0.8943 $\pm$ 0.0009	103.2447 $\pm$ 0.0604

(a) PSNR (dB).

(b) SSIM.

(c) Sharpness (dB).

Figura 53: Avaliação das imagens do Banco 2 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.

Figura 54: NNPS das imagens do *phantom* físico nas doses: (a) 85%; (b) 70% e (c) 50%.

Figura 55: ROIs das imagens do Banco 2 com 50% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 56: ROIs das imagens do Banco 2 com 70% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 57: ROIs das imagens do Banco 2 com 85% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Para as imagens do Banco 3 foi necessário ter uma abordagem diferente das imagens dos Bancos 1 e 2. Como não é possível ter imagens de referência, todas as métricas de avaliação da qualidade da imagem que necessitam desta não puderam ser usadas. A solução foi utilizar apenas técnicas *no-reference*, como o NAQI e o *Sharpness*.

Os resultados das obtidos por meio das técnicas de avaliação de qualidade com as imagens após o processamento são listados nas tabelas 14 e 15.

Tabela 14: Avaliação do conjunto de imagens Sim05 do Banco 3 com técnicas *no-reference* após o processamento.

Sim05		
Dose	NAQI	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0400	104.9922
<i>BM3D Original</i>		
62%	0.0399	105.2001
30%	0.0398	104.2995
<i>BM3D</i>		
62%	0.0401	105.2737
30%	0.0401	104.7157
<i>WTST</i>		
62%	0.0401	105.1491
30%	0.0400	103.7553
<i>BM3D+ WTST</i>		
62%	0.0400	105.2554
30%	0.0402	104.0654

Os dados das tabelas 14 e 15 são apresentados graficamente por meio das figuras 58 e 59. O ajuste de parâmetro dos filtros para o processamento das imagens clínicas foi baseado no NAQI, portanto a situação esperada é que todas as imagens, de todas as doses, alcancem os mesmos valores da imagem com 100% da dose.

Ao analisar os resultados do ruído no domínio da frequência, por meio do NNPS, é possível observar que o ruído foi muito bem ajustado para as reduções menores 62% (Sim05), gráfico da Figura 60a, e 92% (Sim08), gráfico da Figura 61a.

Os recortes retirados das imagens do conjunto Sim05 após o processamento, são apresentados na imagens da Figura 62 para 30% da dose e, nas imagens da Figura 63 para 62% da dose.

Para o conjunto Sim08 do Banco 3, haviam 3 reduções de dose: 53%; 80% e 92%. Nas figuras 64, 65 e 66, são apresentados os recortes das imagens antes e após o processamento nas doses indicadas em ordem crescente.

Tabela 15: Avaliação do conjunto de imagens Sim08 do Banco 3 com técnicas *no-reference* após o processamento.

Sim08		
Dose	NAQI	<i>Sharpness</i> (dB)
100%	0.0288	104.2493
<i>BM3D Original</i>		
92%	0.0288	104.2483
80%	0.0287	104.1120
53%	0.0287	104.2029
<i>BM3D</i>		
92%	0.0288	104.2488
80%	0.0288	104.2089
53%	0.0288	104.4241
<i>WTST</i>		
92%	0.0288	104.1602
80%	0.0287	103.9105
53%	0.0288	103.4419
<i>BM3D+ WTST</i>		
92%	0.0288	104.2176
80%	0.0288	104.0860
53%	0.0289	103.8348

Assim como ocorreu nas imagens dos Bancos 1 e 2, os filtros causaram um maior borramento nas imagens com dosagens mais baixas, 30% para o conjunto Sim05 e 53% para o Sim08. O NNPS, apresentado nas figuras 60 e 61, mostram que os filtros conseguiram aproximar muito bem a imagem com 100% da dose ao apresentar uma curva cujo comportamento acompanha a curva da imagem de referência.

De um modo geral o comportamento dos resultados das imagens do Banco 3 refletem os casos já vistos anteriormente, onde o BM3D otimizado se mostra com uma pequena superioridade em relação aos outros métodos, inclusive em relação ao BM3D original. Além, disso o BM3D é seguido pelos filtros BM3D+WTST e WTST.

(a) NAQI.

(b) Sharpness (dB).

Figura 58: Avaliação do conjunto de imagens Sim05 do Banco 3 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.

(a) NAQI.

(b) Sharpness (dB).

Figura 59: Avaliação do conjunto de imagens Sim08 do Banco 3 depois do processamento pelos filtros BM3D Original, BM3D, WTST e BM3D+WTST.

Figura 60: NNPS do conjunto de imagens Sim05 do Banco 3 após o processamento nas doses: (a) 62% e (b) 30%.

Figura 61: NNPS do conjunto de imagens Sim08 do Banco 3 após o processamento nas doses: (a) 92%; (b) 80% e (c) 53%.

Figura 62: ROIs das imagens do Sim05 Banco 3 com 30% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 63: ROIs das imagens Sim05 do Banco 3 com 62% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 64: ROIs das imagens Sim08 do Banco 3 com 53% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 65: ROIs das imagens Sim08 do Banco 3 com 80% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original. (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Figura 66: ROIs das imagens Sim08 do Banco 3 com 92% da dose de radiação antes e depois do processamento: (a) Antes do processamento; (b) BM3D Original; (c) BM3D; (d) BM3D+WTST; (e) WTST e (f) imagem com 100% da dose.

Conclusões e Trabalhos Futuros

O objetivo principal deste trabalho é propor um novo método capaz de viabilizar a redução da dose de radiação utilizada na mamografia digital. Com a redução da dose, a relação sinal-ruído diminui o que causa uma sensação visual de maior degradação na imagem formada. Para contornar esse problema foi proposto um filtro de remoção de ruído para imagens de mamografia com o objetivo de filtrar o ruído sobressalente de modo que a imagem após o processamento tenha a mesma qualidade daquela com a dose padrão de radiação.

O BM3D já está estabelecido como método *estado da arte* para a remoção de ruído em imagens naturais, no entanto o seu grande problema para o cenário das imagens de mamografia digital é justamente sua maior qualidade: o grande poder de processamento; que ao filtrar tudo, acaba causando borramento nos detalhes mais sutis da imagem, o que é uma situação admissível para imagens naturais, mas não para mamografia. Em resultados anteriores aos apresentados aqui, foi possível observar que para valores ótimos de PSNR e SSIM o BM3D, em sua formulação original, removeu boa parte dos detalhes finos da imagem, tais detalhes incluem estruturas internas da mama e principalmente microcalcificações.

Para obter resultados melhores com o BM3D, no sentido de preservar mais estruturas e detalhes finos, seus parâmetros internos foram ajustados. Com essa nova formulação, aqui chamada apenas que BM3D, foi possível observar um ganho em todas as métricas de avaliação utilizadas. Isso porque apenas com o ajuste fino dos parâmetros já foi possível obter resultados melhores com imagens de mamografia digital. No entanto, ainda assim, ao utilizar valores altos do parâmetro de filtragem (σ), o BM3D irá remover a maioria dos detalhes finos.

Com a finalidade de controlar a filtragem com o BM3D, foi proposta uma completa substituição da parte que causa o maior borramento, a pré-estimativa da imagem livre de ruído. Para isso, foi proposto o filtro WTST, que utiliza o encurtamento dos coeficientes no domínio Wavelet por *Shrink-thresholding*. Tal substituição é bastante pertinente pois, foi provado em (LEBRUN, 2012) que a primeira etapa do BM3D é a que mais causa

borramento na imagem, em contrapartida, a segunda etapa consegue manter pequenos detalhes. Sendo assim, utilizar o BM3D (já otimizado para mamografia) com o WTST é uma solução interessante para o problema da redução da dose de radiação na mamografia.

Os filtros avaliados possuem parâmetros, σ para o BM3D e F para o WTST, para poder realizar a filtragem. Esses parâmetros estão relacionados com o nível do ruído na imagem a ser processada. Para o caso de ruído Gaussiano, a estimativa do ruído não é tão complicada. Porém, com o ruído Poisson essa estimativa se torna bastante complexa devido a sua dependência do sinal. Nas imagens de mamografia o ruído predominante é o Poisson, que além da dependência do sinal há a dependência espacial, fato que dificulta ainda mais a estimativa do ruído.

Para a filtragem do ruído Poisson com filtros desenvolvidos para ruído Gaussiano, como é o caso dos filtros utilizados nesse trabalho, recomenda-se a aplicação de uma transformada de estabilização de variância, sendo a transformada de Anscombe a mais utilizada e recomendada pelos criadores do BM3D. Em testes efetuados com ruído Poisson teórico, foi possível comprovar que a transformada de Anscombe consegue estabilizar perfeitamente a variância do ruído, deixando-o com variância unitária e média 0. Porém, para imagens de mamografia digital essa transformada não consegue remover a dependência espacial do ruído. Em suma, a transformada de Anscombe consegue deixar o ruído “mais comportado”, possibilitando um melhor desempenho dos filtros. Sendo assim, a transformada foi utilizada como uma pré-etapa de filtragem.

Visando a solução para a parametrização dos filtros, foi utilizado algoritmo genético para estima-los baseando-se em métricas de qualidade da imagem como o PSNR (utilizado nas imagens de *phantom*, Bancos 1 e 2) e o NAQI (utilizado nas imagens clínicas, Banco 3). Com o uso de métricas de qualidade como critério para a função de *fitness* do algoritmo genético, foi possível estimar os parâmetros de filtragem com um alto grau de confiabilidade.

Assim como foram avaliados o BM3D original e sua versão otimizada para mamografia, também foram avaliados o WTST e por fim o método proposto (BM3D+WTST), um híbrido entre os dois. Nos testes executados, inicialmente foram utilizados um conjunto de imagens de *phantom* virtual, depois *phantom* físico, e por fim imagens clínicas.

Com as métricas utilizadas no critério de *fitness* do algoritmo genético, foi possível obter o melhor ajuste de parâmetros. Os critérios de desempate ficaram por conta das outras métricas de qualidade da imagem. De modo geral, para todos os conjuntos de imagem, ficou claro que o BM3D, em sua versão otimizada, foi o filtro que melhor removeu ruído causando menos borramento, seguido pelos filtros BM3D+WTST, BM3D original e WTST. Mesmo com o BM3D se mostrando superior aos outros filtros, este não permite o perfeito controle da filtragem o que pode acarretar na não conservação dos detalhes finos. Nesse quesito, os filtros baseados em transformada Wavelet com *Shrink-thresholding* (WTST e BM3D+WTST) levam vantagem pela possibilidade de permitir um melhor

ajuste do processo de filtragem.

O cálculo do NNPS possibilitou uma melhor avaliação do ruído no domínio da frequência. Com esta métrica, foi possível observar que os filtros conseguem filtrar muito bem o ruído de alta frequência, enquanto que os de baixa são atenuados mas não o suficiente para se aproximar do NNPS da imagem com 100% da dose.

Apesar do BM3D ter se mostrado superior em alguns testes, tal diferença do seu resultado para as outras métricas, além daquela utilizada na função de *fitness*, podem não ser significante do ponto de vista da prática clínica, sendo assim, não se pode afirmar com total certeza qual filtro é o melhor para a filtragem de imagens de mamografia adquiridas com uma dose reduzida de radiação, sendo então necessário futuras avaliações.

8.1 Trabalhos Futuros

Todos os resultados apresentados aqui foram produzidos com o processamento de recortes compreendidos dentro da região da mama. Porém, se faz necessário um método que seja capaz de processar a imagem de mamografia inteira de forma totalmente autônoma e sem qualquer restrição espacial.

Os parâmetros dos filtros avaliados são relacionados com o nível de ruído presente na imagem. No entanto, estimar ruído em qualquer imagem digital é uma tarefa bastante complexa e portanto ainda é objeto de muito estudo. Particularmente na mamografia digital o ruído além de ser dependente do sinal há a dependência espacial e, sendo assim, um mapeamento do ruído em imagens de mamografia será um grande avanço pois, irá fazer com que os filtros filtrem de acordo com a quantidade de ruído local.

A transformada de Anscombe tem ajudado nos resultados ao estabilizar a variância do ruído. Como já foi dito anteriormente, essa transformada faz parte de uma família de transformadas que estabilizam a variância do ruído e, ela foi utilizada com a finalidade de aproximar o ruído Poisson por ruído Gaussiano, em outras palavras, remover a dependência entre o sinal e o ruído. O ruído predominante na mamografia é Poisson, mas no entanto existe uma certa parcela de ruído Gaussiano, com um certo rigor é possível afirmar que o ruído da mamografia é misto. A Transformada Generalizada de Anscombe (GAT) (STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1998; MäKITALO; FOI, 2014) tem por objetivo estabilizar variância de ruído misto, portanto o desempenho dessa transformada pode ser mais eficiente do que a transformada clássica de Anscombe.

Por último mas não menos importante, a avaliação das imagens filtradas com radiologistas será extremo valor visto que, neste trabalho, a avaliação das imagens foi feito de maneira objetiva com o uso de métricas de avaliação de qualidade. Porém, uma investigação mais apurada deverá ser feita com a opinião de médicos, de modo que possa ser possível mensurar o quanto melhora o diagnóstico ao serem analisadas as imagens filtradas.

Referências

ACRIN. **Comparison of Full-Field Digital Mammography with Digital Breast Tomosynthesis Image Acquisition in Relation to Screening Call-Back Rate**. [S.l.], 2014. Estudo ACRIN PA 4006 - Autorização #820598. Disponível em: <<https://www.acrin.org/PROTOCOLSUMMARYTABLE/ACRINPA4006.aspx>>.

ANSCOMBE, F. J. The Transformation of Poisson, Binomial and Negative-Binomial Data. **Biometrika**, 1948. v. 35, n. 3, p. 246–254, 1948.

BAKIC, P. R. et al. Mammogram synthesis using a 3D simulation. i. breast tissue model and image acquisition simulation. **Medical Physics**, 2002. v. 29, n. 9, p. 2131–2139, 2002.

BAKIC, P. R. et al. Mammogram synthesis using a 3D simulation. ii. evaluation of synthetic mammogram texture. **Medical Physics**, 2002. v. 29, n. 9, p. 2140–2151, 2002.

BAKIC, P. R. et al. Mammogram synthesis using a three-dimensional simulation. iii. modeling and evaluation of the breast ductal network. **Medical Physics**, 2003. v. 30, n. 7, p. 1914–1925, 2003.

BAKIC, P. R. et al. Realistic simulation of breast tissue microstructure in software anthropomorphic phantoms. In: FUJITA, H.; HARA, T.; MURAMATSU, C. (Ed.). **Breast Imaging**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2014, (Lecture Notes in Computer Science, v. 8539). p. 348–355.

BAKIC, P. R.; ZHANG, C.; MAIDMENT, A. D. A. Development and characterization of an anthropomorphic breast software phantom based upon region-growing algorithm. **Medical Physics**, 2011. v. 38, n. 6, p. 3165–3176, 2011.

BEUTEL, J.; KUNDEL, H.; METTER, R. V. **Handbook of Medical Imaging: Physics and psychophysics**. [S.l.]: SPIE Press, 2000. (Handbook of Medical Imaging).

BORGES, L. R. **Método de Simulação da Redução da Dose de Radiação na Mamografia Digital a Partir da Análise das Características do Ruído dos Equipamentos Mamográficos**. Dissertação (Mestrado) — Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo, 2015.

BORGES, L. R. et al. Method for inserting noise in digital mammography to simulate reduction in radiation dose. In: **Proc. SPIE**. [S.l.: s.n.], 2015. v. 9412, p. 9412J–7.

- BOYER, B. et al. CAD in questions/answers: Review of the literature. **European Journal of Radiology**, 2009. v. 69, n. 1, p. 24–33, 2009. Breast Imaging.
- BUADES, A.; COLL, B.; MOREL, J. M. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One*. **Multiscale Modeling & Simulation**, 2005. v. 4, n. 2, p. 490–530, 2005.
- BUSHBERG, J. et al. **The Essential Physics of Medical Imaging**. [S.l.]: Wolters Kluwer Health, 2011.
- CARTON, A.-K. et al. Development of a physical 3d anthropomorphic breast phantom. **Medical Physics**, 2011. v. 38, n. 2, p. 891–896, 2011.
- CHAN, H.-P. et al. Digitization requirements in mammography: Effects on computer-aided detection of microcalcifications. **Medical Physics**, 1994. v. 21, n. 7, p. 1203–1211, 1994.
- CHANG, S. G.; YU, B.; VETTERLI, M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. **Image Processing, IEEE Transactions on**, 2000. v. 9, n. 9, p. 1532–1546, 2000.
- COCKMARTIN, L. et al. Power spectrum analysis of an anthropomorphic breast phantom compared to patient data in 2d digital mammography and breast tomosynthesis. In: FUJITA, H.; HARA, T.; MURAMATSU, C. (Ed.). **Breast Imaging**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2014, (Lecture Notes in Computer Science, v. 8539). p. 423–429.
- DABOV, K. et al. Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering. **IEEE Transactions on Image Processing**, 2007. v. 16, n. 8, p. 2080–2095, 2007.
- DAUBECHIES, I. **Ten Lectures on Wavelets**. Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. ISBN 0-89871-274-2.
- DELEDALLE, C.-A.; TUPIN, F.; DENIS, L. Poisson nl means: Unsupervised non local means for poisson noise. In: **Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 801–804.
- DOBBINS, J. T. et al. Intercomparison of methods for image quality characterization. ii. noise power spectrum. **Medical Physics**, 2006. v. 33, n. 5, p. 1466–1475, 2006.
- DONOHU, D.; JOHNSTONE, I. M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. **Journal of the American Statistical Association**, 1995. v. 90, p. 1200–1224, 1995.
- DONOHU, D. L.; JOHNSTONE, I. M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. **Biometrika**, 1994. v. 81, p. 425–455, 1994.
- DOUGHERTY, G. **Digital Image Processing for medical applications**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2009.
- FENG, S. S. J.; SECHOPOULOS, I. Clinical digital breast tomosynthesis system: Dosimetric characterization. **Radiology**, 2012. v. 263, n. 1, p. 35–42, 2012.

- FUGAL, D. **Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing: An In-depth, Practical Approach for the Non-mathematician**. [S.l.]: Space & Signals Technical Pub., 2009.
- GABARDA, S.; CRISTÓBAL, G. Blind image quality assessment through anisotropy. **J. Opt. Soc. Am. A**, 2007. v. 24, n. 12, p. B42–B51, 2007.
- GLYNN, C. G. et al. Effect of transition to digital mammography on clinical outcomes. **Radiology**, 2011. v. 260, n. 3, p. 664–670, 2011.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. [S.l.]: Prentice Hall, 2008.
- HAUS, A.; YAFFE, M. Screen-film and digital mammography: image quality and radiation dose considerations. **Radiologic Clinics of North America**, 2000. v. 38, n. 4, p. 871–898, Jul 2000.
- HE, L.; IAN, R. G. A nonlocal maximum likelihood estimation method for rician noise reduction in MR images. **Medical Imaging, IEEE Transactions on**, 2009. v. 28, n. 2, p. 165–172, 2009.
- HENDRICK, R. E. Radiation doses and cancer risks from breast imaging studies. **Radiology**, 2010. v. 257, n. 1, p. 246–253, 2010.
- HUANG, X.; MADOC, A.; CHEETHAM, A. Wavelet-based bayesian estimator for poisson noise removal from images. In: **Multimedia and Expo, 2003. ICME '03. Proceedings. 2003 International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 1, p. I–593–6 vol.1.
- INCA. Instituto nacional de câncer josé alencar gomes da silva. 2016. 2016. Disponível em: <<http://www.inca.gov.br/>>. Acesso em: 1 de fev. de 2016.
- International Commission on Radiological Protection. **Implications of Commission recommendations that doses be kept as low as readily achievable: a report**. [S.l.], 1973. (ICRP publication).
- JANSEN, M. **Noise Reduction by Wavelet Thresholding**. [S.l.]: Springer New York, 2001. (Lecture Notes in Statistics).
- JIN, F. et al. Adaptive wiener filtering of noisy images and image sequences. In: **Proceedings of International Conference on Image Processing, 2003 (ICIP 2003)**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 3, p. III–349–52 vol.2.
- KARELLAS, A.; VEDANTHAM, S. Breast cancer imaging: a perspective for the next decade. **Medical Physics**, 2008. v. 35, n. 11, p. 4878–4897, Nov 2008.
- KEAVEY, E. et al. Comparison of the clinical performance of three digital mammography systems in a breast cancer screening programme. **The British Journal of Radiology**, 2012. v. 85, n. 1016, p. 1123–1127, 2012.
- KUAN, D. T. et al. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise. **Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on**, 1985. PAMI-7, n. 2, p. 165–177, 1985.

- LEBRUN, M. An analysis and implementation of the BM3D image denoising method. **Image Processing On Line**, 2012. 2012.
- MAIDMENT, A. D. A. Digital mammography. **Seminars in Roentgenology**, 2003. v. 38, n. 3, p. 216–230, 2003.
- MAKITALO, M.; FOI, A. Poisson-gaussian denoising using the exact unbiased inverse of the generalized anscombe transformation. In: **Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1081–1084.
- MALLAT, S. **A Wavelet Tour of Signal Processing**. Second edition. San Diego: Academic Press, 1999.
- MENCATTINI, A. et al. Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processing. **Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on**, 2008. v. 57, n. 7, p. 1422–1430, Jul 2008.
- MILANFAR, P. A Tour of Modern Image Filtering. **IEEE Signal Processing Magazine**, 2013. v. 30, n. 1, p. 106–128, 2013.
- MITCHELL, M. **An Introduction to Genetic Algorithms**. [S.l.]: Bradford Books, 1998.
- MITTAL, A.; MOORTHY, A.; BOVIK, A. No-reference image quality assessment in the spatial domain. **Image Processing, IEEE Transactions on**, 2012. v. 21, n. 12, p. 4695–4708, 2012.
- MITTAL, A.; SOUNDARARAJAN, R.; BOVIK, A. Making a completely blind image quality analyzer. **Signal Processing Letters, IEEE**, 2013. v. 20, n. 3, p. 209–212, 2013.
- MäKITALO, M.; FOI, A. Noise parameter mismatch in variance stabilization, with an application to poisson-gaussian noise estimation. **IEEE Transactions on Image Processing**, 2014. v. 23, n. 12, p. 5348–5359, 2014.
- MOTWANI, M. C. et al. **Survey of image denoising techniques**. 2004.
- NAJARIAN, K.; SPLINTER, R. **Biomedical Signal and Image Processing**. [S.l.]: Taylor & Francis, 2012.
- OLIVEIRA, H. C. R. et al. Validation of no-reference image quality index for the assessment of digital mammographic images. In: **Proc. of SPIE Medical Imaging**. San Diego - CA, United States: SPIE Press, 2016.
- OLIVEIRA, H. C. R. et al. Use of wavelet multiresolution analysis to reduce radiation dose in digital mammography. In: **Computer-Based Medical Systems (CBMS), 2015 IEEE 28th International Symposium on**. São Carlos - SP: [s.n.], 2015. p. 33–37.
- OLIVEIRA, H. C. R. et al. Investigating the use of block-matching 3D denoising algorithm to reduce radiation dose in digital mammography. In: **X Workshop de Visão Computacional (WVC 2014)**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 224–229.

- OLIVEIRA, H. C. R. et al. Evaluation of block-matching and 3D filtering and wavelet transform with shrink-thresholding technique for digital mammography denoising. In: **XI Workshop de Visão Computacional (WVC 2015)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 450–455.
- OMS. Organização mundial da saúde. 2016. 2016. Disponível em: <<http://www.who.int/>>. Acesso em: 1 de fev. de 2016.
- PAPADOPOULOS, A.; FOTIADIS, D.; COSTARIDOU, L. Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques. **Computers in Biology and Medicine**, 2008. v. 38, n. 10, p. 1045–1055, 2008.
- POKRAJAC, D. D.; MAIDMENT, A. D. A.; BAKIC, P. R. Optimized generation of high resolution breast anthropomorphic software phantoms. **Medical Physics**, 2012. v. 39, n. 4, p. 2290–2302, 2012.
- ROMUALDO, L. C. et al. Mammographic image denoising and enhancement using the anscombe transformation, adaptive wiener filtering, and the modulation transfer function. **Journal of Digital Imaging**, 2013. Springer-Verlag, v. 26, n. 2, p. 183–197, 2013.
- ROMUALDO, L. C. S.; VIEIRA, M. A. C.; SCHIABEL, H. Mammography images restoration by quantum noise reduction and inverse mtf filtering. In: **Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI), 2009 XXII Brazilian Symposium on**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 180–185.
- RUSCHIN, M. et al. Dose dependence of mass and microcalcification detection in digital mammography: Free response human observer studies. **Medical Physics**, 2007. v. 34, n. 2, p. 400–407, 2007.
- SAMEI, E. et al. Digital mammography: effects of reduced radiation dose on diagnostic performance. **Radiology**, 2007. v. 243, n. 2, p. 396–404, 2007.
- SAUNDERS, R. S. et al. Does image quality matter? impact of resolution and noise on mammographic task performance. **Medical Physics**, 2007. v. 34, n. 10, p. 3971–3981, 2007.
- SCHIABEL, H.; VIEIRA, M. A. C.; VENTURA, L. Preprocessing for improving cad scheme performance for microcalcification detection based on mammography imaging quality parameters. In: **Proc. SPIE**. [S.l.: s.n.], 2009. v. 7260, p. 72602G–12.
- STARCK, J.; MURTAGH, F.; FADILI, J. **Sparse Image and Signal Processing: Wavelets, Curvelets, Morphological Diversity**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2010. (Cambridge books online).
- STARCK, J.-L.; FADILI, J.; MURTAGH, F. The undecimated wavelet decomposition and its reconstruction. **Image Processing, IEEE Transactions on**, 2007. v. 16, n. 2, p. 297–309, 2007.
- STARCK, J.-L.; MURTAGH, F. D.; BIJAOU, A. **Image Processing and Data Analysis**. [S.l.]: Cambridge University Press, 1998. Cambridge Books Online. ISBN 9780511564352.

- STARCK, J.-L.; MURTAGII, F.; BIJAOU, A. Multiresolution support applied to image filtering and restoration. **Graphical Models and Image Processing**, 1995. v. 57, n. 5, p. 420–431, 1995.
- SURYANARAYANAN, S.; KARELLAS, A.; VEDANTHAM, S. Physical characteristics of a full-field digital mammography system. **Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment**, 2004. v. 533, n. 3, p. 560–570, 2004.
- TALEBI, H.; MILANFAR, P. Global image denoising. **Image Processing, IEEE Transactions on**, 2014. v. 23, n. 2, p. 755–768, Feb 2014.
- VEDANTHAM, S. et al. Full breast digital mammography with an amorphous silicon-based flat panel detector: Physical characteristics of a clinical prototype. **Medical Physics**, 2000. v. 27, n. 3, p. 558–567, 2000.
- VIEIRA, M. A. C.; SCHIABEL, H.; ESCARPINATI, M. C. Breast image quality enhancement by using optical transfer function and noise wiener spectrum. **Proceedings of 91st Scientific Assembly Annual Meeting of Radiological Society of North America (RSNA), Chicago (USA)**, 2005. p. 702–702, 2005.
- WANG, Z.; BOVIK, A. Mean squared error: Love it or leave it? a new look at signal fidelity measures. **Signal Processing Magazine, IEEE**, 2009. v. 26, n. 1, p. 98–117, Jan 2009.
- WANG, Z.; BOVIK, A. C. A universal image quality index. **Signal Processing Letters, IEEE**, 2002. v. 9, n. 3, p. 81–84, Mar 2002.
- WANG, Z.; BOVIK, A. C. **Modern Image Quality Assessment**. [S.l.]: Morgan & Claypool, 2006. (Synthesis Lectures on Image, Video & Multimedia Processing).
- WANG, Z. et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. **Image Processing, IEEE Transactions on**, 2004. v. 13, n. 4, p. 600–612, Abr 2004.
- WILLIAMS, M. B. et al. Image quality in digital mammography: Image acquisition. **Journal of the American College of Radiology**, 2006. v. 3, n. 8, p. 589–608, 2006.
- YAFFE, M. J.; MAINPRIZE, J. G. Risk of radiation-induced breast cancer from mammographic screening. **Radiology**, 2011. v. 258, n. 1, p. 98–105, 2011.
- YOUNG, K. C.; ODUKO, J. M. **Technical Evaluation of the Hologic Selenia FFDM System with a Tungsten Tube**. [S.l.], Abr 2008. (Tech. Report. NHSBSP Equipment Report 0801).
- ZHANG, B.; FADILI, J.; STARCK, J.-L. Wavelets, ridgelets, and curvelets for poisson noise removal. **Image Processing, IEEE Transactions on**, 2008. v. 17, n. 7, p. 1093–1108, Jul 2008.