

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

CARLOS ALBERTO DA COSTA JUNIOR

PROPOSTA DE UMA METODOLOGIA PARA SUAVIZAÇÃO DE RUÍDO EM
IMAGENS MAMOGRÁFICAS DE MAMAS DENSAS

Uberlândia

2019

CARLOS ALBERTO DA COSTA JUNIOR

**PROPOSTA DE UMA METODOLOGIA PARA SUAVIZAÇÃO DE RUÍDO EM
IMAGENS MAMOGRÁFICAS DE MAMAS DENSAS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa
de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica da
Universidade Federal de Uberlândia como parte dos
requisitos para obtenção do título de Mestre em
Ciências

Orientadora: Profª Dra. Ana Cláudia Patrocínio

Profª Dra. Ana Cláudia Patrocínio

Orientadora

Uberlândia

2019

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

J98 2019	<p>Júnior, Carlos Alberto da Costa, 1985- Proposta de uma metodologia para suavização de ruído em imagens mamográficas de mamas densas [recurso eletrônico] / Carlos Alberto da Costa Júnior. - 2019.</p> <p>Orientadora: Ana Claudia Patrocínio. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Pós-graduação em Engenharia Biomédica. Modo de acesso: Internet. Disponível em: http://dx.doi.org/10.14393/ufu.di.2019.2036 Inclui bibliografia. Inclui ilustrações.</p> <p>1. Engenharia biomédica. I. Patrocínio, Ana Claudia, 1976-, (Orient.). II. Universidade Federal de Uberlândia. Pós- graduação em Engenharia Biomédica. III. Título. CDU: 62:61</p>
-------------	---

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:
Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091
Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

ATA DE DEFESA

Programa de Pós-Graduação em:	Engenharia Biomédica				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado Acadêmico, 048, PPGEB				
Data:	sete de junho de dois mil e dezenove	Hora de início:	09:00	Hora de encerramento:	10:50
Matrícula do Discente:	11712EBI010				
Nome do Discente:	Carlos Alberto da Costa Júnior				
Título do Trabalho:	Proposta de uma metodologia para suavização de ruídos em imagens mamográficas de mamas densas				
Área de concentração:	Engenharia Biomédica				
Linha de pesquisa:	Sistemas Computacionais e Dispositivos Aplicados à Saúde				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	Implantação de ferramenta digital para realce de contraste em mamografias 2D como auxílio a sensibilidade na detecção precoce de lesões mamárias.				

Reuniu-se no Anfiteatro do Bloco 1E, Campus [Santa Mônica](#), da Universidade Federal de Uberlândia, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em [Engenharia Biomédica](#), assim composta: Professores Doutores: Diego Merigue da Cunha - [INFIS/UFU](#); Michele Fulvia Angelo - [UEFS](#); Ana Claudia Patrocinio - [PPGEB/UFU](#) orientadora do candidato.

Iniciando os trabalhos a presidente da mesa, Dra. Ana Claudia Patrocinio, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o senhor(a) presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos(às) examinadores(as), que passaram a arguir o(a) candidato(a). Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o(a) candidato(a):

[Aprovado.](#)

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de [Mestre](#).

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Diego Merigue da Cunha, Professor(a) do Magistério Superior**, em 10/06/2019, às 16:26, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).

Documento assinado eletronicamente por **Ana Claudia Patrocinio, Professor(a) do Magistério**



Superior, em 11/06/2019, às 17:00, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Michele Fúlvia Angelo, Usuário Externo**, em 14/06/2019, às 15:45, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1309951** e o código CRC **95DD845A**.

Referência: Processo nº 23117.049747/2019-72

SEI nº 1309951

Dedico este trabalho a minha mãe, irmã e
sobrinhos pelo apoio incondicional e a
minha avó Etelvina pelos exemplos dados
durante a minha vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo dom da vida e ao longo da minha vida ter colocado em meu caminho pessoas incríveis com as quais pude conviver e aprender bastante.

Aos meus pais, Carlos e Edleuza, pelo apoio. Em especial a minha mãe Edleuza que sempre acreditou nos meus sonhos e fez todo o possível para que pudesse alcançá-los. À minha irmã pelos meus três maiores presentes meus sobrinhos Marinna, que é sempre um raio de sol iluminando meu dia, e Miguel, que com sua risada fácil e meiga faz qualquer preocupação sumir e a Maria Julia que me encanta todos os dias quando eu chego e fala “titi”.

Agradeço também a minha orientadora Ana Claudia Patrocínio por todo conhecimento compartilhado durante a graduação e pós graduação, pelos puxões de orelha recebidos, pois cada crítica me fez aprender e contribuiu para o meu crescimento profissional.

Gratidão também aos meus amigos, por não medirem esforços para me proporcionarem momentos de alegria e estarem comigo nos momentos mais difíceis.

E por último, agradeço toda a equipe de professores e coordenação da Pós Graduação do curso de Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia, por não medirem esforços nas conquistas do curso, e nos proporcionarem grandes oportunidades e escolhas.

“Só se pode alcançar um grande êxito quando nos mantemos fiéis a nós mesmos.”
(Friedrich Nietzsche)

SUMÁRIO

RESUMO	vii
ABSTRACT	viii
LISTA DE FIGURAS	ix
LISTA DE TABELAS	xii
LISTA DE SIGLAS	xiii
Capítulo 1 INTRODUÇÃO	13
OBJETIVO	16
Objetivos Específicos:	16
Capítulo 2 FILTROS	17
2.1 Filtro de Média.....	17
2.2 Filtro Wiener.....	18
2.3 Filtro Frost	19
2.4 Filtro Lee.....	20
2.5 <i>Wavelet</i> como técnica de <i>denoising</i>	22
2.5.1 Coiflets	24
2.5.2 Fejer-Korovkin	25
Capítulo 3 ESTADO DA ARTE	27
Capítulo 4 METODOLOGIA.....	36
4.1 Bancos de Imagens	36
4.2 Processamento das Imagens.....	37
4.3 Métricas de Qualidade	41
4.3.1 Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR).....	41
4.3.2 Relação Sinal Ruído (SNR).....	41
4.3.3 Índice de similaridade estrutural (SSIM).....	42
4.3.4 <i>Measure of Enhancement</i> (EME)	43
Capítulo 5 RESULTADOS	44
Capítulo 6 CONCLUSÕES	66
REFERÊNCIAS	68

RESUMO

O câncer de mama é o mais comum entre as mulheres e também uma das maiores causas de óbitos por câncer. Pesquisas apontam que o diagnóstico precoce do tumor pode aumentar a chance de tratamento da doença e, atualmente, o método mais eficaz para o rastreamento e detecção precoce é a mamografia. Contudo, durante o processo de aquisição de imagem há a inserção de ruído no sinal, isso ocorre devido a instrumentação, erros de transmissões e compressão. Usualmente o ruído é quantificado pela porcentagem de sinais que estão corrompidos e os tipos mais comuns na mamografia são: quântico e gaussiano. Por essa razão realizar processos para a remoção ou suavização dos ruídos presentes na imagem mamográfica se torna essencial para a obtenção de uma imagem de melhor qualidade para facilitar a detecção de algum achado na mama. Este trabalho utilizou alguns filtros conhecidos na literatura como: Média, Wiener, Frost, Lee e *Wavelet* (Coiflets e Fejer-Korovkin), para realizar o processamento de 80 imagens mamográficas provenientes de 4 bancos de imagens, sendo 20 imagens de cada banco. Todas as imagens foram laudadas como BI- BIRADS de densidade categoria 4. A performance dos filtros foi avaliada de forma quantitativa por meio dos seguintes parâmetros de qualidade em imagem: Relação do Sinal Ruído (SNR), Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR), Índice de Similaridade Estrutural (SSIM) e *Measure of Enhancement* (EME). Após o processamento com estes filtros, foi proposta uma nova metodologia em que foi feita uma combinação entre os filtros Wiener, Coiflets 5 e Fejer-Korovkin 22. A metodologia proposta se mostrou eficaz para alguns grupos de imagens, principalmente considerando a métrica de contraste EME, onde as combinações, além de mostrar que se tem um aumento de contraste em alguns casos, na maioria das vezes mantem os valores de EME em relação a imagem original, indicando que com a metodologia proposta tem-se menos borramento no processo de suavização do ruído. Porém na maioria as wavelets e o filtro de wiener resultaram em maiores valores de PSNR e SNR.

Palavras-Chave: Câncer de Mama. Denoising. Filtros Digitais. Mamografia. Ruído. Wiener. Wavelet. Frost. Lee. Média.

ABSTRACT

Breast cancer is more common among women and is one of the biggest causes of death. Research shows that early diagnosis of the tumor may increase the chance of the disease occurring, and currently the most effective for screening and early detection is a mammogram. However, during the image acquisition process there is the insertion of noise into the signal, this is due to instrumentation, transmission errors and compression. Usually the noise is quantified by the percentage of signs that are corrupted and the most common types in mammography are quantum and gaussian. For this reason, use denoising processes to remove the noise present in the mammographic image becomes essential to obtain an image of better quality and thus facilitate the detection of some finding in the breast. This work used some filters known in the literature as Medium, Wiener, Frost, Lee and Wavelet (Coiflets and Fejer-Korovkin), to perform the mammographic image processing from 4 datasets, whose images were lauded as BI-RADS of category density 4. The performance of the filters was quantitatively evaluated using the following image quality parameters: Signal to Noise-Ratio (SNR), Peak Signal to Noise-Ratio (PSNR), Structural Similarity Index (SSIM) and Measure of Enhancement (EME). After processing with these filters, a new methodology was proposed in which a combination was made between the filters that obtained the best results. The proposed methodology proved to be effective for some groups of images, mainly considering the contrast metric, EME, where the combinations, in addition to showing that there is an increase of contrast in some cases, in the most of these maintain the EME values in relation to image, indicating that with the proposed methodology there is less blurring in the noise smoothing process. However, most wavelets and the wiener filter resulted in higher values of PSNR and SNR.

Keywords: Breast Cancer. Denoising. Digital Filters. Mammography. Noise. Wiener. Wavelet. Frost. Lee. Mean.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Diagrama do processo de extração de ruído utilizando <i>Wavelet</i>	23
Figura 4.1 – Esquema geral do método desenvolvido	38
Figura 4.2 – Exemplo de Regiao de Interesse (ROI) de tamanho 500x500 usada para cálculo do EME	39
Figura 5.1 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	48
Figura 5.2 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	48
Figura 5.3 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	49
Figura 5.4 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	49
Figura 5.5 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	50
Figura 5.6 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	50
Figura 5.7 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	50
Figura 5.8 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	51
Figura 5.9 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	51
Figura 5.10 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	52
Figura 5.11 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	52
Figura 5.12 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	52
Figura 5.13 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	53

Figura 5.14 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	53
Figura 5.15 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	53
Figura 5.16 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	54
Figura 5.17 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	54
Figura 5.18 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	54
Figura 5.19 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	55
Figura 5.20 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	55
Figura 5.21 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	55
Figura 5.22 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	56
Figura 5.23 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	56
Figura 5.24 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.....	56
Figura 5.25 - Média de resultados do parâmetro Measure of Enhancement (EME) para todos os filtros e bancos utilizados.....	57
Figura 5.26 – Exemplo de Imagem do Banco INbreast (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee	58
Figura 5.27 - Exemplo de Imagem do Banco INbreast (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6.....	59

Figura 5.28 - Exemplo de Imagem do Banco Hologic (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee	60
Figura 5.29 - Exemplo de Imagem do Banco Hologic (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6	61
Figura 5.30 - Exemplo de Imagem do Banco C-View (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee	62
Figura 5.31 - - Exemplo de Imagem do Banco C-View (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6	63
Figura 5.32 - Exemplo de Imagem do Banco GE (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee	64
Figura 5.33 - - Exemplo de Imagem do Banco GE (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 5.1 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco INbreast (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $X = 1,0976$ e $\sigma = 0,18$)	44
Tabela 5.2 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco Hologic (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $X = 6,4309$ e $\sigma = 1,07$)	45
Tabela 5.3 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco C-View (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $X = 4,4884$ e $\sigma = 0,97$).....	45
Tabela 5.4 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco GE (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $X = 1,3588$ e $\sigma = 0,49$).....	46

LISTA DE SIGLAS

ACR - *American College of Radiology*

BI-RADS - *Breast Imaging-Reporting and Data System*

CLAHE - Equalização Adaptativa de Histograma com Limitação de Contraste

CNN - Redes Neurais Convolucionais

DICOM - *Digital Imaging and Communications in Medicine*

EME - *Measure of Enhancement*

EQM - Erro Quadrático Médio

FDCT - Transformada de Curva Discreta Rápida

FFDM - *Full Field Digital Mammography*

ICA - Análise de Componentes Independentes

LRM - Modificação de Faixa Local

MIAS - *Mammographic Image Analysis Society*

MLRM - Modificação de Faixa Local Modificada

MMSE - Erro Mínimo Quadrático Médio

MTF - Função de Transferência de Modulação

NLM - *Non Local Mean*

PSF - Função *Point-Spread*

PSNR - Pico da Relação Sinal Ruído

RMSE - Raiz quadrada do erro médio

RN - Rede Neural

ROI - Região de Interesse

SNR - Relação Sinal Ruído

SSIM - Índice de Similaridade Estrutural

TP - *Penalized threshold*

TW - Transformada Wavelet

Capítulo 1 INTRODUÇÃO

O método mais eficaz, tanto no rastreamento, quanto para a detecção precoce do câncer de mama, é a mamografia. Este exame, a imagem radiográfica da mama é obtida, é considerado um método eficaz, na maioria dos casos, na detecção de lesões não palpáveis (BORGES et al., 2017; JAIN et al., 2013; RANGAYYAN, 2004).

A mamografia tem a função de reproduzir imagens que forneçam informações sobre o interior das glândulas mamárias utilizando um feixe de raios X pouco energético.

As mamas são compostas por tecido fibroglandular e tecido adiposo, os quais possuem propriedades físicas e químicas muito semelhantes e atenuação de raios X bastante similares (AGUILLAR et al., 2009). Sendo assim, o desafio para este tipo de exame é conseguir um bom contraste entre tecidos e boa resolução utilizando a menor dose de radiação possível. Contudo, ao reduzir a dose leva a uma perda de contraste e aumento de ruído. Sendo assim, é necessário encontrar o ponto ótimo entre qualidade de imagem e a dose de radiação (MARTINS, 2012).

Atualmente, existem dois sistemas de mamografia, sendo o mais antigo o sistema analógico, que utiliza um filme como sistema de registro após a incidência da radiação. E a mamografia digital, onde um detector de radiação converte a intensidade de raios X em sinal elétrico e este é convertido em sinal digital, armazenado no computador, no qual é possível obter a imagem digital. A mamografia digital se diferencia da mamografia analógica pela substituição do sistema tela-filme por um detector digital (AGUILLAR et al., 2009).

A fim de tornar os diagnósticos mais objetivo e simples o *American College of Radiology* (ACR) criou, em 1992, o sistema *Breast Imaging-Reporting and Data System* (BI-RADS), em que foi definido um protocolo para laudo e quais as etapas devem ser seguidas para a elaboração de um laudo médico. Estas etapas são: objetivo, composição mamária, achados, comparação com avaliações anteriores e avaliação global e recomendações (HEINE et al., 2019).

Quanto à composição mamária, são definidas 4 categorias, são elas: predominantemente adiposa quando o tecido fibroglandular representa menos de 25% de todo o tecido mamário; fibroglandular quando a proporção do tecido fibroglandular se encontra entre 26% e 50% do volume; heterogeneamente densa proporções entre 50% e 75%; e por fim quando a relação entre o volume de tecido fibroglandular e o

volume total da mama é superior a 76% considera-se uma mama muito densa (HEINE et al., 2019).

A sensibilidade do exame mamográfico diminui com o aumento da densidade, principalmente em função da superposição de tecido mamário denso radiopaco a uma lesão subjacente, quando a mama tridimensional é visualizada em um plano bidimensional. O efeito de mascaramento da densidade da mama leva a um aumento na porcentagem de cânceres de intervalo (cânceres que se manifestam dentro de 1 ano de uma mamografia normal) em mulheres com mamas densas. Em uma metanálise de três estudos canadenses de densidade mamária verificou-se que, em pacientes com mais de 75% de densidade tecidual, a estimativa global de câncer de mama foi de 4,74 quando comparado com mulheres com menos de 10% de densidade tecidual. No entanto, em mulheres que foram diagnosticadas com câncer de intervalo, a razão de chances do risco de câncer de mama, em mulheres com mais de 75% de tecido denso, disparou para 17,81 (BOYD et al., 2011).

Para achados que foram detectados mais de 12 meses após uma mamografia negativa, a estimativa do risco para câncer de mama diminuiu e aproximou-se do odds ratio geral. Este aumento acentuado no odds ratio do risco de ser diagnosticado com um câncer de intervalo em mulheres com mamas densas, quando comparado com mulheres com mamas gordurosas, é uma demonstração direta do efeito de mascaramento da densidade da mama na detecção de malignidades subjacentes radiopacas ocultas por tecido denso (FREER, 2015).

A densidade mamária também pode ser considerada como um fator de risco independente para o câncer de mama. Isso porque a densidade se refere à quantidade de elementos epiteliais e de estromas da mama, e o câncer de mama surge mais comumente nas células epiteliais. Uma maior quantidade de tecido epitelial na mama indica uma chance maior de que o câncer possa surgir em uma das células epiteliais (FREER, 2015).

Alguns pesquisadores sugerem que a densidade da mama pode aumentar o risco de câncer de mama em até seis vezes, e a densidade da mama é frequentemente relatada como causadora de um aumento de quatro vezes no risco de câncer de mama em mulheres com mamas densas (MCCORMACK & DOS SANTOS SILVA, 2006; BOYD et al., 2007).

O processo de aquisição de imagem geralmente é afetado pelo ruído devido a instrumentação, erros de transmissões e compressão (SINHA & AGRAWAL, 2015). O

ruído geralmente é quantificado pela porcentagem de sinais que estão corrompidos e os tipos mais comuns na mamografia são: quântico e gaussiano.

O ruído quântico é o principal ruído encontrado em imagens mamográficas (BEUTEL et al., 2000), ele é resultado da variação no número de fótons de raios X absorvidos pelo detector em um determinado intervalo de tempo e possui relação proporcionalmente inversa com a dose recebida pelo paciente (DALMAZO et al., 2010).

Esse ruído reduz o contraste entre o fundo da imagem e estruturas de interesse, o que dificulta a detecção de pequenos sinais (VIEIRA et al., 2012). Estudos mostraram que esse tipo de ruído é determinante na qualidade da imagem mamográfica, sendo assim tem influência direta no desempenho do médico radiologista na detecção precoce de algum achado. Nota-se também que, o ruído quântico exerce uma influência maior que a resolução espacial da imagem na detecção de microcalcificações e classificação de nódulos (ALKHALIFAH & BRINDHABAN, 2018; NISBETT et al., 2018; SAUNDERS et al., 2007; MCLOUGHLIN et al., 2004).

O ruído gaussiano é uma distribuição gaussiana ou normal dos seus valores de amplitude ao longo do tempo (KNOLL, 2010). Ao analisar esta distribuição é possível notar que o ruído é aleatório, pois há uma variação randômica no valor da imagem para mais e para menos que ocorre em todos os pixels sem diferenciar partes da imagem nem variar com o tempo, logo quando encontrado na imagem, ele modifica os valores de intensidade dos pixels, com isso alguns detalhes do sinal são perdidos. Nota-se que se perde em nitidez nas bordas e em regiões planas. Também se verifica distorção dos tons de cinza e do brilho da imagem (LEON-GARCIA, 2017).

Etapas de pré-processamento, em que as imagens mamográficas passam por processos capazes de fazer a remoção ou suavização de ruídos, se tornam essenciais para a obtenção de uma imagem de melhor qualidade. Sendo assim, a análise da performance de filtros digitais para imagens de mama pode ser uma ferramenta importante para a eficácia da detecção de lesões a partir dos exames mamográficos, além de contribuir com técnicas de processamento subsequentes de realce de contraste.

OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é avaliar a remoção e suavização de ruídos de imagens mamográficas considerando a preservação do sinal e testar combinações de técnicas para que se proponha uma metodologia que seja eficiente para imagens de mama.

Objetivos Específicos:

- Estudar diversos filtros da literatura;
- Avaliar o processo de *denoising* com métricas de qualidade de imagem;
- Combinar técnicas de *denoising*;

Capítulo 2 FILTROS

Como visto no capítulo anterior, durante o processo de aquisição da imagem mamográfica, há a inserção de ruídos e com isso é necessário o estudo de filtros que tem o objetivo de suavizá-lo, a fim de melhorar a imagem.

Neste capítulo são apresentados os filtros para reduzir a quantidade de ruído e preservar o máximo de detalhes possíveis nas imagens.

2.1 Filtro de Média

O filtro de média trata-se de um filtro passa-baixa, cujo efeito na imagem é de suavização e minimização dos ruídos, pois ele elimina ou atenua os componentes de altas frequências presentes na imagem. Contudo, esse processo pode ocasionar um borramento na imagem e com isso pode haver a perda de detalhes finos (MARQUES FILHO et al., 1999).

Este filtro consiste na troca do valor do pixel central de uma janela de processamento (*kernel*), pela média aritmética dos valores dos pixels que pertencem a esta janela. O cálculo do filtro de forma geral é dada pela Equação 2.1 (GONZALES, 2007).

$$g(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} f(s, t) \quad (2.1)$$

Em que:

$g(x, y)$ é o pixel de saída da imagem filtrada;

S_{xy} representa o conjunto de coordenadas em uma janela retangular de tamanho $m \times n$;

$f(s, t)$ é o pixel da imagem original.

Neste trabalho o filtro de média foi usado variando os tamanhos do *kernel* em 3x3, 5x5 e 7x7.

2.2 Filtro Wiener

O filtro Wiener é um filtro adaptativo passa baixa para suavização de ruído. Usando frequências espectrais é possível realizar a restauração de imagens e diminuir a média quadrática de erros no processo de filtragem. Tendo conhecimento do espectro de potência da imagem original e da imagem com ruído, a técnica considera os efeitos do ruído e procura minimizar a diferença entre a imagem restaurada e a original (BANKMAN, 2008).

O objetivo do filtro Wiener é suavizar o ruído que pode corromper o sinal. Baseia-se numa abordagem estatística. Filtros típicos são projetados para uma resposta de frequência desejada. Este filtro se aproxima da filtragem de um ângulo diferente. Supõe-se que tenha conhecimento das propriedades espectrais do sinal original e do ruído, e busca-se o filtro cuja saída chegaria o mais próximo possível do sinal original (KUMAR et al., 2010).

O filtro de Wiener considera a imagem e o ruído como variáveis aleatórias e o objetivo é encontrar um valor estimado de \hat{f} que tenha um erro quadrático médio mínimo em relação a f original. O erro é calculado pela Equação 2.2 (GONZALES, 2007).

$$e^2 = E \{ (f - \hat{f})^2 \} \quad (2.2)$$

Em que $E \{ . \}$ é o valor esperado do argumento. Sendo assim, e assume que a imagem e o ruído não estão correlacionados, visto que um ou outro pode assumir média zero, e a estimativa dos níveis de intensidade dos pixels de saída são uma função linear dos níveis de intensidade da imagem degradada. Com base nessas condições o erro quadrático médio dado na Equação 2.2 é dado no domínio da frequência pela Equação 2.3 (GONZALES, 2007).

$$\begin{aligned}
\hat{F}(u, v) &= \left[\frac{H^*(u, v) S_f(u, v)}{S_f(u, v) |H(u, v)|^2 + S_n(u, v)} \right] G(u, v) \\
\hat{F}(u, v) &= \left[\frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + S_n(u, v) / S_f(u, v)} \right] G(u, v) \\
\hat{F}(u, v) &= \left[\frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + S_n(u, v) / S_f(u, v)} \right] G(u, v)
\end{aligned} \tag{2.3}$$

Em que:

$H(u, v)$ é a função de degradação;

$H^*(u, v)$ é o complexo conjugado de $H(u, v)$;

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

$G(u, v)$ é a função da imagem degradada;

$S_n(u, v) = |N(u, v)|^2$ é espectro do ruído;

$S_f(u, v) = |F(u, v)|^2$ é o espectro da imagem degradada.

2.3 Filtro Frost

O filtro Frost substitui o pixel de interesse pela soma ponderada dos valores interiores à janela ($n \times n$) em movimento (MANSOURPOUR, 2006). Nele é estimado que há uma dependência do sinal original, haja visto que há a suposição de uma função de correlação exponencial entre os pixels, ao substituir o pixel central pela soma ponderada dos valores do interior da janela. A ponderação de fatores decresce com a distância do pixel de interesse dos pixels locais e aumenta para os pixels centrais conforme a variação entre os pixels da janela aumenta (DE SENA, 2013).

Este filtro alcança um equilíbrio entre a média e o filtro *all-pass*. Entretanto, nessa técnica, o equilíbrio é obtido pela formação de um *kernel* de filtro de formato exponencial que pode variar de um filtro médio básico para um filtro de identidade em uma base adaptativa pontual. Por esse motivo, o resultado do filtro pode variar localmente de acordo com o coeficiente de variação. Para casos em que o coeficiente de variação é baixo, o filtro tende a se parecer com filtro de média, já quando o coeficiente é alto, o filtro tenta preservar as características nítidas. Ele usa um *kernel* de convolução exponencial que se ajusta a regiões que contêm bordas que exploram estatísticas locais (YU & ACTON, 2002).

Sendo assim, trata-se de um filtro convolucional e linear, que minimiza o Erro Quadrático Médio (EQM). Neste filtro é incorporada a dependência dos pixels vizinhos (correlação exponencial entre os pixels). É adaptativo e preserva bordas (DE SENA, 2013). É calculado conforme Equação 2.4 (LOPES et al., 1990):

$$ND_{filtro} = \sum_{n \times n} k \alpha e^{-\alpha |t|} \quad (2.4)$$

Em que:

$$\alpha = \left(\frac{4}{\eta \bar{\sigma}^2} \right) \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{\bar{I}^2} \right)$$

k é uma constante de normalização;

\bar{I} é a estimativa da média local;

$\hat{\sigma}$ é a estimativa de variância local;

$\bar{\sigma}$ é o valor do coeficiente de variação da imagem com ruído;

$|t| = |X - X_o| + |Y - Y_o|$, em que (X_o, Y_o) é a posição do pixel de interesse e (X, Y) os pixels locais associados;

η é o tamanho da janela.

2.4 Filtro Lee

O Filtro Lee apresenta as seguintes características principais: eficaz na remoção de ruídos *speckle*, mantendo a nitidez das bordas e detalhes sutis, computacionalmente eficiente, já que sua única carga computacional é o cálculo de uma média local e uma variação local para qualquer pixel processado e pode ser utilizado para processamento paralelo, uma vez que é baseado em estatísticas locais (BARALDI & PARMIGGIANI, 1995).

Esse filtro é baseado em 3 suposições básicas:

- O ruído *speckle* é modelado como um ruído multiplicativo. O efeito deste ruído na imagem é que o nível de ruído aumenta de maneira proporcional ao nível médio de cinza de uma área local.

- A média e a variância da amostra de um pixel é igual a sua média local e variância com base no pixel dentro de uma vizinhança fixa em torno dele.
- O sinal livre de ruído e o ruído são estatisticamente independentes (LEE, 1980).

Ele foi projetado com o objetivo de eliminar o ruído preservando as bordas. Com base em um modelo de ruído de linha *speckle-air* e na abordagem de projeto de Erro Mínimo Quadrático Médio (MMSE) (YU & ACTON, 2002).

Sendo assim, este filtro assume que regiões onde a variância é baixa, estas devem ser suavizadas enquanto regiões onde há uma elevada variância há pouca ou nenhuma suavização, pois são regiões onde há informações estruturais, como bordas. Por essa razão algum tipo de ruído pode continuar próximo a essas áreas. O filtro pode ser calculado conforme Equação 2.5 (ROSA, 2012).

$$g(x, y) = l(x, y)W(x, y) + l'(x, y)(1 - W(x, y)) \quad (2.5)$$

Em que:

$g(x, y)$ é a imagem de saída;

l' é o valor médio dos pixels sob a janela;

$W(x, y)$ é a função de ponderação calculada pela Equação 2.6

$$W(x, y) = 1 - \frac{C_B^2}{C_I^2 + C_B^2} \quad (2.6)$$

A função de ponderação $W(x, y)$ é a medida que leva em consideração o coeficiente de variação do ruído C_B em relação ao coeficiente de variação da imagem C_I . Geralmente, em áreas uniformes essa função tende a 0 e em regiões de contorno essa variação pode chegar a 1 (ROSA, 2012).

2.5 Wavelet como técnica de denoising

As etapas do processo de *denoising* utilizando a *Wavelet* como ferramenta são mostradas na Figura 2.1. Na Transformada *Wavelet* (TW) são extraídos de cada imagem os coeficientes de aproximação, horizontal, vertical e diagonal. Para usar a TW como técnica de *denoising* estima-se a potência do ruído por meio do processo *Penalized threshold* for *Wavelet* 1-D ou 2-D *denoising*, assim é calculado um limiar para cada coeficiente da *Wavelet*. Esses limiares são utilizados para suavização de ruídos nos coeficientes horizontal, vertical e diagonal. Na sequência é aplicada a TW inversa para obter a imagem suavizada.

O limiar para a eliminação de ruídos por meio da *Penalized threshold (TP)* for *Wavelet* 1-D ou 2-D *denoising* utiliza uma função que pode ser escrita conforme segue (MISITI et al., 2009):

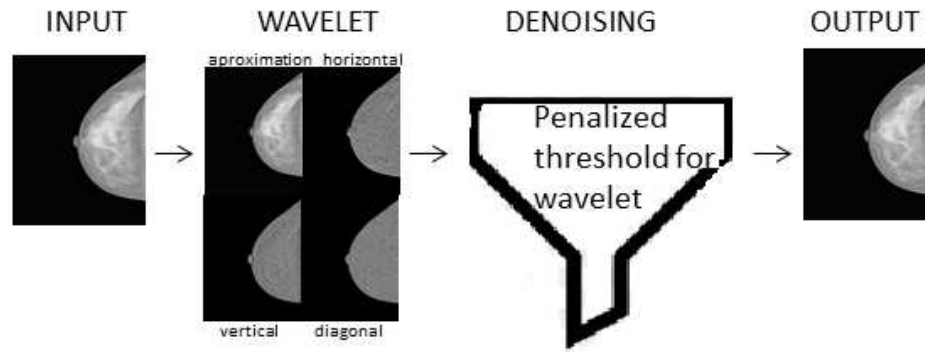
- $wbmpen(C, L, SIGMA, ALPHA)$ em que $[C, L]$ representam a estrutura de decomposição *Wavelet* do sinal a ser suavizado. O *SIGMA* representa o desvio padrão do ruído branco Gaussiano (média zero) no modelo de eliminação de ruído (*denoising*). *ALPHA* representa o parâmetro de ajuste para o termo de penalização e deve ser um número real maior que 1. Tipicamente *ALPHA* é igual a 2. O método de limiar de penalização é baseado nos resultados da eliminação de ruídos por Birgé e Massart (1997).

O *TP* é definido pela Equação 2.7:

$$crit(t) = \sum_{K \leq t} c(k)^2 + 2 \cdot SIGMA^2 \cdot t \cdot (ALPHA + \log\left(\frac{n}{t}\right)) \quad (2.7)$$

Onde $c(k)$ são os coeficientes *Wavelet* classificados em ordem decrescente de seu valor absoluto e n é o número de coeficientes.

Figura 2.1 - Diagrama do processo de extração de ruído utilizando *Wavelet*



A TW é baseada no janelamento do sinal, ou seja, o sinal é dividido em janelas ou segmentos. Para realizar a segmentação do sinal é utilizada uma série de funções base, também conhecidas, como *Wavelet* mãe. Nela há duas formas de controle de janela, sendo elas: a escala que permite variar o comprimento da janela e a translação que desloca a janela ao longo do sinal. Sendo assim, é possível avaliar as frequências presentes no sinal e determinar sua localização no domínio do tempo. Pelo fato da escala variar, se presume que a TW pode fornecer mais informações de cada componente espectral no tempo (LIMA, 2003).

A transformada *Wavelet* de um sinal $f(x)$ é expressa pela equação 2.8 (GALVÃO et al., 2001).

$$Wf(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Psi_{a,b}(x) dx \quad (2.8)$$

Ao aproximar a integral por um somatório, a Equação 2.8 torna-se a Equação 2.9.

$$Wf(a, b) = \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \Psi_{a,b}(x) dx \quad (2.9)$$

Considerando um sinal discreto, que possua N pontos. E $\Psi_{a,b}(x)$ é a função *Wavelet* derivada de uma função $\Psi(x)$, por meio da transformação demonstrada na Equação 2.10.

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (2.10)$$

Há diversas opções para a função *Wavelet* -mãe $\Psi(x)$.

2.5.1 Coiflets

A fim de realizar uma análise numérica, Coifman solicitou a I. Daubechies a criação de uma família *Wavelet* que tivesse p momentos iguais a 0 e um suporte de tamanho mínimo (MALLAT, 1999). Sendo assim, foi criada uma função que possui $2N$ momentos iguais a 0 e a função de escala possui momentos $2N-1$ nulos. Ambas as funções possuem um suporte de comprimento igual a $6N-1$ (KAUR et al., 2013).

Esta função apresenta como característica geral suportar de forma compacta *Wavelets* com maior número de momentos iguais a 0 para de uma determinada largura de suporte (DIXIT & MAJUMDAR, 2013).

Ainda sobre o pedido de Coifman, as funções de escala da *Wavelet* deveriam satisfazer a Equação 2.11 (MALLAT, 1999).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1 \text{ e } \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \phi(t) dt = 0 \quad (2.11)$$

Para $1 \leq k < p$. Essas funções de escala são úteis no estabelecimento de fórmulas precisas de quadratura. Se f é C^k na vizinhança de $2^J n$ com $k < p$, então a expansão de taylor de f até a ordem k mostra a Equação 2.12 (MALLAT, 1999).

$$2^{-J/2} \langle f, \Phi_{J,n} \rangle \approx f(2^J n) + O(2^{(k+1)J}) \quad (2.12)$$

2.5.2 Fejer-Korovkin

Nielsen (2001) criou uma nova metodologia para construção de filtros de quadratura ortogonal finita que utiliza núcleos de convolução e demonstra que cada filtro com valor igual a 1 na origem pode ser obtido a partir de um núcleo não negativo. Uma importante aplicação dos filtros de quadratura, onde a localização da frequência de um determinado ponto é relevante, é a construção de pacotes *Wavelet* não-estacionários. Um problema com o qual se tem que lidar na construção de pacotes *Wavelet* usando filtros finitos é que os pacotes *Wavelet* perdem parte de sua resolução de frequência em altas frequências.

Desse modo, Nielsen criou um filtro *Wavelet* mais simétrico que os filtros Daubechies, contudo menos suave. Este filtro tem uma ampla aplicação na teoria da aproximação, e uma resposta de frequência adequado à medida que o suporte aumenta (VARANIS & PEDERIVA, 2017). Trata-se de um filtro passa baixa, cujo objetivo é eliminar componentes de altas frequências do sinal analisado (RODRIGUEZ & BARBA, 2016).

Sendo assim o filtro Fejer-Korovkin é definido pela Equação 2.13

$$|m_o^n(\xi)|^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} k_n(\xi - u) du \quad (2.13)$$

Em que k_n é dado pela Equação 2.14.

$$k_n(\xi) = 1 + 2 \sum_{k=1}^n \theta_n(k) \cos(k\xi) \quad (2.14)$$

Com $\theta_n(k)$ definido pela Equação 2.15 (NIELSEN, 2001).

$$\theta_n(k) = \frac{1}{2(n+2)\sin(\pi/(n+2))} \times \left[(n-k+3)\sin\frac{k+1}{k+2}\pi - (n-k+1)\sin\frac{k+1}{k+2}\pi \right] \quad (2.15)$$

Após a aplicação de filtros nas imagens mamográficas é possível notar mudanças sutis na imagem processada, contudo é necessário a aplicação de métricas de qualidade a fim de conseguir quantificar a melhoria na imagem resultante do processamento. Nesse trabalho foram usadas 4 métricas: Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR), Relação Sinal Ruído (SNR) em que ambas fazem uma relação entre o sinal da imagem processada com o ruído estimado na imagem original. Também foi usado o Índice de Similaridade Estrutural (SSIM) que é capaz de medir se a imagem processada é similar à imagem original e o *Measure of Enhancement* (EME) cuja função é verificar o realce de contraste na imagem processada.

Capítulo 3 ESTADO DA ARTE

Com o processamento digital de imagens digitais é possível obter técnicas que propiciem imagens médicas com a menor quantidade de ruído, e assim facilitar o diagnóstico precoce de algum achado. Esse capítulo mostrará algumas técnicas testadas com o intuito de suavização de ruídos em imagens mamográficas.

A comparação de técnicas de *denoising* foi o objetivo do trabalho de Mayo e pesquisadores (MAYO et al., 2004) que utilizaram 3 técnicas de suavização de ruído, sendo elas: filtro de Wiener, filtro *Wavelet shrinkage* e análise de componentes independentes (*ICA*). O filtro de Wiener, como citado anteriormente, trata-se de um filtro linear que minimiza o erro quadrático médio (MSE). O filtro *Wavelet shrinkage*, originalmente proposto por Donoho e colaboradores (DONOHO et al., 1995), é baseado na decomposição *Wavelet* da imagem, que é a versão bidimensional da decomposição *Wavelet* de um sinal.

O ponto-chave do método de *denoising wavelet* é que no domínio *Wavelet* o ruído é distribuído de forma bastante uniforme entre todos os coeficientes, enquanto o sinal é bastante esparsos, sendo concentrado em um pequeno número de coeficientes. Esta é a motivação prática para o limiar dos coeficientes detalhados propostos por Donoho. O valor limite proposto por Donoho baseado nos princípios do minimax.

Já o método *ICA* baseia-se no fato de que os componentes transformados possuem distribuições esparsas (super gaussianas), de modo que as técnicas de suavização tentam reduzir o ruído gaussiano por contração (*thresholding soft*) desses componentes esparsos. A escolha de uma função de contração depende da distribuição estatística de cada componente esparsos. Os autores mostraram que as distribuições estatísticas dos componentes independentes das imagens mamográficas são apropriadas para aplicar o algoritmo de contração. Para a validação das técnicas foi usado o banco de imagens *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS) e como parâmetro para avaliar as técnicas foi usado o Raiz quadrada do erro médio (RMSE). Ao final foi verificado que os três métodos se mostraram eficazes na remoção de ruído em imagens mamográficas (MAYO et al., 2004).

A precisão de classificação das imagens mamográficas é prejudicada pelo ruído presente na imagem. Estudo realizado por Saunders et al (2007) revela que a precisão

geral dos sistemas de detecção de microcalcificação diminui significativamente com o aumento do ruído. Por essa razão, Naveed e pesquisadores (NAVEED et al., 2012) criaram uma técnica que seria capaz de fornecer imagens suavizadas e com preservação de detalhes. Para isso, foi implementado um mecanismo estruturado de rede neural (RN) juntamente com uma combinação de filtros, como o filtro *non local mean* (NLM), o filtro adaptativo de Wiener e o Filtro Frost. A técnica detecta o ruído por impulsos baseada em redes neurais, que utiliza conteúdos de imagem e algumas outras características para uma detecção precisa de ruído. Para *denoising* foi feita a combinação de filtros, a fim de obter uma imagem suavizada e com preservação de detalhes.

O primeiro passo da técnica foi o treinamento da RN, após essa etapa a rede neural tornou-se capaz de distinguir os pixels que foram corrompidos com ruído dos que não foram. Este detector de pixels com ruído baseado em RN possui 14 entradas que são alimentadas para redes neurais de propagação reversa. Primeiramente, foi usada uma máscara de tamanho 3×3 que percorreu a imagem. Em seguida, a diferença absoluta do valor máximo e mínimo do pixel na máscara foi obtida. Se esse valor for maior que o limite, isso significa que a máscara contém pixels com ruído. O máximo de diferença absoluta do pixel central de todos os pixels da janela foi considerado para verificar se a região foi suavizada ou possui ruído. Depois disso, a diferença absoluta de mediana e média da janela do pixel central foi extraída. O último recurso foi a diferença absoluta de fundo. Nesta técnica proposta, a RN foi usada para detectar o ruído de impulso.

Para criar dados de treinamento, ruído de sal e pimenta com 50% de probabilidade foi adicionado nas imagens. Depois disso, se extraiu os recursos demonstrados anteriormente sobre toda a imagem. Cada movimento criou um novo vetor de entrada. Este processo produziu quase 128×128 amostras. Cada amostra possui todos os quatorze valores do vetor de entrada. O estado do pixel central foi dado como um alvo para cada amostra. Quando o treinamento foi concluído, a RN foi salva e usada para detecção de pixels com ruído.

A partir dessa distinção, foi usada a combinação de filtros para *denoising*. De acordo com os autores, todos os filtros testados foram considerados eficientes em termos de desempenho. A filtragem foi realizada em uma janela de tamanho variável, dependendo da densidade do ruído. Inicialmente, uma janela de tamanho 3×3 é selecionada.

O tamanho da janela foi aumentado conforme o aumento do limiar de ruído. Isto ocorreu em um nível de um pixel em cada direção. Com o aumento do tamanho da janela, mais e mais pixels com ruído continuam sendo filtrados. A arquitetura do sistema foi composta de um detector de ruído baseado em RN, uma Calculadora de Janela de Tamanho Adaptável e uma combinação de filtros.

Para a *denoising*, os autores fizeram a combinação dos filtros Frost, Wiener e *non local mean* (NLM) que realiza uma filtragem não-local, sendo que para cada pixel analisado, todos os demais pixels da imagem são considerados para a realização da filtragem. Este filtro não compara apenas o nível de cinza em um pixel, mas sim a configuração geométrica em toda a vizinhança. Para suavizar a imagem, ele faz o cálculo de médias, porém, esse cálculo baseia-se na suposição de que, em imagens sempre podem existir características que a serem detectadas globalmente, e não apenas localmente. Com isso, para remover o ruído de um pixel 'z' na coordenada (x,y), o NLM procura características semelhantes na vizinhança de 'z' por toda a imagem, atribuindo um peso para o pixel de acordo com a similaridade de sua vizinhança.

O banco de imagens utilizado para a técnica proposta foi o MIAS e para avaliação do desempenho do método proposto foram usadas as métricas PSNR, MSE e SSIM. De acordo com os autores, os resultados mostram claramente a superioridade do trabalho proposto em relação às principais técnicas, tanto em termos de detecção de ruído quanto de *denoising*, baseadas em medidas quantitativas bem conhecidas, PSNR e SSIM. Contudo, o modelo específico sugerido pelos autores é eficaz para o ruído de sal pimenta, mas não se mostrou tão eficaz na remoção de ruído quântico devido à sua natureza peculiar (NAVEED et al., 2012)

Com o objetivo de testar técnicas de suavização de ruído e realce de contraste Romualdo e colaboradores (ROMUALDO et al., 2013) testaram técnicas de suavização de ruído e realce de contraste. O primeiro passo para essa técnica foi a utilização da transformada de Anscombe para a conversão do ruído quântico em ruído aditivo gaussiano que é filtrado com a utilização do filtro de Wiener adaptativo.

A transformada de Anscombe é uma transformação estabilizadora de variância que converte uma variável aleatória com uma distribuição de Poisson em uma variável com uma distribuição Gaussiana aproximadamente aditiva e independente de sinal com média 0 e variância unitária. Após a transformada, no termo aditivo está incluso o ruído quântico que foi convertido em ruído gaussiano e o ruído branco eletrônico,

originalmente incorporado pelo processo de digitalização. Sendo assim a transformação permite o uso de qualquer técnica de *denoising* e suavização do ruído aditivo gaussiano.

O filtro utilizado para a redução de ruído foi o filtro de Wiener. Após este processamento também foi utilizada a transformada de Fourier da função *point-spread* (PSF), que é a função de transferência óptica do sistema de imagem, cuja magnitude também é conhecida como Função de Transferência de Modulação (MTF). O cálculo levou em consideração duas fontes básicas de degradação de imagem, sendo elas a falta de nitidez geométrica e a falta de nitidez de digitalização. Para avaliar a eficácia do método foram utilizados os parâmetros Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR) e Índice de Similaridade Estrutural (SSIM).

Primeiramente, eles utilizaram imagens sintéticas para verificar o método, com o resultado positivo, essa técnica foi aplicada em imagens de *phantom* do banco de dados imagem mamográfica online. Com o sucesso nesse grupo de imagens, foram selecionadas imagens de mamas densas de 3 equipamentos diferentes (Lorad M-III, GE Senographe 600t e Philips MD4000). Os resultados apresentados mostraram que o processo de restauração reduziu o ruído presente nas imagens e também preservou a nitidez da imagem (ROMUALDO et al., 2013).

A fim de suavizar ruídos em imagens mamográficas, Jain e parceiros (JAIN et al., 2013) propuseram uma combinação dos filtros de estatística local, um estimador robusto e realce de contraste com uma função sigmoide. Primeiramente, para o filtro estatístico foi gerada uma máscara deslizante cujo tamanho pode variar de 3x3 a 11x11 e para realizar o cálculo foram usados parâmetros estatísticos como: máximo, mínimo, desvio padrão, média ou mediana.

Neste trabalho foi utilizada a mediana para o cálculo em o pixel central da máscara é substituído pela mediana dos pixels sob a máscara, seguido pela implementação do estimador robusto proposto. A técnica é baseada em um conceito de considerar os pixels com ruídos como *outlier* e assim rejeitá-los na imagem corrompida que não pertencem ao conjunto de amostras em uma janela adaptativa centrada no pixel de interesse. Este estimador foi aplicado após a imagem ser processada com o filtro de mediana.

Para o realce de contraste foi usada combinação linear de funções sigmóides com um fator de ganho adaptativo para preparar uma máscara não linear. Esta máscara

foi movida espacialmente por toda a imagem da mamografia para obter a imagem aprimorada. A função operou suprimindo os pixels com amplitude muito baixa e aprimorando apenas os pixels com valores maiores que alguns valores limite.

O banco de imagens utilizado foi o MIAS. Para a avaliação quantitativa da técnica de *denoising* foi usado o Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR) e para avaliação da melhoria de contraste foi usada a técnica CII proposta por Morrow e colaboradores (MORROW et al., 1992), que compara a média de tons de cinza da imagem original e processada, sendo assim, quanto maior o valor de CII melhor foi a técnica de contraste.

Foram escolhidas 3 imagens do banco e delas foram tiradas regiões de interesse (ROI) e elas foram corrompidas com ruído de impulso de 10 a 70%. Os resultados obtidos mostraram que os valores mais altos de PSNR e CII a 70% de densidade de ruído indicaram que o método proposto foi bem adequado para a remoção de ruído impulsivo, juntamente com a preservação de bordas acopladas com o aumento da região de massa sem aumentar o ruído de fundo (JAIN et al., 2013).

Com o objetivo de obter imagens mamográficas com realce de contraste Makandar e Halalli (MAKANDAR & HALALLI, 2015) fizeram combinação de duas técnicas, *denoising* para suavização de ruído e realce de contraste. O banco de imagens utilizados no processamento deste trabalho foi o mini-MIAS. A primeira etapa do processamento consistia na aplicação dos filtros a fim de redução dos ruídos presentes na imagem. Nesta etapa foram utilizados o filtro de mediana que é um filtro não linear e eficiente na remoção do ruído de sal e pimenta e ruído gaussiano. Trata-se de um filtro capaz de manter a nitidez da imagem enquanto faz a remoção de ruído. No filtro de mediana, o valor do pixel de saída é determinado pela mediana dos pixels da vizinhança. A mediana é boa para avaliar valores extremos e, portanto, é mais capaz de eliminar esse ponto sem reduzir a nitidez da imagem.

Outro filtro utilizado foi o de máximo e mínimo. Em uma janela de tamanho $n \times n$ os valores de intensidade dos pixels são observados, caso a intensidade do elemento central estiver dentro da intensidade apresentado na vizinhada, o valor do pixel não é alterado. No entanto, se a intensidade do elemento central for maior que o valor máximo, ele será configurado para o valor máximo encontrado nos pixels vizinhos e o mesmo valor para quando o valor do pixel for menor que o mínimo encontrado na vizinhança. Neste trabalho os autores também utilizaram o filtro de Wiener para *denoising*.

Após a etapa de suavização de ruídos foram aplicadas duas técnicas de realce de contraste, sendo elas: Equalização Adaptativa de Histograma com Limitação de Contraste (CLAHE) e Equalização de Histograma, que, de acordo com os autores, é um dos métodos mais uteis para aplicação em imagens médicas, pois ajuda a aumentar o contraste globalmente, especialmente quando, a área e o plano de fundo interessados são representados por valores de contrastes próximos. Neste método, as intensidades podem ser melhor distribuídas no histograma, o que permite obter um melhor contraste da imagem. Nesta aplicação específica, leva a melhores vistas da parte da mama a partir do fundo.

A CLAHE foi utilizada a fim de melhoria de contraste. Esta técnica é amplamente utilizada, pois resulta na melhoria do contraste de imagens médicas. O histograma é cortado em algum limite e, em seguida, a equalização é aplicada. Nessa técnica o contraste de uma imagem é melhorado pela aplicação de CLAHE em pequenas regiões, em vez de toda a imagem.

Para mensurar os resultados obtidos no processo de *denoising* foram usadas as métricas de qualidade Raiz quadrada do erro médio (RMSE) e PSNR. Ao final do trabalho, os autores concluíram que o filtro que apresentou o melhor desempenho na remoção de ruído foi o filtro de Wiener, pois apresentou menores valores de RMSE e maiores valores de PSNR. E a técnica apresentou melhor performance no realce de contraste foi a CLAHE

A combinação de técnicas de *denoising* com realce de contraste também foi o objetivo do trabalho de Senthilkumar e pesquisadores (SENTHILKUMAR et al., 2017). Para a suavização de ruídos os autores utilizaram a transformada de curva discreta rápida (FDCT) baseada na transformada rápida de Fourier desigualmente espaçada (USFFT). A Forma Curvelet trata-se de um modelo eficaz que não só considera uma partição local de frequência de tempo multiescala, mas também usa a direção geométrica do recurso. Essa transformação foi projetada para representar arestas e outras singularidades ao longo das curvas de maneira muito mais eficiente do que a transformada *Wavelet*.

A versão USFFT usa uma grade retangular inclinada ao longo da direção principal de cada curvelet e para a transformação digital, a inclinação das grades induz uma reamostragem da transformada de Fourier em grades semi-regulares. Para a

inversão, um solucionador de gradiente conjugado converge rapidamente para a solução. Isso tornou o filtro capaz de remover quase todos os tipos de ruídos apresentados nas imagens mamográficas.

Após a suavização de ruídos, os autores utilizaram a técnica Modificação de Faixa Local Modificada (MLRM) para realce de contraste. Essa técnica é uma derivação da Modificação de Faixa Local (LRM) proposta por Papadopoulos e colegas (PAPADOPOULOS et al., 2008), que é uma abordagem de alongamento linear que segue a fórmula $y = ax + b$, onde y é a imagem realçada, x é a imagem original e a , b são parâmetros dependentes do contraste local, que são calculados por um procedimento de interpolação usando blocos de imagem sobrepostos.

A fim de quantificar a técnica de suavização de ruídos e realce de contraste foram usadas as métricas de qualidade: Erro Quadrático Médio (MSE) e o Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR). O banco de imagens utilizado para o processamento das imagens foi o MIAS.

Os autores concluíram que, a técnica de realce de contraste, após a redução do ruído proposta no trabalho, foi eficaz, pois os resultados obtidos mostraram que houve aumento de contraste. Quanto as métricas de qualidade, as imagens processadas apresentaram menor valor de MSE e aumento do PSNR se comparado com as imagens originais (SENTHILKUMAR et al., 2017).

Para melhorar o desempenho de um algoritmo para a detecção de microcalcificações em imagens mamográficas, Marrocco e colaboradores (MARROCCO et al., 2018) usaram técnicas de *denoising* para a redução de ruído quântico. O procedimento para suavização do ruído quântico, nas imagens mamográficas utilizadas, consistiu em três etapas principais: a primeira foi usar a transformada de Anscombe cuja função é transformar o ruído Poisson em ruído Gaussiano, posteriormente esse ruído foi removido com a aplicação de um filtro de Wiener e por fim foi feita a transformada inversa de Anscombe.

Sendo assim, a imagem de entrada para as Redes Neurais Convolucionais (CNN) para a detecção de microcalcificação foi obtida após as três etapas iniciais. O banco de imagens utilizado pelos autores possui 1.066 imagens mamográficas obtidas pelo Equipamento da marca GE modelo Senograph. Para a avaliação da técnica de *denoising* foi usado a métrica SNR. Ao comparar a média dos resultados obtidos por

esse parâmetro para as imagens originais e processadas houve um incremento de 3.16 dB. Por fim, os autores treinaram a CNN com as imagens originais e as processadas e assim obtiveram um resultado melhor em 16,11% nas imagens processadas como filtro de Wiener (MARROCCO et al., 2018).

Nas imagens mamográficas há a presença de ruído do tipo gaussiano, quântico e sal e pimenta. Sendo assim, Hamed e colaboradores (HAMED et al., 2018) fizeram a inserção de determinados ruídos nas imagens e posteriormente verificaram qual filtro seria mais eficaz para a remoção daquele tipo de ruído. O banco de imagens utilizado nesse trabalho foi o mini-MIAS. Os ruídos inseridos nas imagens foram: sal e pimenta, gaussiano, speckle e poisson.

Como o objetivo do trabalho era investigar os métodos de *denoising* mais eficazes para cada tipo de ruído, foram utilizados os filtros mais usados na literatura: Wiener, Mediana, Mediana Adaptativo, Gaussiano e Média. As métricas de qualidade utilizadas para quantificar a eficácia dos filtros foram: Erro Quadrático Médio (MSE), Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR) e *Blurriness*, cuja função é comparar o borramento entre a imagem processada com a imagem original. O resultado pode variar de 0 a 1, em que 0 é o melhor resultado obtido e 1 o pior resultado.

Os autores realizaram os testes em 5 etapas, sendo elas: No experimento 1 foi avaliada a remoção do ruído sal e pimenta, para esse tipo de ruído foi verificado pelos parâmetros avaliados que o filtro Mediana Adaptativo foi o mais eficaz na suavização. No 2º experimento o ruído analisado foi o gaussiano e o filtro que obteve o melhor resultado de PSNR foi o filtro de média, mas ao analisar o parâmetro MSE e *Blurriness* o filtro mais eficaz foi o Wiener.

Para a 3ª etapa, o ruído analisado foi o speckle e para esse tipo de ruído os melhores resultados foram obtidos a partir do processamento com os filtros de Média e Wiener. Já para o ruído de Poisson o filtro de média foi o mais eficaz na remoção de ruído, contudo com o valor maior de *Blurriness*. Com a utilização do filtro de Wiener os resultados obtidos com o MSE foram superiores. Ao adicionar todos os quatro tipos de ruídos os autores concluíram que os filtros: Mediana Adaptativo, Média e Wiener foram mais efetivos na remoção de ruídos no banco de imagens utilizado (HAMED et al., 2018).

Após esta breve revisão bibliográfica, que apresenta evidências dos desempenhos de alguns dos filtros para remoção e suavização de ruído, foram escolhidos alguns deles para serem testados em conjuntos de imagens mamográficas e então desenvolver a metodologia deste trabalho.

Capítulo 4 METODOLOGIA

Neste capítulo são apresentadas as etapas desenvolvidas para avaliação das técnicas de *denoising* e a metodologia proposta para remoção e suavização de ruídos em imagens mamográficas. Desta maneira, as etapas principais são descritas:

- Apresentação dos Bancos de Imagens utilizados no trabalho;
- Descrição do processamento das imagens;
- As métricas de qualidade utilizadas a fim de poder quantificar os resultados obtidos pelos filtros;
- Metodologia para *denoising* com maior eficiência na preservação de sinal.

4.1 Bancos de Imagens

Neste trabalho foram usados 4 bancos de imagens, sendo eles:

1. INbreast cujas imagens são provenientes do equipamento MammoNovation Siemens FFDM (*Full Field Digital Mammography*) com o tamanho de pixel de 70 microns e resolução de contraste de 12 bits (MOREIRA et al., 2012);
2. Hologic onde as imagens são provenientes do equipamento modelo Selenia® Dimensions® FFDM com resolução de contraste de 12 bits com o recurso de tomossíntese embutido, no modo 2D (ângulo 0°);
3. C-View onde as imagens são provenientes do equipamento modelo Selenia® Dimensions® FFDM com resolução de contraste de 12 bits com o recurso de tomossíntese embutido, no modo 3D reconstruída onde há variação da angulação do tubo sob a mesma compressão da mama;
4. GE o DR, modelo Senograph DS da marca GE. Resolução de contraste de 12 bits.

As imagens mamográficas possuem tamanho de 3328 x 4084 ou 2560 x 3328 pixels, essa variação é devido à compressão da mama e de acordo com o tamanho da mama da paciente.

Todas as imagens foram obtidas no padrão DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*) e todas as informações pessoais da paciente, como nome e número de identificação, foram removidas para respeitar o princípio da confidencialidade.

De cada banco foram selecionadas 20 imagens de pacientes com mamas densas, classificadas previamente por especialistas no padrão 4 ou D de densidade do BI - RADS.

4.2 Processamento das Imagens

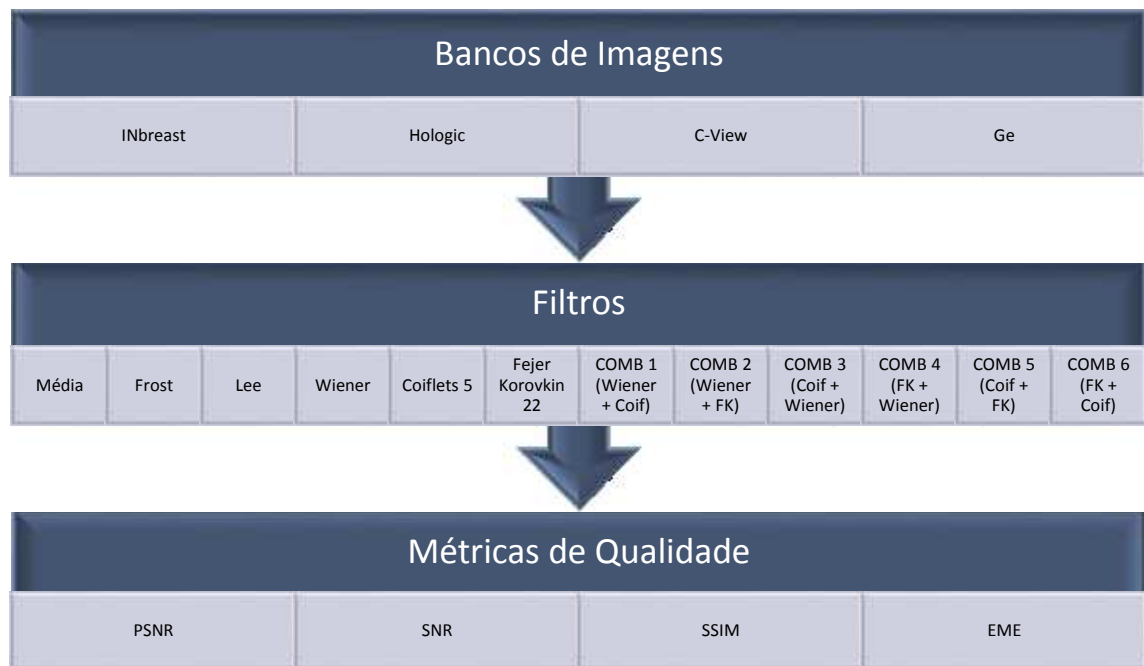
As imagens mamográficas já apresentam diferenças de contraste e resolução espacial se comparadas entre si. Essa diferença se amplia ao verificar imagens adquiridas em equipamentos de diversos fabricantes, haja visto que eles possuem detectores diferentes, com uma resolução distinta e também cada um possui uma técnica de pós-processamento, essa técnica pode incidir na imagem final ainda mais ruído, ou fazer uma suavização do ruído inerente à imagem.

Sendo assim, para poder avaliar diferentes técnicas de *denoising*, a utilização de imagens obtidas em diferentes equipamentos contribui na avaliação e validação do desempenho da técnica ou filtro. Outros autores na literatura também utilizaram imagens de diferentes bancos para validar suas técnicas como De Moor et al (2018) e Romualdo et al. (2013). Assim, neste trabalho foram utilizadas imagens de 4 tipos diferentes de equipamentos ou técnica de aquisição.

Os filtros de Média e Wiener são recorrentes na literatura conforme mostrado no capítulo 3. Já os filtros de Lee e Frost geralmente são testados para a suavização de ruídos speckle e se mostraram eficazes para o *denoising* desse tipo de ruído, por essa razão eles foram escolhidos para teste em imagens mamográficas. Já a família *Wavelet* foi testada em outro trabalho, em que todas as famílias implementadas no Matlab® foram testadas usando o banco de imagens INbreast. Assim foram selecionadas as famílias que apresentaram os melhores resultados.

O processamento foi realizado conforme mostrado na Figura 4.1.

Figura 4.1 – Esquema geral do método desenvolvido



Em cada um dos bancos descritos no primeiro bloco da Figura 4.1, contendo 20 imagens cada, totalizando 80 imagens (INbreast, Hologic, C-View e GE), foram aplicados os filtros citados no segundo bloco da Figura 4.1. E para avaliar o desempenho dos filtros foram usadas as métricas do terceiro bloco.

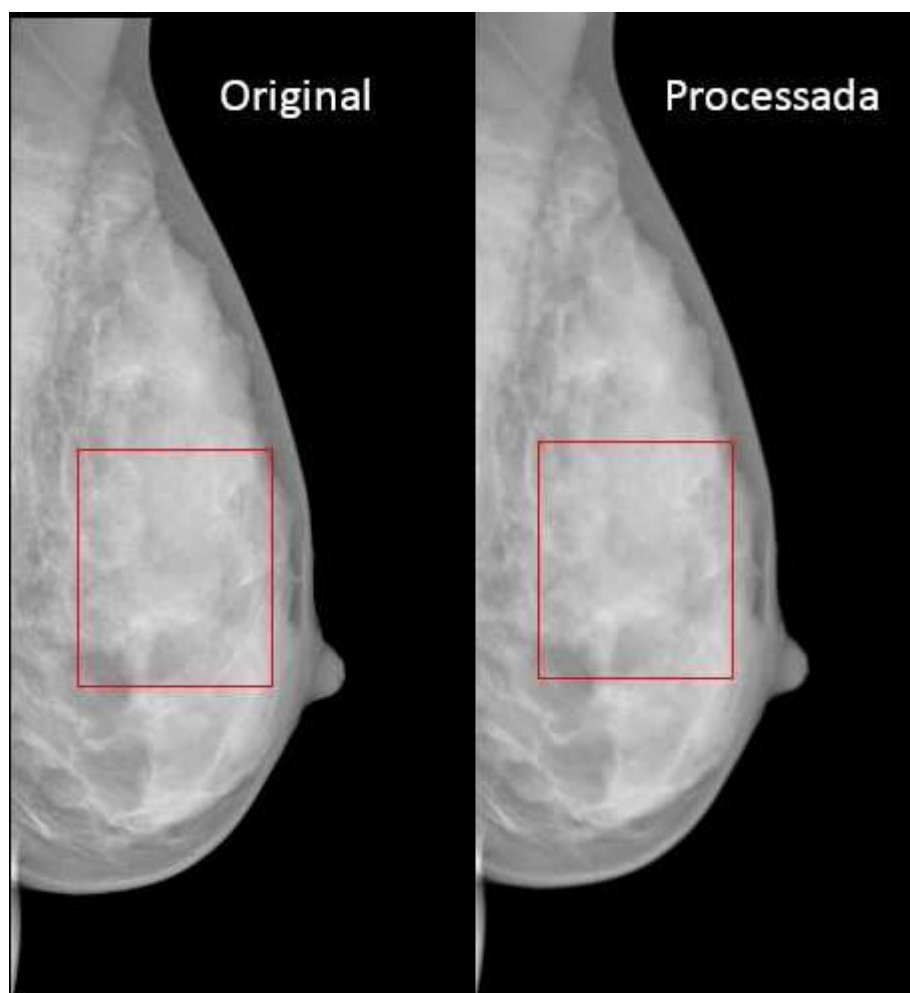
O processamento das imagens foi feito pelo software Matlab[®]. Os filtros de Média e Wiener são algoritmos já implementados no programa. Já os filtros Frost, Lee e a família *Wavelet* foram desenvolvidos os códigos para realizar o *denoising*, seguindo o equacionamento e as características de cada filtro conforme descrito no Capítulo 2.

Em cada código, após o processamento, a imagem resultante foi salva com o nome original mais o nome do filtro, usando a função própria do Matlab[®]. Além de salvar as imagens, também foi feito o cálculo das métricas de qualidade que serão descritas a seguir. Os parâmetros SNR, PSNR e SSIM são procedimentos implementados no programa.

Já o cálculo do EME foi feito posteriormente, pois foi necessário selecionar uma Região de Interesse (ROI) em cada imagem original, cujo o tamanho foi de 500x500, conforme exemplificado na Figura 4.2. Essa ROI foi determinada na região central da mama. Com a localização determinada foi feito o cálculo do EME para a imagens

originais e processadas. Todos os valores obtidos pelas métricas foram salvos automaticamente em uma planilha.

Figura 4.2 – Exemplo de Regiao de Interesse (ROI) de tamanho 500x500 usada para cálculo do EME



Após realizar o processamento com todos os filtros, foi feito um levantamento daqueles que obtiveram os melhores resultados na remoção de ruídos, sendo assim os melhores filtros foram: Wiener, Coif5 e FK22. A partir dessa informação foi proposta uma metodologia onde os filtros são combinados. Assim as imagens filtradas passam novamente por mais um processamento de *denoising* com um segundo filtro. A metodologia propõe 6 combinações utilizando os melhores filtros, como demonstrado a seguir:

- Combinação 1 – (COMB 1 Wiener + Coif), nesta combinação foi usada a imagem resultante do processamento com o filtro de Wiener e posteriormente ela foi processada com o filtro da família *Wavelet* Coiflets 5. Com isso ela foi processada duas vezes com dois filtros diferentes.
- Combinação 2 – (COMB 2 Wiener + FK), para a COMB 2, após o processamento da imagem original com o filtro de Wiener, a imagem resultante foi reprocessada com o filtro Fejer-Korovkin 22.
- Combinação 3 – (COMB 3 Coif + Wiener), nesta combinação foram também utilizados os mesmos filtros da COMB 1, contudo a imagem original foi processada primeiramente com o filtro Coiflets 5 e a imagem resultante desse processamento foi submetida ao filtro de Wiener.
- Combinação 4 – (COMB 4 FK + Wiener), na COMB 4 o processamento foi similar à COMB 2, contudo a imagem original foi submetida primeiramente ao filtro Fejer-Korovkin 22 e após esse processamento a imagem resultante foi submetida ao filtro de Wiener.
- Combinação 5 – (COMB 5 Coif + FK), nesta combinação foram usados apenas os filtros da família *Wavelet*, sendo que a imagem original foi processada com o filtro Coiflets 5 e a imagem resultante desse processamento foi reprocessada novamente com o filtro Fejer-Korovkin 22.
- Combinação 6 – (COMB 6 FK + Coif), este processamento é similar ao apresentado na COMB5, ou seja, foram usados os filtros da família *Wavelet*, sendo que o primeiro filtro utilizado no processamento foi o Fejer-Korovkin 22 e a partir da imagem resultante foi feito um novo processamento com o filtro Coiflets 5.

Após o todo o processamento realizado, foram utilizadas métricas de qualidade com o objetivo de quantificar qual técnica utilizada obteve o melhor desempenho na suavização de ruídos das imagens mamográfica. Neste trabalho foram utilizadas 4 métricas, sendo elas: PSNR, SNR, SSIM e EME.

4.3 Métricas de Qualidade

4.3.1 Pico da Relação Sinal Ruído (PSNR)

O PSNR é a medida de qualidade de imagem mais utilizada. Essa medida é basicamente a proporção da potência do valor máximo da intensidade possível em uma imagem baseada na amostra por bits para seu erro quadrático médio expresso na escala logarítmica em decibéis (AMOAKO-YIRENKYI et al., 2016). O PSNR é calculado de acordo com a Equação 4.1:

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{(l - 1)^2}{MSE} \right) \quad (4.1)$$

Em que:

l é a profundidade de pixel da imagem em intensidade de tom de cinza (2^n , onde n é o número de bits da profundidade de pixel);

MSE é o erro quadrado médio entre duas imagens I_A e I_B de dimensões ($M \times N$), que é dado pela Equação 4.2:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_A(i, j) - I_B(i, j))^2 \quad (4.2)$$

4.3.2 Relação Sinal Ruído (SNR)

O SNR é um parâmetro muito utilizado na avaliação da qualidade das imagens e pode ser utilizado para comparar o desempenho de diferentes filtros (BANDEIRA et al., 2016). Esta medida quantifica o ruído na imagem e, quando a relação sinal-ruído é menor, indica que a imagem tem mais ruído. Quanto maior a quantidade de ruído, pior a qualidade da imagem, prejudicando a transmissão de informações ou obscurecendo o sinal.

A Equação 4.3 apresenta uma forma de se calcular o SNR (PRINCE & LINKS, 2006).

$$SNR = 10 \log_{10} \left[\left(\frac{A_{sinal}}{A_{ruído}} \right)^2 \right] \quad (4.3)$$

em que A_{sinal} e $A_{ruído}$ são a magnitude do sinal e ruído, respectivamente. O ruído é considerado como a diferença entre a imagem processada e a imagem original. Quanto maior o valor de SNR, mais eficaz foi o filtro na minimização de ruídos na imagem

4.3.3 Índice de similaridade estrutural (SSIM)

O índice de similaridade estrutural (Structural Similarity - SSIM) é uma técnica capaz de avaliar a similaridade entre duas imagens. Essa técnica decompõe o sinal em três componentes, sendo: dois números reais que avaliam a iluminação geral e contraste da imagem, e uma imagem normalizada que contém apenas informações estruturais.

Todas as componentes são computadas e analisadas de forma individual para depois serem comparadas e gerarem um índice de similaridade que pode variar de 0 a 1. Índice SSIM igual a 1 indica que o par de imagens comparadas é idêntico (imagens iguais) e 0 indicam imagens totalmente distintas. Além deste índice, também é gerado um mapa de similaridade em que o branco indica áreas idênticas enquanto que os tons de cinza, indicam áreas com alguma similaridade (WANG et al., 2004). O cálculo do índice de similaridade entre duas imagens é dado pela Equação 4.4:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_{xy} + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (4.4)$$

no qual, μ_x e μ_y são a intensidade média estimada ao longo das direções X, Y e σ_x e σ_y são seus respectivos desvios padrão e σ_{xy} foi estimado conforme mostrado na Equação 4.5:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (4.5)$$

4.3.4 Measure of Enhancement (EME)

Trata-se de uma métrica cujo objetivo é validar contraste de forma objetiva. Para isso leva-se em consideração que os pixels processados de uma imagem tem uma forte dependência dos pixels ao seu redor. O EME considera que uma imagem $x(n, m)$ dividida em k_1 e k_2 , nos blocos $w_{k,l}(i,j)$ de tamanhos l_1 e l_2 e $\{\Phi\}$ seja uma determinada classe de transformações ortogonais usadas para aprimoramento de imagem com parâmetros de aprimoramento α , β e λ , e para ser encontrado, então o EME é definido pela Equação 4.6 (AGAIAN et al., 2000).

$$EME = \max_{\Phi \in \{\Phi\}} x(EME(\Phi))$$

$$EME = \max_{\Phi \in \{\Phi\}} x \left(\frac{1}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_2} \sum_{k=1}^{k_1} 20 \log \frac{I_{max;k,l}^w}{I_{min;k,l}^w} \right) \quad (4.6)$$

Em que:

$I_{max;k,l}^w$ representa o máxima da imagem $x(n, m)$ dentro do bloco $w_{k,l}(i,j)$;

$I_{min;k,l}^w$ representa o mínimo da imagem $x(n, m)$ dentro do bloco $w_{k,l}(i,j)$;

A metodologia descrita foi aplicada nas imagens com laudo BI-RADS 3 e 4 dos bancos de imagens utilizados nesse trabalho, gerando os resultados que serão demonstrados no capítulo a seguir.

Capítulo 5 RESULTADOS

A metodologia descrita anteriormente foi aplicada nas 20 imagens de cada banco utilizado, sendo assim, para cada banco foram geradas 280 imagens processadas. No total, foram geradas 1.120 imagens processadas. Nas Tabelas de 5.1 a 5.4, a seguir, são apresentadas as médias e os desvios padrão dos valores obtidos em cada banco.

Na Tabela 5.1, estão as médias e desvios padrão das 20 imagens do banco INBreast para as métricas SNR, PSNR, EME e SSIM.

Tabela 5.1 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco INbreast (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $\bar{X} = 1,0976$ e $\sigma = 0,18$)

	SNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	PSNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	EME ($\bar{X} \pm \sigma$)	SSIM ($\bar{X} \pm \sigma$)
MÉDIA 3	33,10 \pm 0,93	72,24 \pm 1,38	0,739 \pm 0,09	0,990 \pm 0,0040
MÉDIA 5	30,97 \pm 0,91	70,10 \pm 1,26	0,636 \pm 0,08	0,986 \pm 0,0055
MÉDIA 7	29,69 \pm 0,91	68,82 \pm 1,20	0,590 \pm 0,09	0,984 \pm 0,0063
FROST	35,20 \pm 0,90	74,34 \pm 1,73	0,749 \pm 0,08	0,990 \pm 0,0040
LEE	34,77 \pm 1,04	73,91 \pm 1,54	0,739 \pm 0,09	0,990 \pm 0,0040
WIENER	40,48 \pm 1,75	79,61 \pm 3,28	0,948 \pm 0,13	0,996 \pm 0,0023
COIF5	39,02 \pm 1,63	78,15 \pm 2,80	0,934 \pm 0,12	0,995 \pm 0,0022
FK22	39,05 \pm 1,66	78,18 \pm 2,82	0,933 \pm 0,12	0,995 \pm 0,0022
COMB 1 WIENER + COIF	37,49 \pm 1,56	76,63 \pm 2,72	0,822 \pm 0,11	0,993 \pm 0,0031
COMB 2 WIENER + FK	37,48 \pm 1,59	76,62 \pm 2,74	0,821 \pm 0,11	0,993 \pm 0,0031
COMB 3 COIF + WIENER	36,95 \pm 1,63	76,09 \pm 2,77	1,078 \pm 0,25	0,992 \pm 0,0035
COMB 4 FK + WIENER	36,96 \pm 1,65	76,09 \pm 2,78	1,171 \pm 0,30	0,992 \pm 0,0035
COMB 5 COIF + FK	37,40 \pm 1,81	76,54 \pm 2,77	0,917 \pm 0,12	0,993 \pm 0,0029
COMB 6 FK + COIF	37,38 \pm 1,79	76,51 \pm 2,75	0,920 \pm 0,12	0,993 \pm 0,0029

O EME médio das imagens do INbreast é de 1,0976 e a média do EME, das imagens processadas com a COMB4 FK +WIENER, aumentou para 1, 171. Por outro lado, ao analisar os resultados obtidos pelo SNR e PSNR, nota-se que os melhores resultados obtidos foi com o filtro de Wiener. Essas métricas revelam a preservação do sinal após o processo de filtragem. Para o SSIM, o melhor resultado também foi com este filtro, contudo ao analisar que para todos os filtros houve a preservação da estrutura da imagem, haja visto que os resultados podem ser considerados iguais quando se considera os desvios padrão.

Na Tabela 5.2 estão as médias e desvios padrão das 20 imagens originais do banco Hologic, para as métricas SNR, PSNR, EME e SSIM.

Tabela 5.2 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco Hologic (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $\bar{X} = 6,4309$ e $\sigma = 1,07$)

	SNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	PSNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	EME ($\bar{X} \pm \sigma$)	SSIM ($\bar{X} \pm \sigma$)
MÉDIA 3	22,54 ± 0,95	61,63 ± 1,63	4,507 ± 0,96	0,935 ± 0,0256
MÉDIA 5	20,94 ± 1,09	60,04 ± 1,53	3,858 ± 0,89	0,911 ± 0,0344
MÉDIA 7	19,82 ± 1,20	58,92 ± 1,47	3,453 ± 0,83	0,895 ± 0,0398
FROST	20,60 ± 3,29	59,70 ± 2,81	4,513 ± 0,96	0,937 ± 0,0246
LEE	21,26 ± 2,44	60,36 ± 2,21	4,507 ± 0,96	0,935 ± 0,0255
WIENER	29,95 ± 1,63	69,05 ± 3,16	5,321 ± 0,91	0,980 ± 0,0125
COIF5	26,55 ± 0,87	65,65 ± 2,29	5,407 ± 0,99	0,969 ± 0,0141
FK22	26,56 ± 0,87	65,66 ± 2,29	5,397 ± 1,00	0,969 ± 0,0140
COMB 1 WIENER + COIF	25,59 ± 0,87	64,69 ± 2,29	4,906 ± 0,93	0,959 ± 0,0192
COMB 2 WIENER + FK	25,57 ± 0,88	64,67 ± 2,29	4,892 ± 0,92	0,959 ± 0,0193
COMB 3 COIF + WIENER	25,59 ± 0,87	64,69 ± 2,29	4,766 ± 0,94	0,959 ± 0,0192
COMB 4 FK + WIENER	25,19 ± 0,89	64,29 ± 2,32	4,759 ± 0,95	0,955 ± 0,0211
COMB 5 COIF + FK	24,95 ± 0,79	64,05 ± 2,04	5,261 ± 1,01	0,958 ± 0,0176
COMB 6 FK + COIF	24,94 ± 0,78	64,04 ± 2,04	5,285 ± 1,01	0,957 ± 0,0176

O processamento com COIF5 foi que obteve o EME mais próximo valor das originais. Contudo ao analisar os valores dos demais parâmetros, tem-se que o filtro Wiener foi o mais eficaz, haja visto que foi o processamento que obteve os melhores valores para SNR, PSNR e SSIM.

Na Tabela 5.3 estão as médias e desvios padrão das 20 imagens originais do banco C-View, para as métricas SNR, PSNR, EME e SSIM.

Tabela 5.3 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco C-View (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $\bar{X} = 4,4884$ e $\sigma = 0,97$)

	SNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	PSNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	EME ($\bar{X} \pm \sigma$)	SSIM ($\bar{X} \pm \sigma$)
MÉDIA 3	25,76 ± 1,55	75,99 ± 1,00	4,049 ± 0,71	0,997 ± 0,0010
MÉDIA 5	22,47 ± 1,48	72,69 ± 0,97	3,561 ± 0,56	0,993 ± 0,0020
MÉDIA 7	20,26 ± 1,41	70,49 ± 0,90	3,362 ± 0,48	0,989 ± 0,0029
FROST	23,97 ± 1,82	74,20 ± 0,76	4,030 ± 0,67	0,997 ± 0,0009
LEE	26,18 ± 1,66	76,41 ± 0,93	4,049 ± 0,71	0,997 ± 0,0010
WIENER	32,95 ± 0,88	83,18 ± 2,18	4,184 ± 0,67	0,998 ± 0,0005
COIF5	32,90 ± 1,05	83,13 ± 1,71	4,497 ± 0,66	0,998 ± 0,0004
FK22	32,78 ± 1,06	83,01 ± 1,71	4,525 ± 0,70	0,998 ± 0,0004
COMB 1 WIENER + COIF	31,04 ± 0,99	81,26 ± 1,91	4,108 ± 0,65	0,998 ± 0,0007
COMB 2 WIENER + FK	30,97 ± 1,01	81,20 ± 1,91	4,100 ± 0,65	0,998 ± 0,0007
COMB 3 COIF + WIENER	30,91 ± 1,02	81,14 ± 1,95	4,088 ± 0,66	0,997 ± 0,0007
COMB 4 FK + WIENER	30,88 ± 1,03	81,11 ± 1,95	4,114 ± 0,66	0,997 ± 0,0007
COMB 5 COIF + FK	31,48 ± 1,18	81,71 ± 1,82	4,589 ± 0,80	0,998 ± 0,0006
COMB 6 FK + COIF	31,54 ± 1,17	81,77 ± 1,81	4,533 ± 0,69	0,998 ± 0,0006

Novamente para C-View, a COMB 5 obteve o melhor resultado para o EME, isto é esperado já que as imagens do banco C-View são as imagens 3D do Hologic. Neste banco os resultados obtidos pelos filtros de Wiener e Coif 5 foram muito próximo para os parâmetros SNR e PSNR e idênticos para o SSIM.

Na Tabela 5.4 estão as médias e desvios padrão das 20 imagens originais do banco GE, para as métricas SNR, PSNR, EME e SSIM.

Tabela 5.4 - Resultado da média e desvio padrão dos filtros testados para o banco GE (Média e desvio padrão do parâmetro EME das imagens originais $\bar{X} = 1,3588$ e $\sigma = 0,49$)

	SNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	PSNR ($\bar{X} \pm \sigma$)	EME ($\bar{X} \pm \sigma$)	SSIM ($\bar{X} \pm \sigma$)
MÉDIA 3	33,88 \pm 0,61	66,04 \pm 5,52	0,910 \pm 0,30	0,974 \pm 0,0111
MÉDIA 5	31,95 \pm 0,75	64,10 \pm 5,72	0,827 \pm 0,31	0,966 \pm 0,0141
MÉDIA 7	30,73 \pm 0,87	62,89 \pm 5,83	0,765 \pm 0,31	0,962 \pm 0,0157
FROST	35,68 \pm 2,27	70,38 \pm 4,50	0,903 \pm 0,30	0,944 \pm 0,0939
LEE	35,80 \pm 1,96	70,11 \pm 3,39	0,910 \pm 0,30	0,944 \pm 0,0936
WIENER	39,65 \pm 4,14	71,81 \pm 3,07	0,970 \pm 0,29	0,981 \pm 0,0109
COIF5	40,81 \pm 4,51	72,96 \pm 2,70	1,089 \pm 0,36	0,986 \pm 0,0073
FK22	40,83 \pm 4,51	72,99 \pm 2,71	1,083 \pm 0,35	0,986 \pm 0,0072
COMB 1 WIENER + COIF	38,86 \pm 4,38	71,02 \pm 2,52	0,929 \pm 0,29	0,978 \pm 0,0104
COMB 2 WIENER + FK	38,85 \pm 4,40	71,01 \pm 2,51	0,926 \pm 0,29	0,978 \pm 0,0104
COMB 3 COIF + WIENER	38,33 \pm 4,53	70,48 \pm 2,28	1,009 \pm 0,40	0,976 \pm 0,0106
COMB 4 FK + WIENER	38,34 \pm 4,53	70,49 \pm 2,27	1,008 \pm 0,40	0,976 \pm 0,0105
COMB 5 COIF + FK	39,49 \pm 4,58	71,65 \pm 2,36	1,063 \pm 0,36	0,982 \pm 0,0085
COMB 6 FK + COIF	39,48 \pm 4,58	71,63 \pm 2,36	1,064 \pm 0,36	0,981 \pm 0,0085

Para as imagens do banco GE, ao analisar os valores do EME, os melhores resultados obtidos foi com os filtros da família *Wavelet* (Coif5 e FK22). Ao contrário dos demais bancos, os melhores resultados obtidos aqui, foram com os filtros Coif5 e FK22.

Pelos resultados contidos nas tabelas, apresentadas anteriormente, pode-se descartar os filtros de Média, Filtro de Lee e Filtro de Frost como ferramenta de *denoising* para esses grupos de imagens mamográficas, apresentam pouca eficiência no processo de *denoising*, haja visto que para todos os bancos de imagens eles obtiveram valores muito abaixo aos demais encontrados.

Para todos os bancos de imagens o Filtro de Média com a janela de tamanho 3x3 apresentou resultados maiores, se comparado com as janelas de tamanho 5x5 e 7x7.

Conforme esperado, a janela de tamanho 7x7 apresentou menores resultados em todos os bancos e visualmente é possível perceber que as imagens resultantes desse processamento possuem borramento em que se perderam detalhes finos da imagem, como será mostrado nas Figuras 5.26, 5.28, 5.30 e 5.32.

Os filtros Frost e Lee apresentaram resultados similares em todas as imagens testadas, haja visto que ao analisar as médias apresentadas nas Tabelas 5.1 a 5.4, pode-se verificar que para o banco INbreast tem-se a diferença de 0,43 de um filtro para o outro, analisando o SNR e PSNR e para o EME a diferença é de 0,01. Para o banco Hologic a diferença sobe para 0,66, tanto para o SNR quanto para o PSNR e EME é 0,006, sendo que, esse é o único parâmetro em que o filtro Frost apresenta média maior que o Lee. O C-View apresenta a maior diferença entre as médias encontradas tanto para o SNR quanto PSNR com a diferença de 2,21. Quanto ao EME neste banco a diferença encontrada entre os resultados dos filtros Frost e Lee é de 0,004.

O banco GE apresenta a menor diferença entre os resultados dos dois filtros, apenas 0,12 para o SNR e para o PSNR a diferença foi de 0,27 e EME 0,07. Com base nestes resultados pode-se afirmar que ambos os filtros possuem um comportamento similar ao realizar *denoising* em imagens mamográficas. O filtro Lee apresentou valores superiores aos obtidos pelo Filtro de Média em 3 dos 4 bancos testados, ou seja, em 75% dos bancos. Apenas no banco Hologic que o Filtro de Média apresentou resultado superior a este filtro. Já o filtro Frost obteve resultados melhores que o Média 3 para os bancos INbreast e GE e resultados inferiores para os bancos Hologic e C-View.

Ao comparar o desempenho do Filtro de Wiener com estes filtros citados anteriormente, ele apresenta resultados superiores em todos os parâmetros testados. Esse desempenho também é notado ao visualizar as imagens resultados do processamento com o filtro Wiener, como mostrado nas Figuras 5.27, 5.29, 5.31 e 5.33. Sendo assim, este filtro obteve os melhores resultados para 75% dos bancos testados. Os filtros Coiflets 5 e Fejer-Korovkin 22 assim como os filtros de Frost e Lee apresentam desempenho semelhantes, pois ao analisar todos os parâmetros avaliados eles possuem resultados muito similares. A partir desses resultados obtidos, foram realizadas as combinações e a seguir os resultados de todas serão analisados.

Ao verificar os resultados encontrados pela COMB 1 (WIENER + COIF), tem-se que os valores de SNR e PSNR do filtro Wiener foram muito superiores aos

apresentados pela família Wavelet e pela COMB 1 apenas para o banco Hologic. Para os demais bancos o filtro de Wiener também obteve o melhor desempenho, contudo com uma diferença menor para os outros filtros. Já para o banco GE os valores obtidos pela família Wavelet foram superiores se comparado com os valores obtidos pelo filtro Wiener, conforme mostrado nas Figuras de 5.1 a 5.4:

Figura 5.1 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

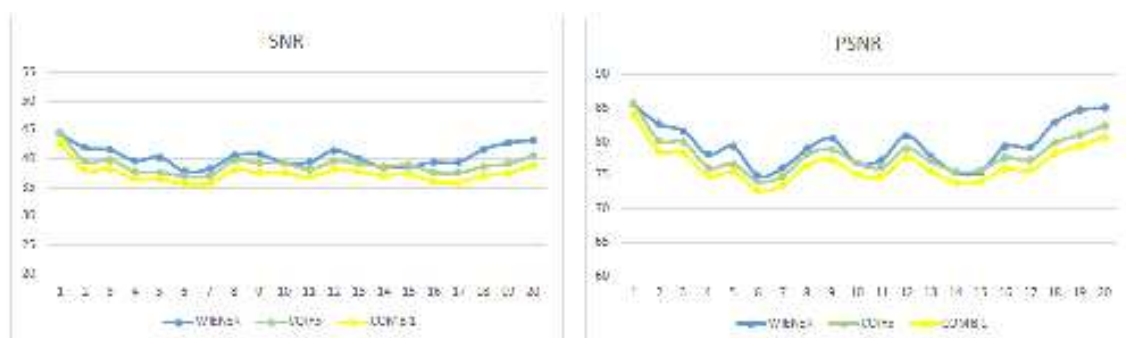


Figura 5.2 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

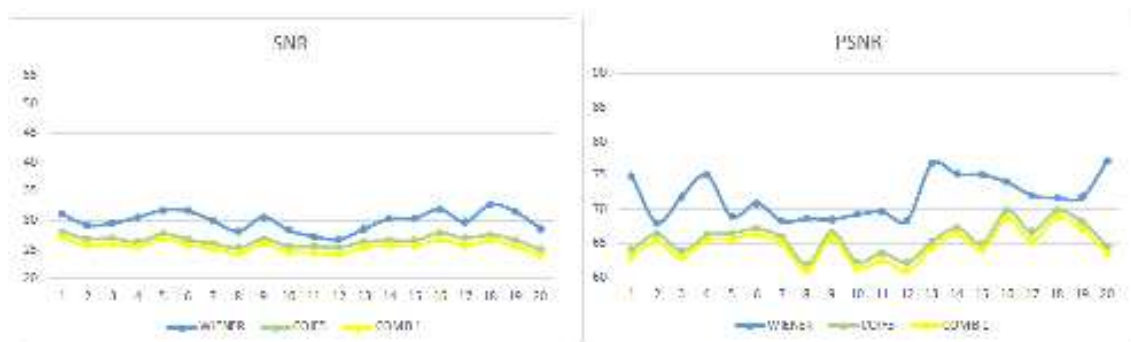


Figura 5.3 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

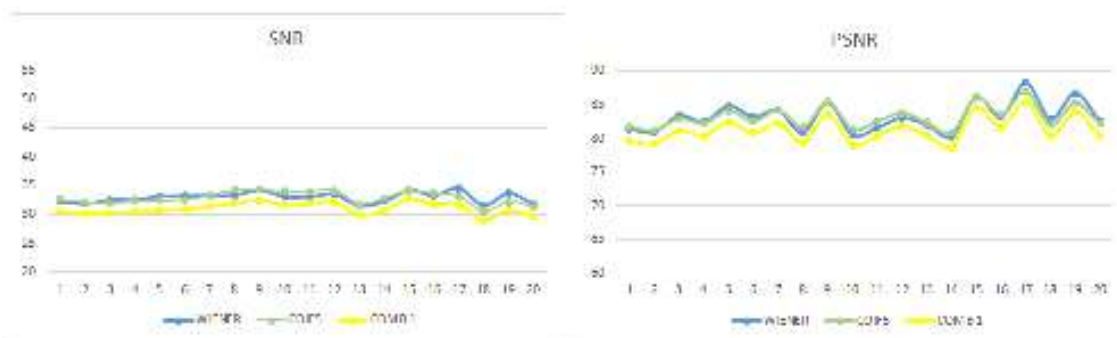
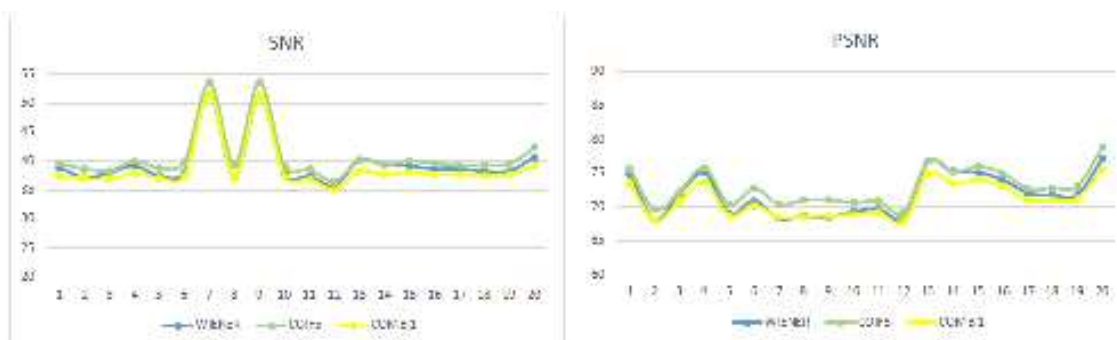


Figura 5.4 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 1, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.



O mesmo comportamento apresentado pela combinação 1 (COMB 1), também foi verificado para a combinação 2 (COMB 2). Assim como no banco GE, para os demais bancos têm-se algumas imagens em que o filtro da família wavelet obteve valores superiores que o filtro Wiener, como demonstrado nas Figuras de 5.5 a 5.9:

Figura 5.5 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

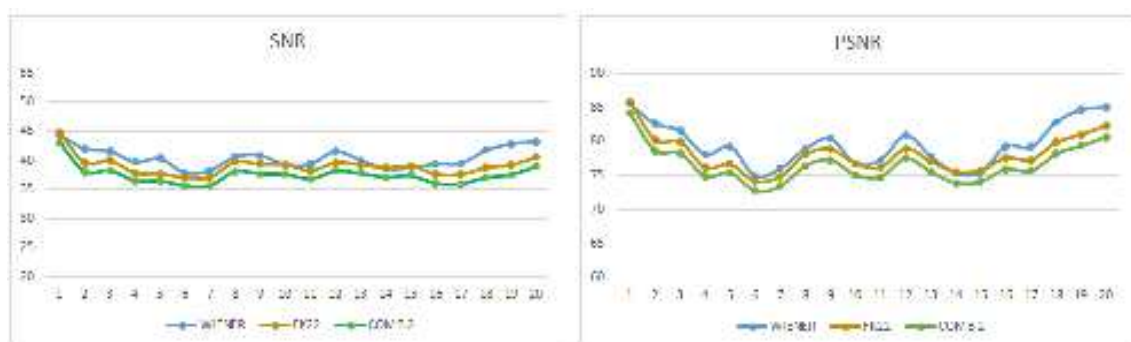


Figura 5.6 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

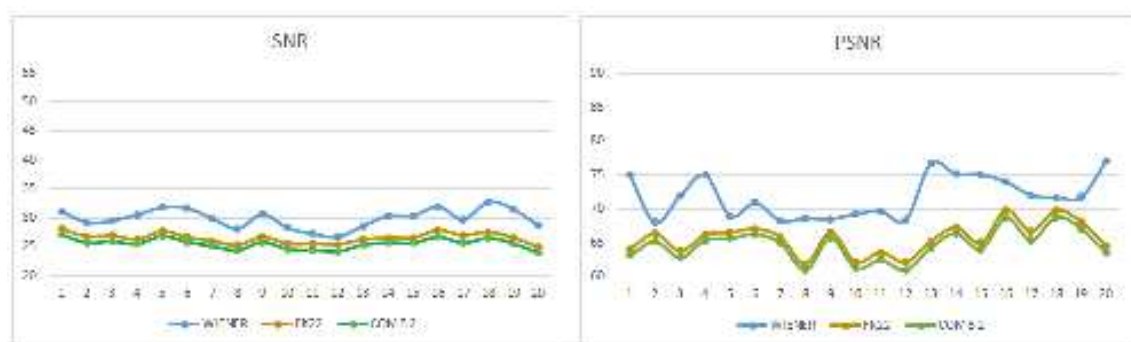


Figura 5.7 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

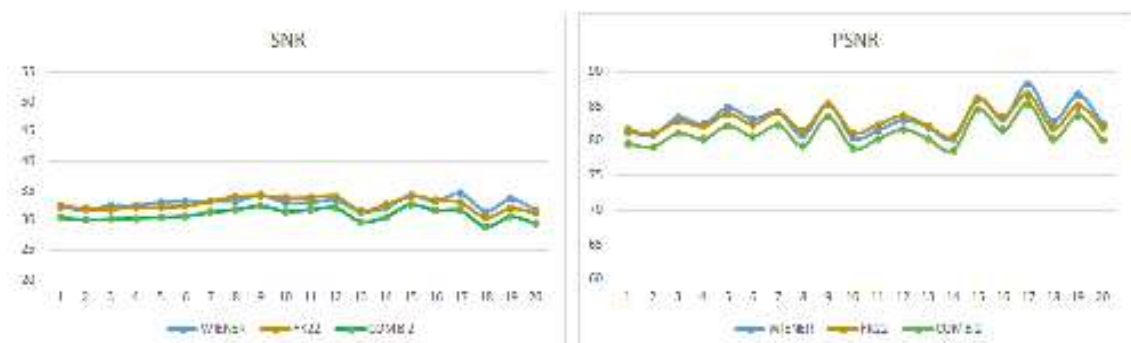
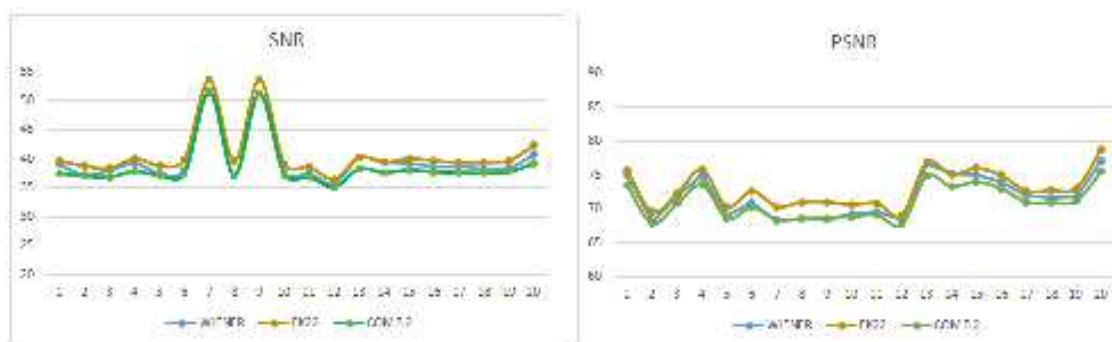


Figura 5.8 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK 22 e a COMB 2, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.



Ao verificar as combinações cujas as imagens da entrada foram processadas com o filtro Wiener e posteriormente com os filtros provenientes da família *Wavelet*, foi possível perceber que os resultados obtidos pela combinação apresentaram valores inferiores aos apresentados pelas COMB 1, isso é verificado nas Figuras 5.9 a 5.12.

Figura 5.9 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

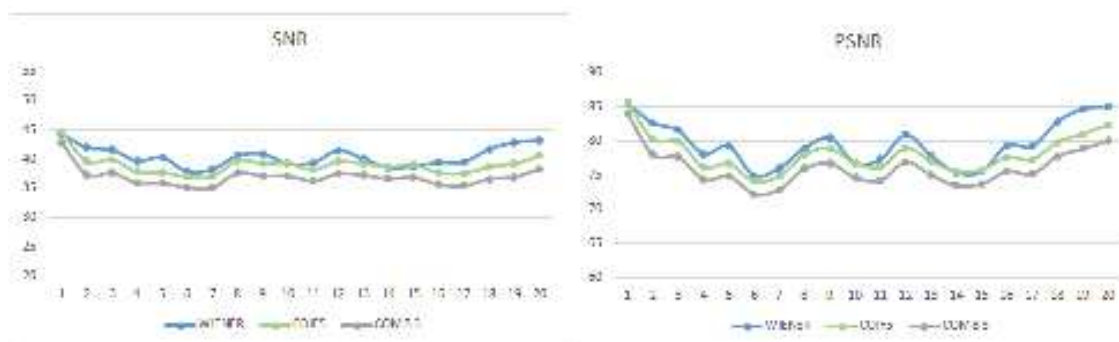


Figura 5.10 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

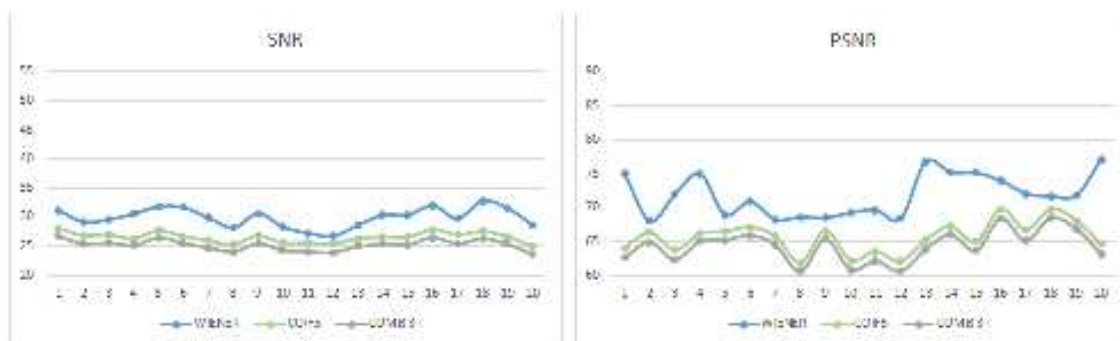


Figura 5.11 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

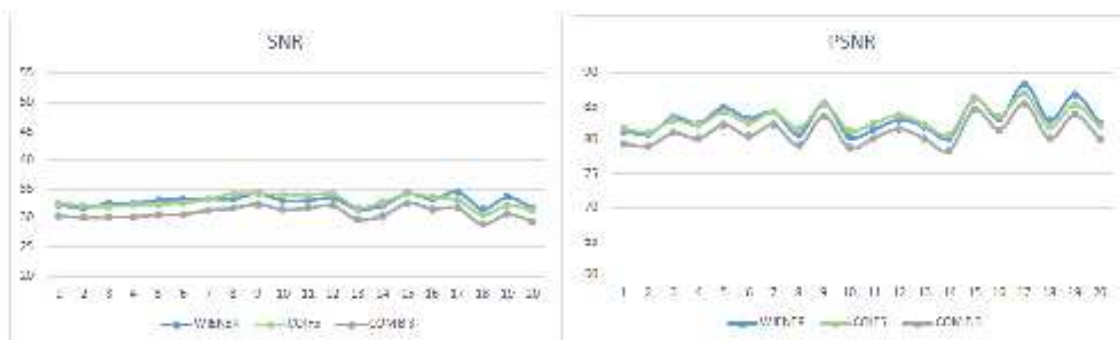
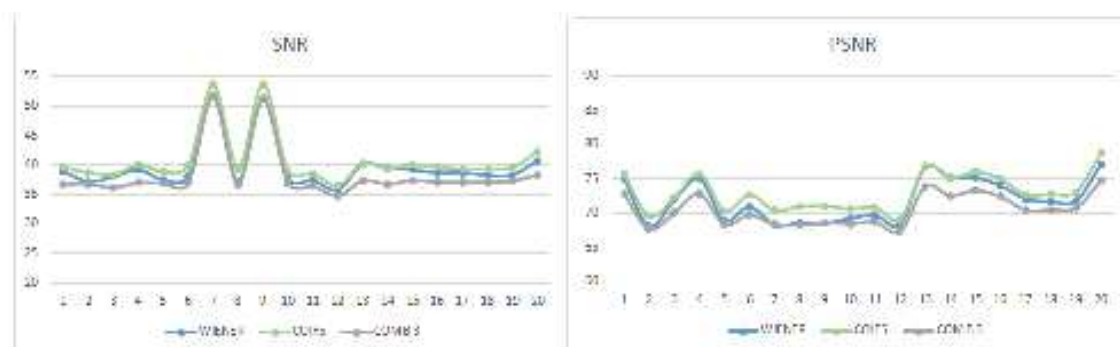


Figura 5.12 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, Coiflets 5 e a COMB 3, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.



O comportamento verificado na COMB 3, também é visto na COMB 4, cuja combinação foi feita com a imagem do filtro de Wiener e posteriormente ela foi processada com o filtro Fejer-Korovkin 22, como mostrado nas Figuras de 5.13 a 5.16:

Figura 5.13 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

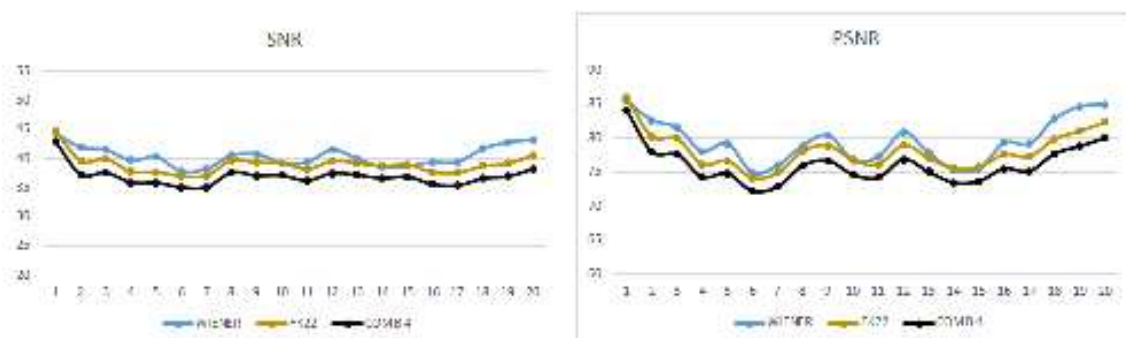


Figura 5.14 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

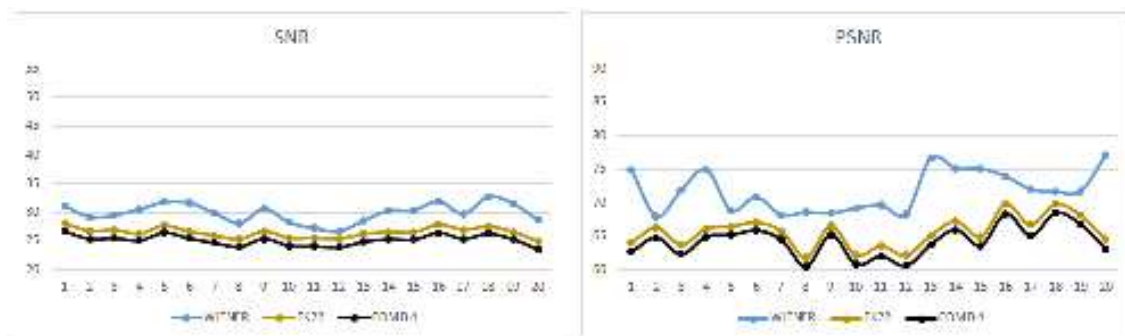


Figura 5.15 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

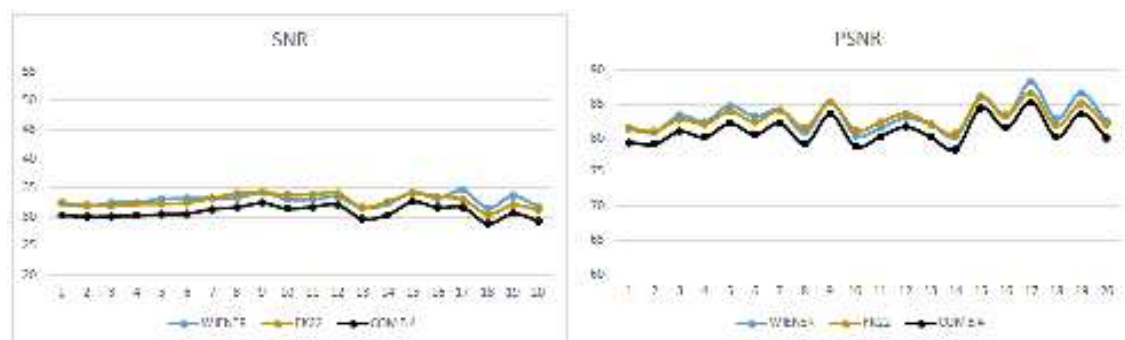
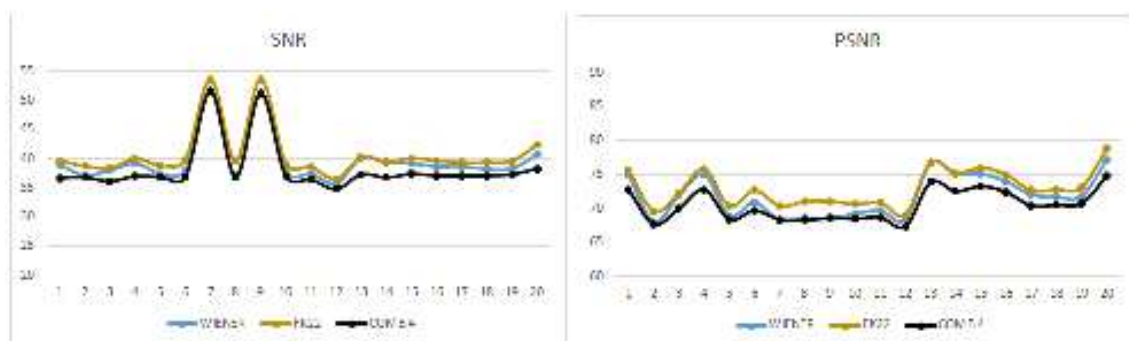


Figura 5.16 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Wiener, FK22 e a COMB 4, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.



Como visto nas Tabelas 5.1, 5.2, 5.3 e 5.4 os resultados obtidos pelos filtros Coiflets 5 e Fejer-Korovkin 22 foram bastante similares, contudo ao realizar a combinação desses dois filtros os resultados foram inferiores aos obtidos com apenas um filtro. Esse padrão é verificado nas Figuras de 5.17 a 5.24:

Figura 5.17 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

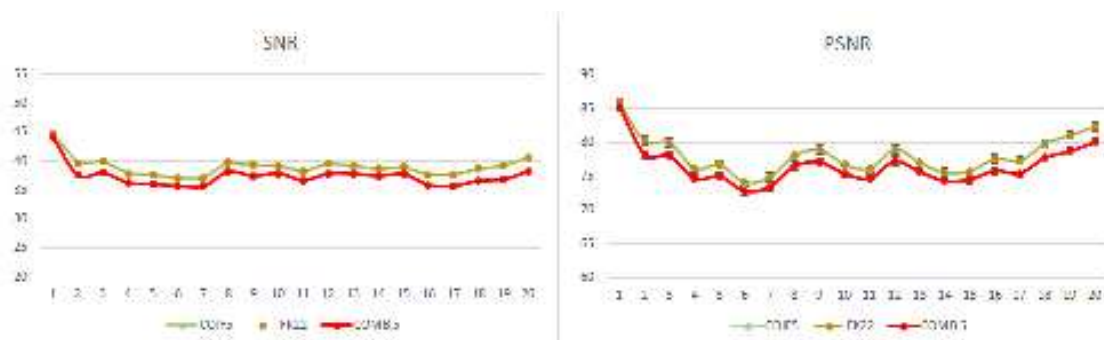


Figura 5.18 - Valores encontrados para o Banco INbreast para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

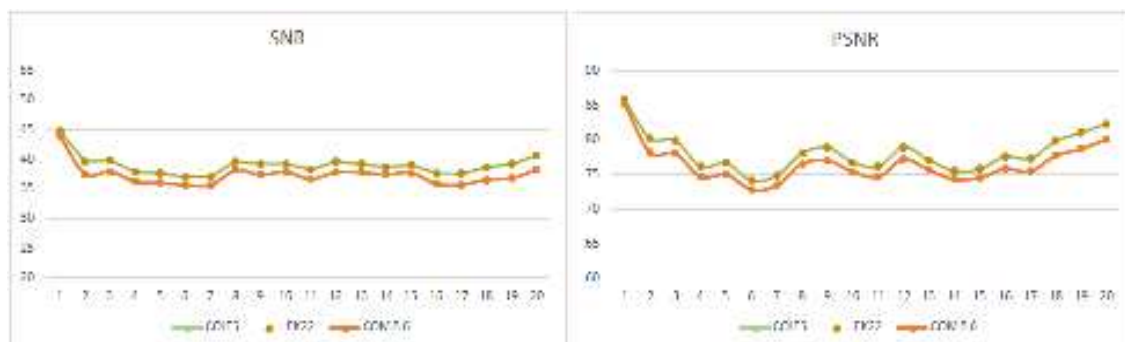


Figura 5.19 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

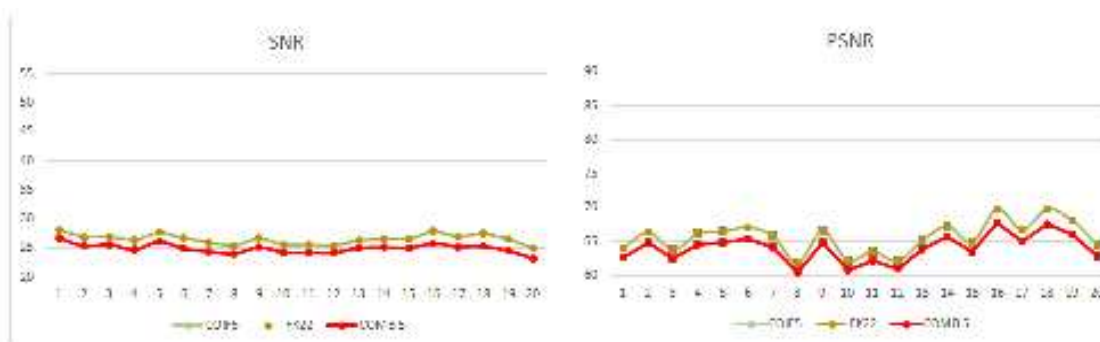


Figura 5.20 - Valores encontrados para o Banco Hologic para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

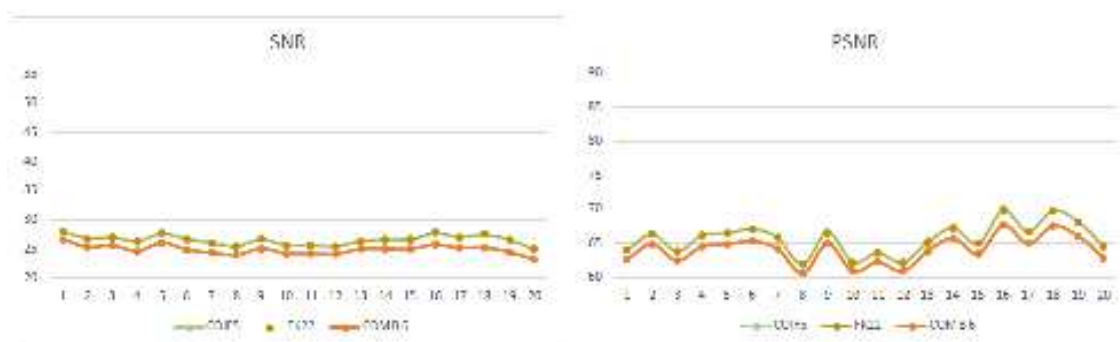


Figura 5.21 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

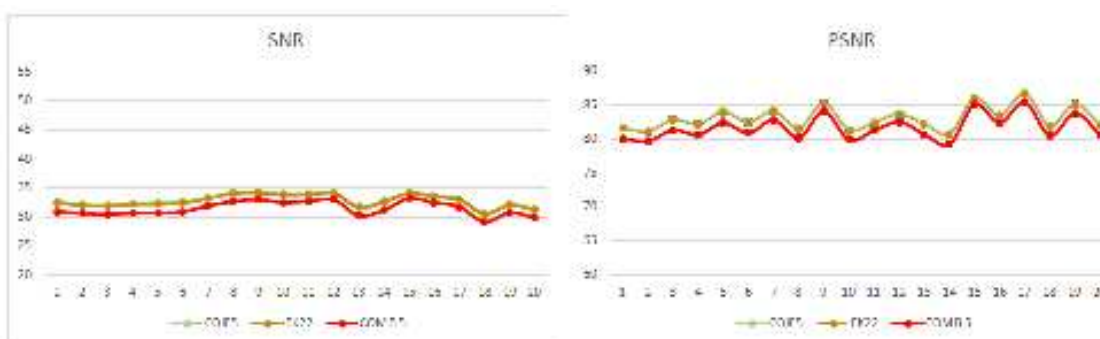


Figura 5.22 - Valores encontrados para o Banco C-View para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

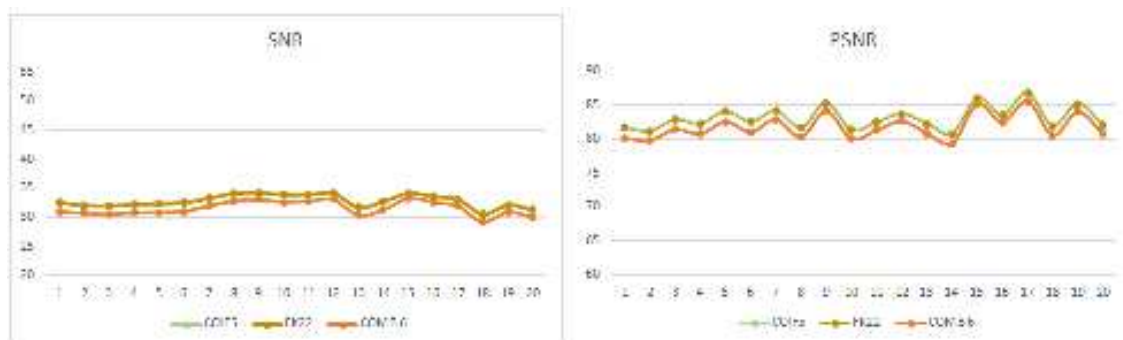


Figura 5.23 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 5, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

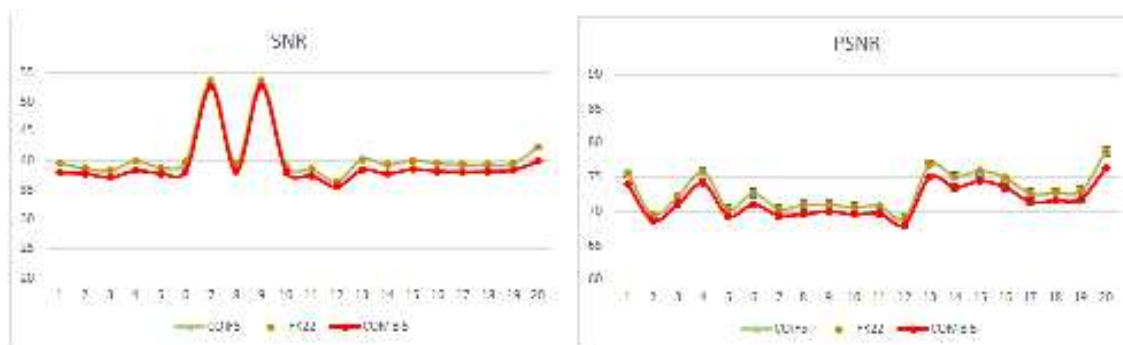
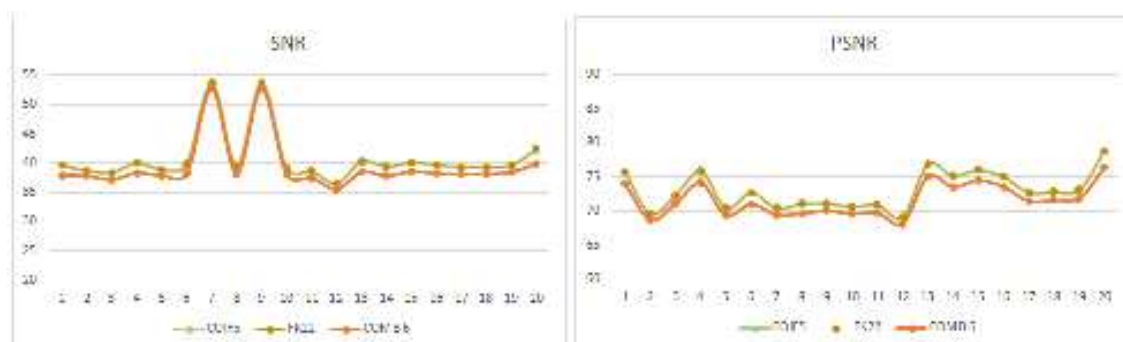


Figura 5.24 - Valores encontrados para o Banco GE para os parâmetros SNR e PSNR para os filtros de Coiflets 5, FK22 e a COMB 6, onde o eixo x representa as 20 imagens do banco e o eixo y os valores das métricas para cada imagem.

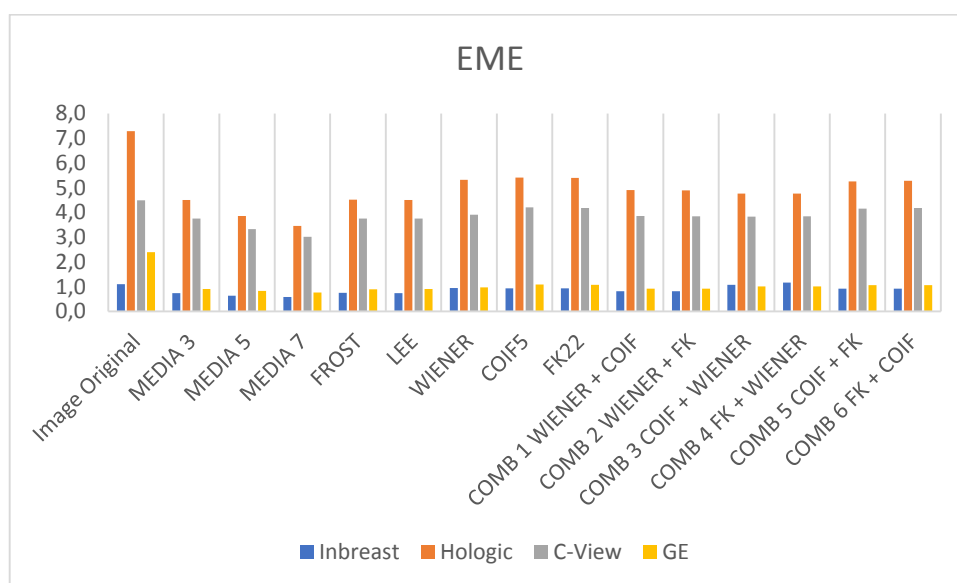


Após a análise das figuras, apresentadas anteriormente, pode-se observar que o filtro Wiener obteve os melhores resultados para os bancos: INbreast, Hologic e C-

View. Já para o banco GE os melhores resultados foram obtidos pelos filtros da família Wavelet, levando em consideração os parâmetros de qualidade SNR e PSNR.

Apesar do objetivo do trabalho ser a suavização de ruídos nas imagens, foi usada a métrica de contraste para avaliar as técnicas. Pela Figura 5.25 é possível verificar que as combinações com as famílias *Wavelet* foram as que obtiveram os melhores resultados em comparação com os demais.

Figura 5.25 - Média de resultados do parâmetro Measure of Enhancement (EME) para todos os filtros e bancos utilizados



Pelos resultados mostrados anteriormente, fica evidente que os filtros de Média, em especial com a janela 7x7, apresentaram desempenho inferior aos demais testados. Esse desempenho fica evidente ao analisar a Figura 5.26 em que as imagens processadas com o filtro de média apresentam borramento. Já os filtros Frost e Lee apresentam uma sutil melhora na suavização de ruído.

Contudo, ao visualizar as imagens processadas com os filtros Wiener, *Wavelet* (Coiflets 5 e Fejer-Korovkin 22) e todas as combinações realizadas, visualmente não é possível notar mudanças tão evidentes, por essa razão se faz necessário também fazer a avaliação das métricas de qualidade. Por estas métricas é possível analisar que estes filtros foram eficazes no processo de *denoising*, pois SNR e PSNR apresentam a razão entre o sinal e ruído, sendo assim quanto maior os valores desses parâmetros melhor foi o processo de remoção de ruído com preservação de sinal.

O SSIM também é uma métrica importante, pois com ela é possível verificar se no processo de *denoising*, o filtro preservou as estruturas presentes na imagem original. E os resultados do SSIM para os filtros com os melhores resultados foi muito próximo a 1 (melhor resultado possível com essa métrica). A Figura 5.27 apresenta as imagens processadas com os filtros que apresentaram os melhores resultados.

Figura 5.26 – Exemplo de Imagem do Banco INbreast (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee

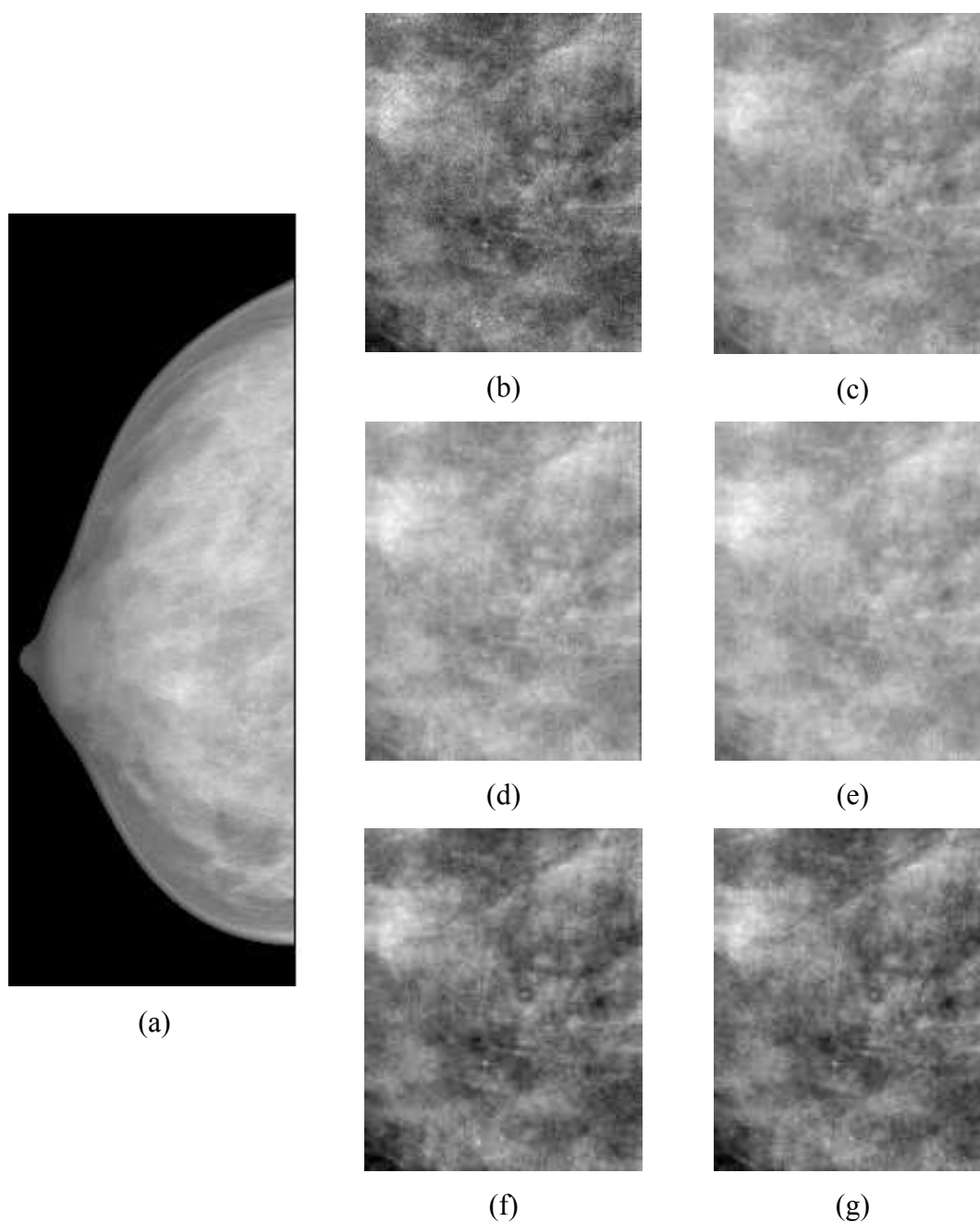
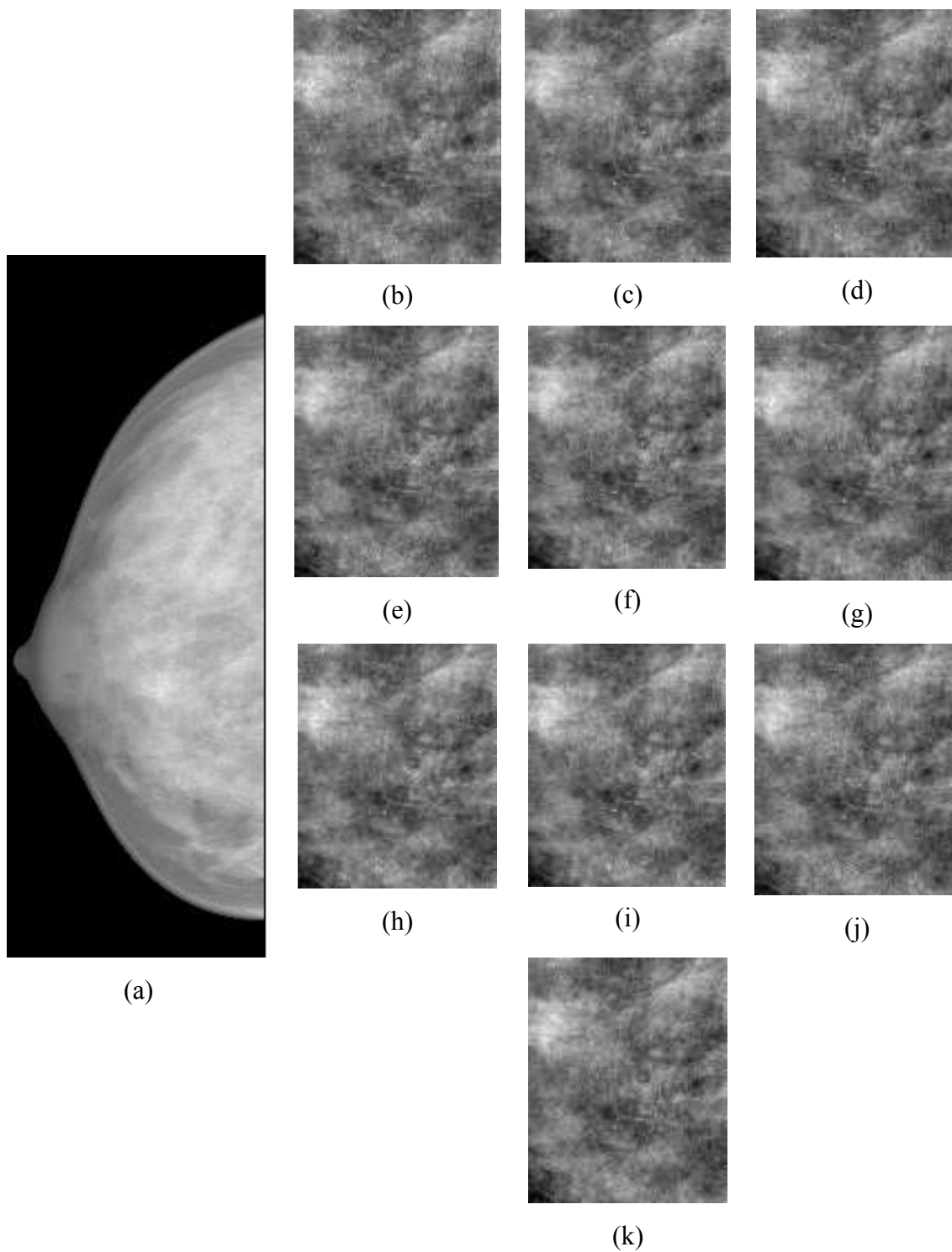


Figura 5.27 - Exemplo de Imagem do Banco INbreast (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6



O comportamento obtido no banco INbreast se repete para as imagens do banco Hologic, em que os filtros de Média, Frost e Lee apresentam de forma visual resultados inferiores aos demais filtros. Nas Figuras 5.28 e 5.29 são apresentadas as imagens resultantes do processamento.

Figura 5.28 - Exemplo de Imagem do Banco Hologic (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee

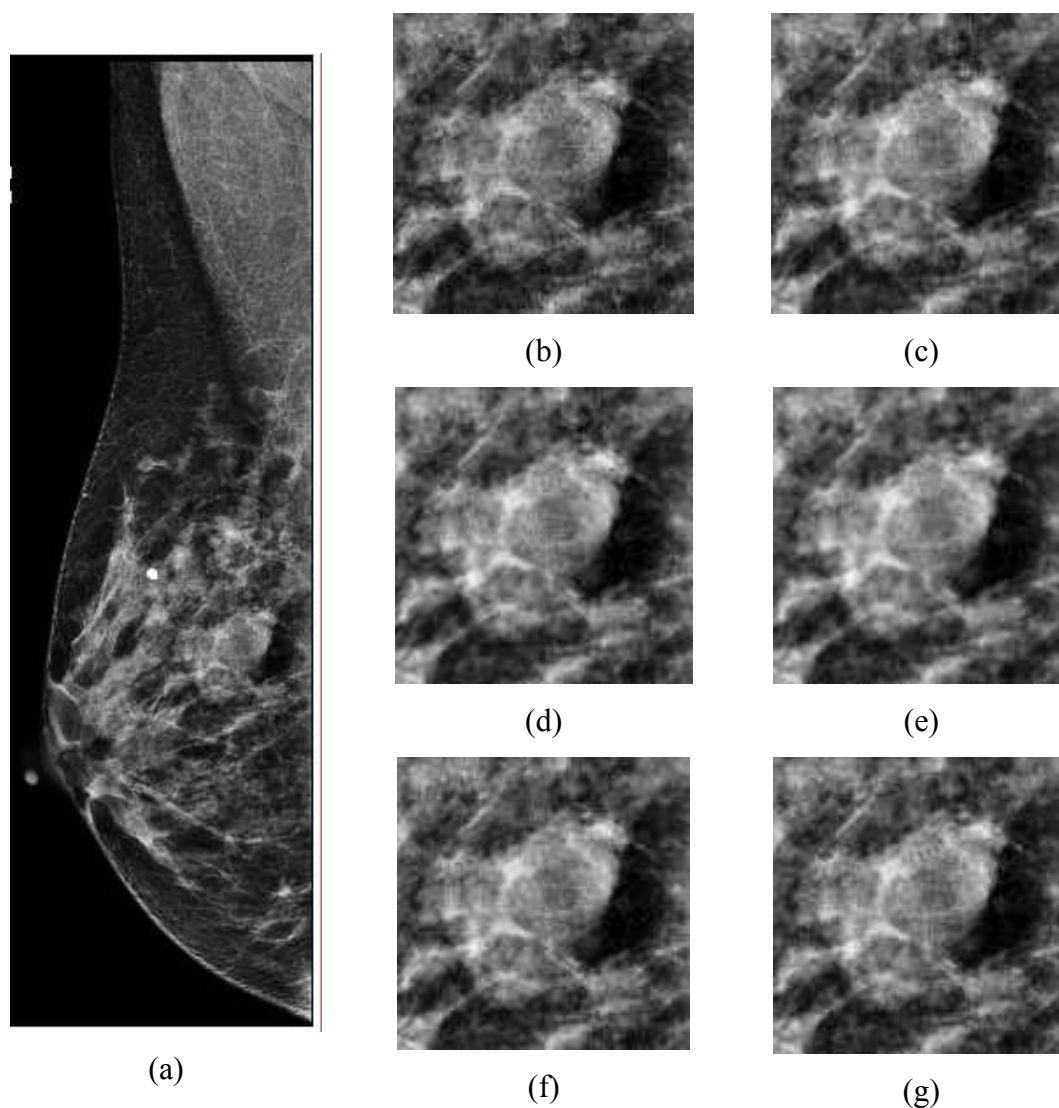
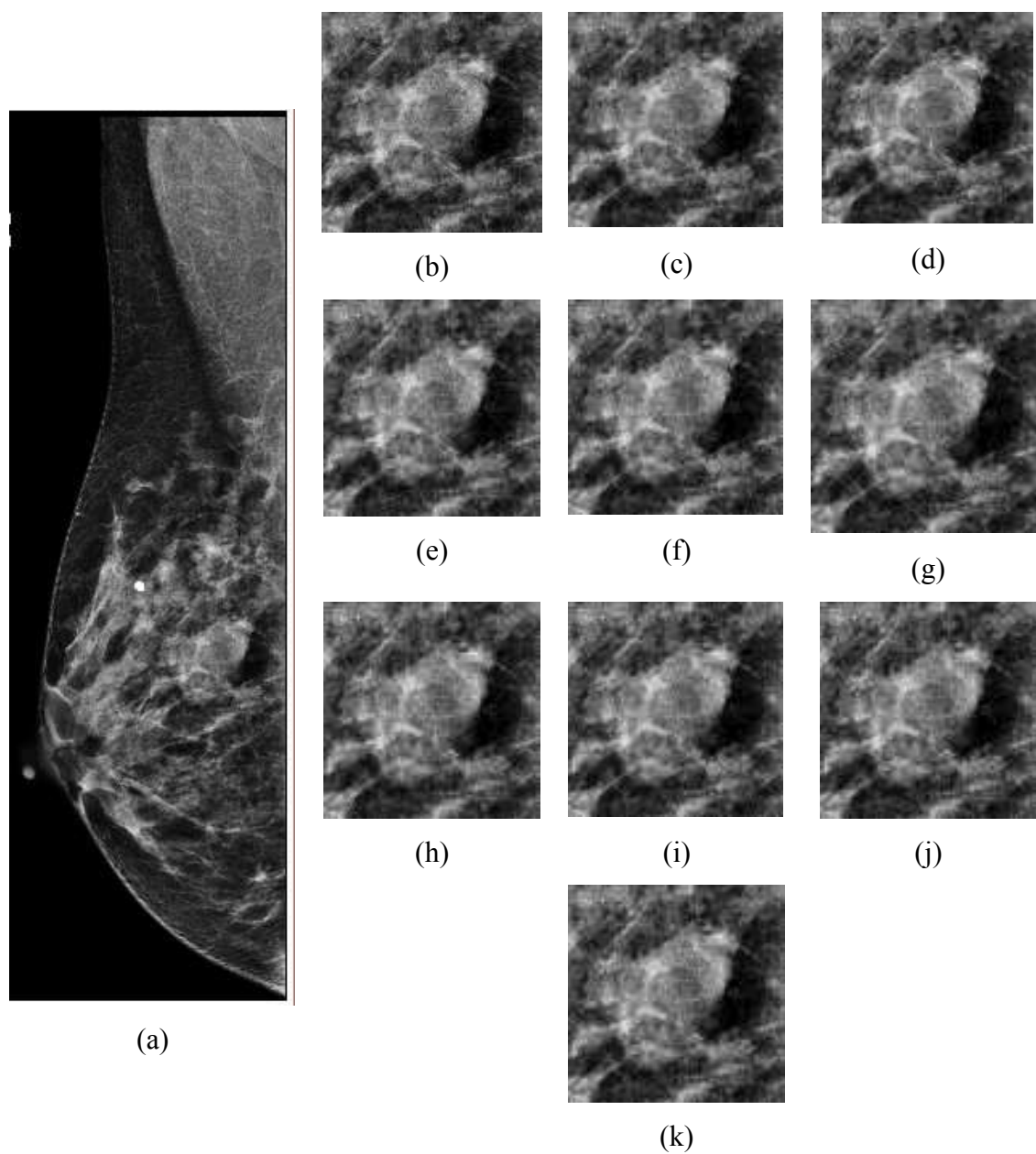


Figura 5.29 - Exemplo de Imagem do Banco Hologic (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6



As Figuras 5.30 e 5.31 mostram os resultados obtidos no processamento das imagens para o banco C-View em que também fica evidente que as imagens processadas com os filtros da família *Wavelet*, Wiener e Combinações forneceram resultados melhores que os demais filtros.

Figura 5.30 - Exemplo de Imagem do Banco C-View (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee

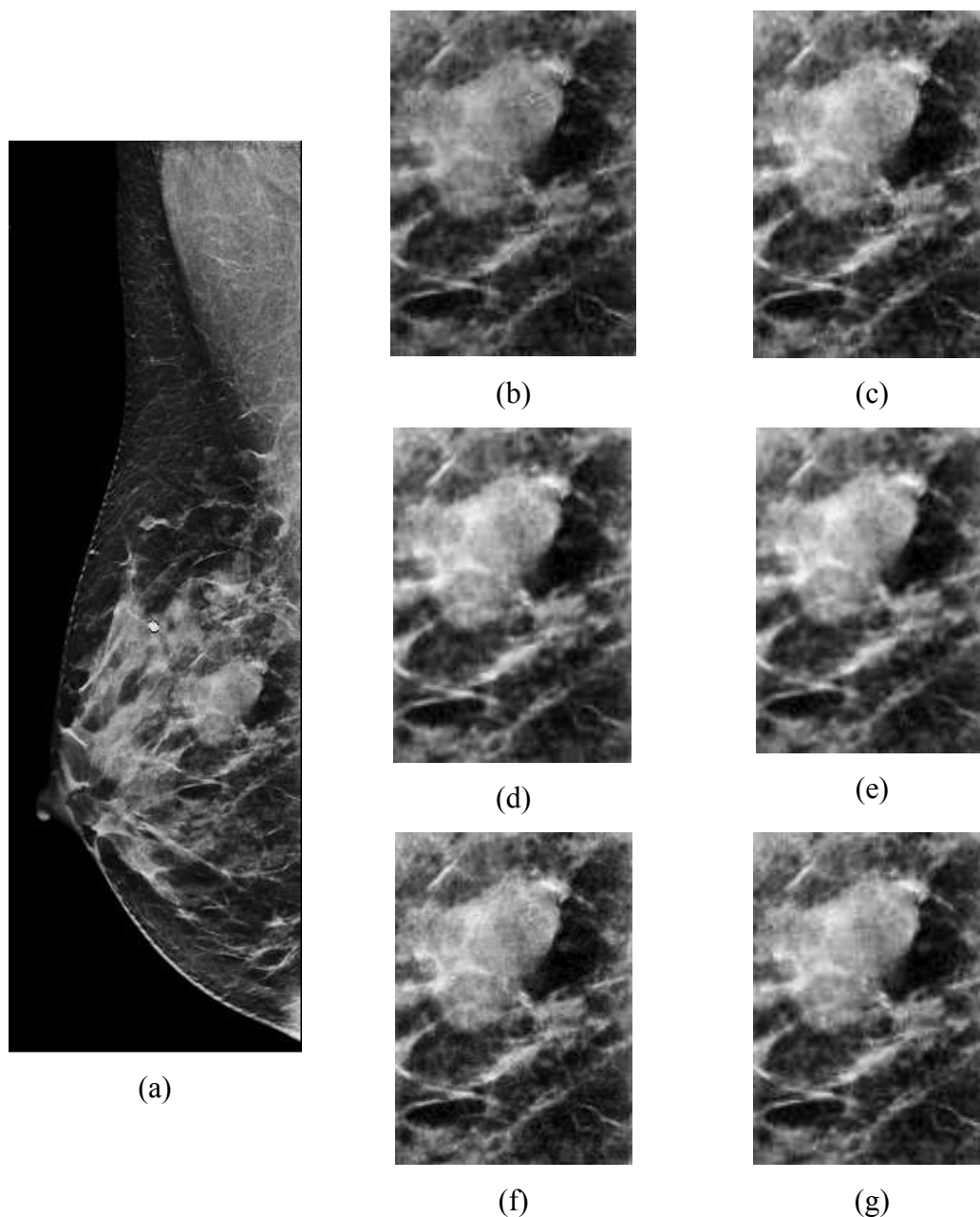
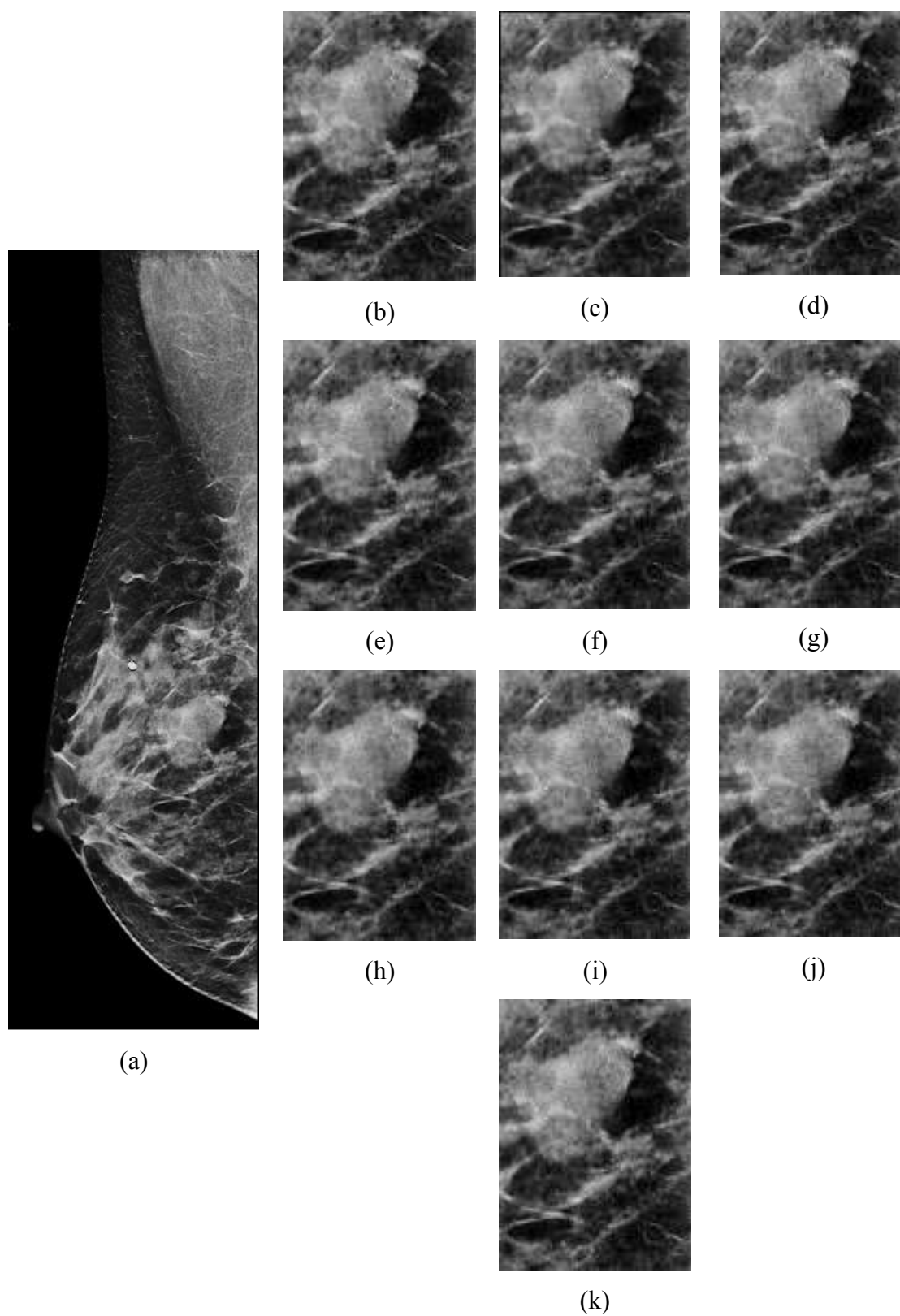


Figura 5.31 - - Exemplo de Imagem do Banco C-View (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6



Para as imagens do banco GE, tem-se o mesmo comportamento das imagens apresentadas anteriormente. Os resultados obtidos com o processamento desse banco de imagens estão apresentados nas Figuras 5.32 e 5.33

Figura 5.32 - Exemplo de Imagem do Banco GE (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 3x3; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 5x5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Média 7x7; (f) ROI Imagem Processada com o Filtro Frost; (g) ROI Imagem Processada com o Filtro Lee

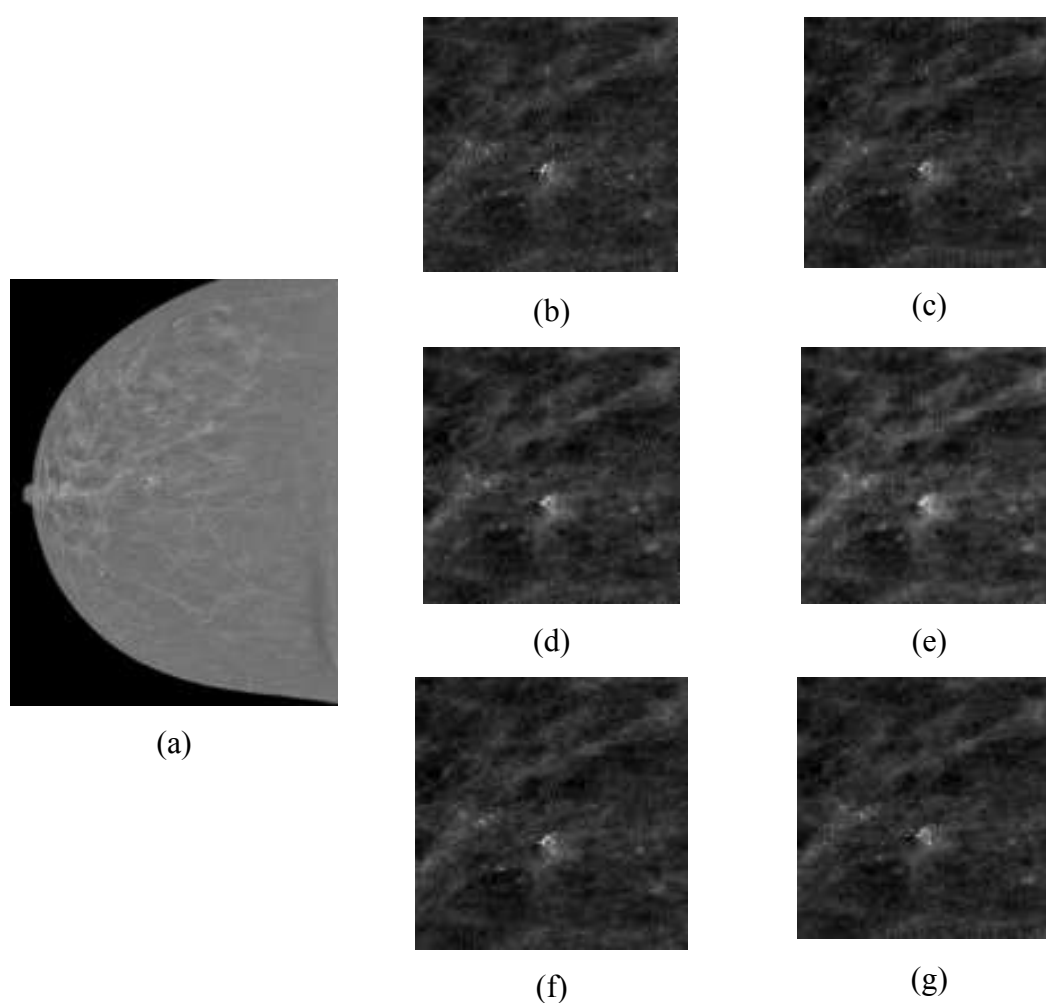
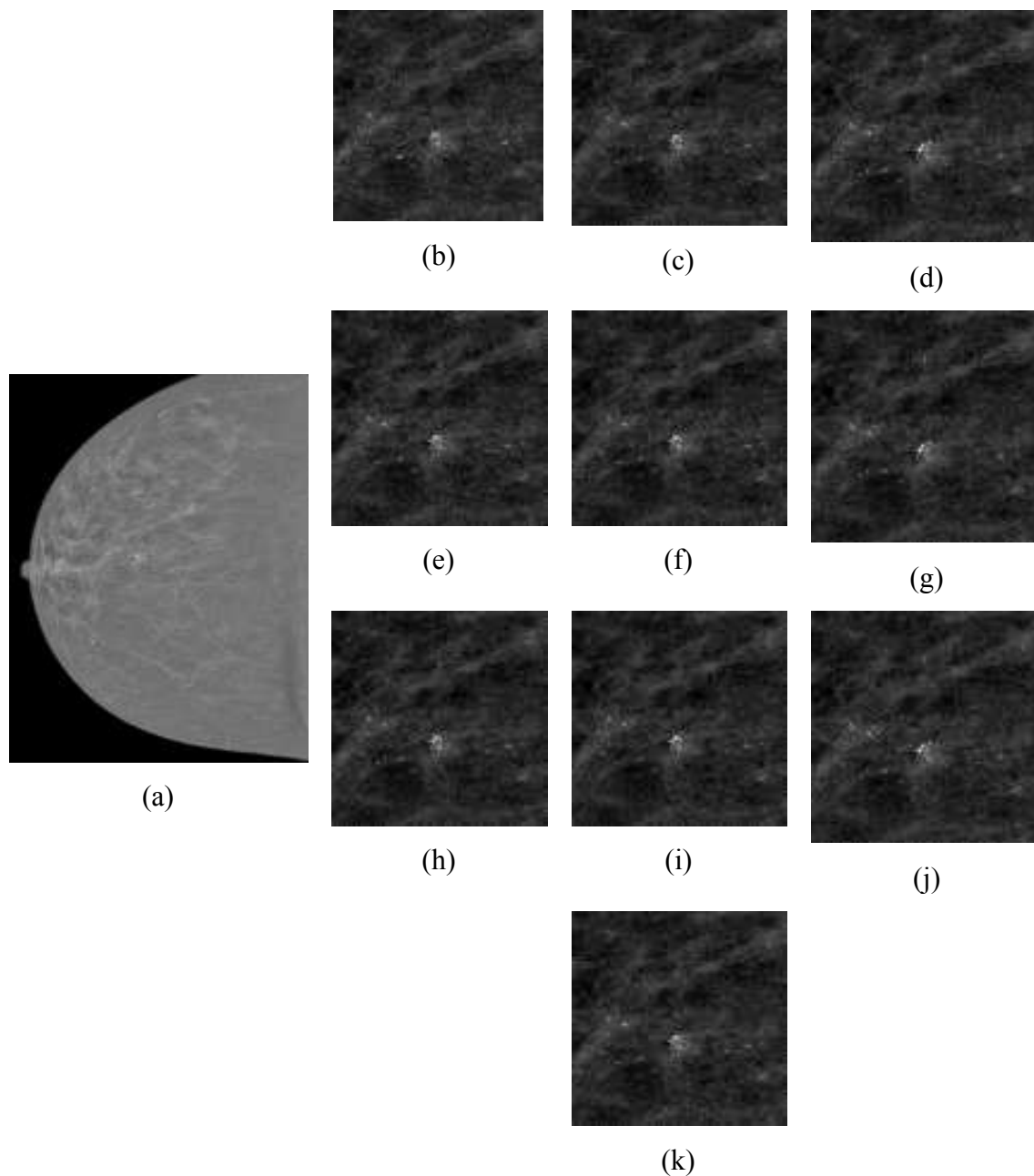


Figura 5.33 - Exemplo de Imagem do Banco GE (a) Imagem Original; (b) ROI Imagem Original; (c) ROI Imagem Processada com o Filtro Wiener; (d) ROI Imagem Processada com o Filtro Coiflets 5; (e) ROI Imagem Processada com o Filtro Fejer-Korovkin 22; (f) ROI Imagem Processada com a COMB 1; (g) ROI Imagem Processada com a COMB 2; (h) ROI Imagem Processada com a COMB 3; (i) ROI Imagem Processada com a COMB 4; (j) ROI Imagem Processada com a COMB 5; (k) ROI Imagem Processada com a COMB 6



Mesmo com as mudanças sutis apresentadas nas imagens processadas, é possível notar que a utilização dos filtros Wiener e família *Wavelet* foram mais eficazes no objetivo de suavização de ruídos.

Capítulo 6 CONCLUSÕES

O objetivo do trabalho foi avaliar e testar técnicas de *denoising* em imagens mamográficas que obtivessem bom desempenho na remoção ou suavização de ruído com o compromisso de preservar a estrutura da imagem e manter sinal. Para isso foram testadas novas metodologias a partir de processos e filtros bem conhecidos na literatura, como filtros de média, Wiener, *Wavelet*, Frost e Lee.

Para avaliar os resultados e a eficiência das técnicas, as métricas de qualidade de imagem e quantificação de similaridade foram usadas para uma análise quantitativa.

Assim, foi possível verificar, a partir dos resultados, que os filtros de média, Frost e Lee apresentaram um desempenho inferior aos demais filtros testados. A partir dos resultados obtidos com os quatro bancos de imagens testados conclui-se que os filtros Frost e Lee apresentaram uma sutil suavização de ruído. Já para o filtro de Média fica evidente o borramento, principalmente quando observadas as imagens filtradas com a máscara 7x7, e com isso há a perda de detalhes finos na imagem.

Os resultados obtidos com os demais filtros foram superiores aos apresentados pelos filtros citados anteriormente, isso também é visto nas imagens resultantes do processamento. Para todas as imagens obtidas pelos processamentos dos filtros Wiener, *Wavelet* (Coiflets5 e FK22) e todas as combinações testadas. Nos resultados é possível verificar que os filtros removeram o ruído presente na imagem original quando analisados os valores de PSNR e SSIM, principalmente, uma vez que estas métricas apresentaram altos valores, o que para PSNR significa remoção de ruído e preservação de sinal e para SSIM significa preservação da estrutura da imagem.

Os melhores desempenhos ficaram com o filtro Wiener o que corrobora com resultados encontrados na literatura como o trabalho de Makandar e Halalli (MAKANDAR & HALALLI, 2015).

A metodologia proposta se mostrou eficaz para alguns grupos de imagens, principalmente considerando a métrica de contraste EME, onde as combinações, além de mostrar que se tem um aumento de contraste em alguns casos, na maioria das vezes mantem os valores de EME em relação a imagem original, indicando que com a metodologia proposta tem-se menos borramento no processo de suavização do ruído.

Porém na maioria das vezes o *denoising* usando as *wavelets* e o filtro de Wiener resultaram em maiores valores de PSNR e SNR.

Trabalhos Futuros

- Aplicação de técnica de realce de contraste como uma etapa posterior ao *denoising*, para avaliar a influência de cada técnica no contraste;
- Validação com técnica de detecção de microcalcificações;
- Aumento do número de imagens nos bancos testados;
- Avaliação das imagens com NPS (Noise Power Spectrum);

REFERÊNCIAS

(AGAIAN et al., 2000)

AGAIAN, Sos S.; PANETTA, Karen; GRIGORYAN, Artyom M. *A new measure of image enhancement*. In: IASTED International Conference on Signal Processing & Communication. Citeseer, 2000. p. 19-22.

(AGUILLAR et al., 2009)

AGUILLAR, V.; BAUAB, S.; MARANHÃO, N. **Mama: diagnóstico por imagem**. Rio de Janeiro: Revinter, p. 587-631, 2009.

(ALKHALIFAH & BRINDHABAN, 2018)

ALKHALIFAH, Khaled; BRINDHABAN, Ajit. *Investigation of Exposure Factors for Various Breast Composition and Thicknesses in Digital Screening Mammography Related to Breast Dose*. Medical Principles and Practice, v. 27, n. 2, p. 99-104, 2018.
<https://doi.org/10.1159/000488198>

(AMOAKO-YIRENKYI et al., 2016)

AMOAKO-YIRENKYI, Peter; APPATI, Justice Kwame; DONTWI, Isaac Kwame. **A new construction of a fractional derivative mask for image edge analysis based on Riemann-Liouville fractional derivative**. Advances in Difference Equations, v. 2016, n. 1, p. 238, 2016.
<https://doi.org/10.1186/s13662-016-0946-8>

(BANDEIRA et al., 2016)

BANDEIRA, Briane et al. **Comparação entre diferentes métodos de obtenção da razão sinal-ruído em imagens por ressonância magnética**. Revista Brasileira de Física Médica, v. 10, n. 2, p. 25-28, 2016
<https://doi.org/10.29384/rbfm.2016.v10.n2.p25-28>

(BANKMAN, 2008)

BANKMAN, Isaac (Ed.). *Handbook of medical image processing and analysis*. Elsevier, 2008

(BARALDI & PARMIGGIANI, 1995)

BARALDI, Andrea; PARMIGGIANI, Flavio. *An alternative form of the Lee filter for speckle suppression in SAR images*. Graphical models and image processing, v. 57, n. 1, p. 75-78, 1995.

<https://doi.org/10.1006/gmip.1995.1008>

(BEUTEL et al., 2000)

BEUTEL, Jacob; KUNDEL, Harold L.; VAN METTER, Richard L. *Handbook of medical imaging*. Spie Press, 2000.

(BORGES et al., 2017)

BORGES, Lucas R. et al. *Pipeline for effective denoising of digital mammography and digital breast tomosynthesis*. In: Medical Imaging 2017: Physics of Medical Imaging. International Society for Optics and Photonics, 2017. p. 1013206.

<https://doi.org/10.1117/12.2255058>

(BOYD et al., 2007)

BOYD, Norman F. et al. *Mammographic density and the risk and detection of breast cancer*. New England Journal of Medicine, v. 356, n. 3, p. 227-236, 2007.

<https://doi.org/10.1056/NEJMoa062790>

(BOYD et al., 2011)

_____. *Mammographic density and breast cancer risk: current understanding and future prospects*. Breast cancer research, v. 13, n. 6, p. 223, 2011.

<https://doi.org/10.1186/bcr2942>

(DALMAZO et al., 2010)

DALMAZO, Juciléia et al. *Otimização da dose em exames de rotina em tomografia computadorizada: estudo de viabilidade em um hospital universitário*. Radiologia Brasileira, v. 43, n. 4, p. 241-248, 2010.

<https://doi.org/10.1590/S0100-39842010000400008>

(DE MOOR et al., 2018)

DE MOOR, Timothy et al. *Automated soft tissue lesion detection and segmentation in digital mammography using a u-net deep learning network*. arXiv preprint arXiv:1802.06865, 2018.

<https://doi.org/10.1117/12.2318326>

(DE SENA, 2013)

DE SENA, Edinelson Ferreira et al. **Análise de filtragem do ruído Speckle em imagens do Radar de Abertura Sintética do SIPAM**. 2013.

(DIXIT & MAJUMDAR, 2013)

DIXIT, Abhinav; MAJUMDAR, Swatilekha. *Comparative analysis of coiflet and daubechies wavelets using global threshold for image denoising*. International Journal of Advances in Engineering & Technology, v. 6, n. 5, p. 2247, 2013.

(DONOHO et al., 1995)

DONOHO, David L. et al. *Wavelet shrinkage: asymptopia?*. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), v. 57, n. 2, p. 301-337, 1995.

<https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1995.tb02032.x>

(FREER, 2015)

FREER, Phoebe E. *Mammographic breast density: impact on breast cancer risk and implications for screening*. Radiographics, v. 35, n. 2, p. 302-315, 2015.

(GALVÃO et al., 2001)

GALVÃO, Roberto Kawakami Harrop et al. **Estudo comparativo sobre filtragem de sinais instrumentais usando transformadas de Fourier e Wavelet**. Química Nova, v. 24, n. 6, p. 874-884, 2001.

<https://doi.org/10.1590/S0100-40422001000600026>

(GONZALES, 2007)

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. 3rd. Edition. *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2007. 976p.

(HAMED et al., 2018)

HAMED, Ghada et al. *A Proposed Model for Denoising Breast Mammogram Images*. In: 2018 13th International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES). IEEE, 2018. p. 652-657.

<https://doi.org/10.1109/ICCES.2018.8639307>

(HEINE et al., 2019)

HEINE, John J.; SELLERS, Thomas A.; FOWLER, Erin E. *Breast imaging reporting and data system (bi-rads) tissue composition*. U.S. Patent Application n. 16/159,872, 28 fev. 2019.

(JAIN et al., 2013)

JAIN, Akshat; SINGH, Sonam; BHATEJA, Vikrant. *A robust approach for denoising and enhancement of mammographic images contaminated with high density impulse noise*. International Journal of Convergence Computing, v. 1, n. 1, p. 38-49, 2013.

<https://doi.org/10.1504/IJCONVC.2013.054659>

(KAUR et al., 2013)

KAUR, Sandeep; KAUR, Gaganpreet; SINGH, Dr Dheerendra. *Comparative analysis of haar and coiflet wavelets using discrete wavelet transform in digital image compression*. International Journal of Engineering Research and Applications, v. 3, n. 3, p. 669-673, 2013.

(KNOLL, 2010)

KNOLL, Glenn F. *Radiation detection and measurement*. John Wiley & Sons, 2010.

(KUMAR et al., 2010)

KUMAR, Suresh et al. *Performance comparison of median and wiener filter in image de-noising*. International Journal of Computer Applications, v. 12, n. 4, p. 27-31, 2010.

<https://doi.org/10.5120/1664-2241>

(LEE, 1980)

LEE, Jong-Sen. ***Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics***. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, n. 2, p. 165-168, 1980.

<https://doi.org/10.1109/TPAMI.1980.4766994>

(LEON-GARCIA, 2017)

LEON-GARCIA, Alberto. ***Probability, statistics, and random processes for electrical engineering***. 2017.

(LIMA, 2003)

LIMA, P.C., ***Instrumentação em eletromiografia***. Departamento de matemática, ICEX, UFMG, 2003.

(LOPES et al., 1990)

LOPES, Armand et al. ***Maximum a posteriori speckle filtering and first order texture models in SAR images***. In: 10th annual international symposium on geoscience and remote sensing. Ieee, 1990. p. 2409-2412.

(MAKANDAR & HALALLI, 2015)

MAKANDAR, Aziz; HALALLI, Bhagirathi. ***Breast cancer image enhancement using median filter and CLAHE***. International Journal of Scientific & Engineering Research, v. 6, n. 4, p. 462-465, 2015.

(MALLAT, 1999)

MALLAT, Stéphane. ***A wavelet tour of signal processing***. Elsevier, 1999.

(MARQUES FILHO et al., 1999)

MARQUES FILHO, Ogê; NETO, Hugo Vieira. ***Processamento digital de imagens***. Brasport, 1999.

(MARROCCO et al., 2018)

MARROCCO, Claudio et al. *Mammogram denoising to improve the calcification detection performance of convolutional nets*. In: 14th International Workshop on Breast Imaging (IWBI 2018). International Society for Optics and Photonics, 2018. p. 107180W.
<https://doi.org/10.1117/12.2318069>

(MARTINS, 2012)

MARTINS, Nelson Costa. **Desenvolvimento de técnicas de realce baseados em filtros wavelet para imagens de mamografia digital direta**. 2012. Tese de Doutorado.

(MAYO et al., 2004)

MAYO, P.; RODENAS, F.; VERDU, G. *Comparing methods to denoise mammographic images*. In: The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2004. p. 247-250.

(MCCORMACK & DOS SANTOS SILVA, 2006)

MCCORMACK, Valerie A.; DOS SANTOS SILVA, Isabel. *Breast density and parenchymal patterns as markers of breast cancer risk: a meta-analysis*. Cancer Epidemiology and Prevention Biomarkers, v. 15, n. 6, p. 1159-1169, 2006.
<https://doi.org/10.1158/1055-9965.EPI-06-0034>

(MCLOUGHLIN et al., 2004)

MCLOUGHLIN, Kristin J.; BONES, Philip J.; KARSSEMEIJER, Nico. *Noise equalization for detection of microcalcification clusters in direct digital mammogram images*. IEEE Transactions on Medical Imaging, v. 23, n. 3, p. 313-320, 2004.
<https://doi.org/10.1109/TMI.2004.824240>

(MOREIRA et al., 2012)

MOREIRA, Inês C. et al. *INbreast: toward a full-field digital mammographic database*. Academic radiology, v. 19, n. 2, p. 236-248, 2012.
<https://doi.org/10.1016/j.acra.2011.09.014>

(MISITI et al., 2009)

MISITI, M. et al. *Wavelet toolbox (TM)* 4. Matlab User's Guide, Mathworks, 2009.

(MORROW et al., 1992)

MORROW, William Mark et al. ***Region-based contrast enhancement of mammograms***. IEEE transactions on Medical Imaging, v. 11, n. 3, p. 392-406, 1992.
<https://doi.org/10.1109/42.158944>

(NAVEED et al., 2012)

NAVEED, Nawazish et al. Quantum and impulse noise filtering from breast mammogram images. Computer methods and programs in biomedicine, v. 108, n. 3, p. 1062-1069, 2012.
<https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2012.07.002>

(NIELSEN, 2001)

NIELSEN, Morten. ***On the construction and frequency localization of finite orthogonal quadrature filters***. Journal of Approximation Theory, v. 108, n. 1, p. 36-52, 2001.
<https://doi.org/10.1006/jath.2000.3514>

(NISBETT et al, 2018)

NISBETT, William H.; KAVURI, Amar; DAS, Mini. ***Investigating the contributions of anatomical variations and quantum noise to image texture in digital breast tomosynthesis***. In: Medical Imaging 2018: Physics of Medical Imaging. International Society for Optics and Photonics, 2018. p. 105730H.

(PAPADOPOULOS et al., 2008)

PAPADOPOULOS, Athanasios; FOTIADIS, Dimitrios I.; COSTARIDOU, Lena. ***Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques***. Computers in biology and medicine, v. 38, n. 10, p. 1045-1055, 2008.
<https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2008.07.006>

(PRINCE & LINKS, 2006)

PRINCE, Jerry L.; LINKS, Jonathan M. Medical imaging signals and systems. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall, 2006.

(RANGAYYAN, 2004)

RANGAYYAN, Rangaraj M. *Biomedical image analysis*. 1. ed. Boca Raton: CRC Press, 2004.

<https://doi.org/10.1201/9780203492543>

(RODRIGUEZ & BARBA, 2016)

RODRIGUEZ, Nibaldo; BARBA, Lida. *Fejer-Korovkin Wavelet Based MIMO Model For Multi-step-ahead Forecasting of Monthly Fishes Catches*. 2016

(ROMUALDO et al., 2013)

ROMUALDO, Larissa CS et al. *Mammographic image denoising and enhancement using the Anscombe transformation, adaptive wiener filtering, and the modulation transfer function*. Journal of digital imaging, v. 26, n. 2, p. 183-197, 2013.

<https://doi.org/10.1007/s10278-012-9507-1>

(ROSA, 2012)

ROSA, Rui Gonalo Silva. *Filtragem de ruído speckle em imagens clínicas de ecografia*. 2012. Tese de Doutorado. Instituto Politécnico de Bragana, Escola Superior de Tecnologia e Gesto.

(SAUNDERS et al., 2007)

SAUNDERS, Robert S. et al. *Does image quality matter? Impact of resolution and noise on mammographic task performance*. Medical physics, v. 34, n. 10, p. 3971-3981, 2007.

<https://doi.org/10.1118/1.2776253>

(SENTHILKUMAR et al., 2017)

SENTHILKUMAR, B. et al. *Combination of noise removal and contrast enhancement methods for the preprocessing of mammogram images-towards the detection of breast cancer*. Bioscience Journal, v. 33, n. 6, 2017.

<https://doi.org/10.14393/BJ-v33n6a2017-36020>

(SIMONYAN & ZISSERMAN, 2014)

SIMONYAN, Karen; ZISSERMAN, Andrew. *Very deep convolutional networks for large-scale image recognition*. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.

(SINHA & AGRAWAL, 2015)

SINHA, G. R.; AGRAWAL, Neha. *Fuzzy based Image Enhancement Method*. International Journal of Computer Applications, v. 975, p. 8887, 2015.

(VARANIS & PEDERIVA, 2017)

VARANIS, Marcus; PEDERIVA, Robson. *The influence of the wavelet filter in the parameters extraction for signal classification: An experimental study*. Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics, v. 5, n. 1, 2017.

<https://doi.org/10.5540/03.2017.005.01.0501>

(VIEIRA et al., 2012)

VIEIRA, Marcelo AC et al. **Metodologia para Redução de Ruído Quântico em Imagens Mamográficas e sua Aplicação em Sistemas Computacionais de Auxílio ao Diagnóstico (CAD)**. In: VIII Workshop de Visão Computacional. 2012.

(YU & ACTON, 2002)

YU, Yongjian; ACTON, Scott T. *Speckle reducing anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on image processing, v. 11, n. 11, p. 1260-1270, 2002.

<https://doi.org/10.1109/TIP.2002.804276>

(WANG et al., 2004)

WANG, Zhou, et al. *Image quality assessment: from error visibility to structural similarity*. IEEE transactions on image processing 13.4 (2004): 600-612.

<https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>