

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Rômulo Marconato Stringhini

**MÉTODO COMPUTACIONAL PARA FILTRAGEM DE
RUÍDO E PRESERVAÇÃO DE DETALHES EM IMAGENS
MÉDICAS DE TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA DE
BAIXA RADIAÇÃO**

Santa Maria, RS
2020

Rômulo Marconato Stringhini

**MÉTODO COMPUTACIONAL PARA FILTRAGEM DE RUÍDO E PRESERVAÇÃO
DE DETALHES EM IMAGENS MÉDICAS DE TOMOGRAFIA
COMPUTADORIZADA DE BAIXA RADIAÇÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPGCC) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Ciência da Computação**.

Orientador: Prof. Dr. Daniel Welfer

Santa Maria, RS

2020

Marconato Stringhini, Rômulo

MÉTODO COMPUTACIONAL PARA FILTRAGEM DE RUÍDO E PRESERVAÇÃO DE DETALHES EM IMAGENS MÉDICAS DE TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA DE BAIXA RADIAÇÃO / por Rômulo Marconato Stringhini. – 2020.

115 f.: il.; 30 cm.

Orientador: Daniel Welfer

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Pós-Graduação em Ciência da Computação , RS, 2020.

1. Baixa Radiação. 2. Redução de Ruído. 3. Preservação de Detalhes. 4. Morfologia Matemática. 5. BM3D. I. Welfer, Daniel. II. MÉTODO COMPUTACIONAL PARA FILTRAGEM DE RUÍDO E PRESERVAÇÃO DE DETALHES EM IMAGENS MÉDICAS DE TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA DE BAIXA RADIAÇÃO.

© 2020

Todos os direitos autorais reservados a Rômulo Marconato Stringhini. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

E-mail: rstringhini@inf.ufsm.br

Rômulo Marconato Stringhini

**MÉTODO COMPUTACIONAL PARA FILTRAGEM DE RUÍDO E PRESERVAÇÃO
DE DETALHES EM IMAGENS MÉDICAS DE TOMOGRAFIA
COMPUTADORIZADA DE BAIXA RADIAÇÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPGCC) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Ciência da Computação**.

Aprovado em 18 de Março de 2020:

Daniel Welfer, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

César Tadeu Pozzer, Dr. (UFSM)

Cláudio Rosito Jung, Dr. (UFRGS)

Santa Maria, RS

2020

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a meus pais Amauri Stringhini e Viviane Catarina Marconato Stringhini; à minha irmã Fabiane Marconato Stringhini; aos amigos e irmãos que a vida me deu, familiares e mestres.

RESUMO

MÉTODO COMPUTACIONAL PARA FILTRAGEM DE RUÍDO E PRESERVAÇÃO DE DETALHES EM IMAGENS MÉDICAS DE TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA DE BAIXA RADIAÇÃO

AUTOR: RÔMULO MARCONATO STRINGHINI

ORIENTADOR: DANIEL WELFER

Tomografia computadorizada (TC) é uma ferramenta de extrema importância para se realizar exames médicos de imagem e obter um diagnóstico médico preciso de estruturas internas de um paciente. Comparada com exames tradicionais que envolvem doses de radiação, a TC é uma técnica mais eficaz, onde um processamento geométrico digital é usado para gerar uma imagem 3D de uma estrutura interna de um objeto, ou paciente, a partir de uma série de imagens 2D obtidas durante diversas rotações do aparelho de TC ao redor do objeto examinado. Além disso, também levando em consideração exames tradicionais de imagens como raio-X, ressonância magnética ou ultrassom, por exemplo, a técnica de TC utiliza doses de radiação maiores que tais exames, fornecendo, assim, imagens de alta qualidade. Entretanto, expor pacientes à constantes altas doses de radiação é um fator negativo deste tipo de exame e, diante disso, a comunidade médica tem se concentrado em diminuir as doses de radiação de exames de tomografia computadorizada seguindo o princípio ALARA (*As Low As Reasonably Achievable*), onde a dosagem é diminuída até um determinado nível mantendo uma imagem obtida e diagnóstico médico aceitáveis. Contudo, durante a aquisição de imagens em exames de tomografia computadorizada de baixa radiação, tais imagens são frequentemente degradadas por artefatos indesejados, conhecidos como ruído, afetando diretamente e negativamente a qualidade das imagens. Ou seja, os valores dos pixels que formam a imagem resultante são corrompidos. Diante do cenário apresentado, neste estudo é proposto um método baseado em operadores da morfologia matemática e filtragem *Block-Matching 3D* (BM3D) para reduzir ruído e preservar detalhes em imagens médicas de tomografia computadorizada de baixa radiação. O método é dividido em dois estágios principais, nomeados como: segmentação estrutural e filtragem de ruído. O primeiro estágio é responsável por separar a imagem em duas regiões denominadas *foreground* e *background*, onde passarão pelo processo de filtragem de ruído, no segundo estágio do método, a partir de operadores morfológicos e filtragem BM3D. O método proposto foi testado em 991 imagens de dentais e 460 imagens pulmonares de TC de baixa radiação. Os resultados experimentais obtidos pelo método proposto foram comparados com os resultados de diversos filtros presentes no estado-da-arte e validados utilizando as métricas quantitativas PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*), SSIM (*Structural Similarity*), MSE (*Mean-Squared Error*) e EPI (*Edge Preservation Index*). Os resultados médios obtidos pelo método proposto para imagens dentais demonstraram performance superior em relação a todos filtros avaliados, com valores quantitativos médios de PSNR de 28.78, 0.82 na métrica SSIM, MSE de 177.06 e 91% em preservação de bordas, de acordo com a métrica EPI. Já para imagens do pulmão, o PSNR médio foi de 19.77, o SSIM médio foi de 0.74, erro quadrático médio de 181.98 e EPI médio de 0.82. Os resultados, tanto quantitativos quanto visuais, foram satisfatórios, provando que o método proposto consegue reduzir ruído e preservar detalhes eficientemente.

Palavras-chave: Baixa Radiação. Redução de Ruído. Preservação de Detalhes. Morfologia Matemática. BM3D.

ABSTRACT

COMPUTATIONAL METHOD FOR NOISE FILTERING AND DETAIL PRESERVATION IN LOW RADIATION COMPUTED TOMOGRAPHIC MEDICAL IMAGES

AUTHOR: RÔMULO MARCONATO STRINGHINI
ADVISOR: DANIEL WELFER

Computed tomography (CT) is an extremely important tool to realize medical imaging exams and obtain an accurate medical diagnosis of internal structures of a patient. Compared to other traditional imaging exams, CT is more efficient, where a digital geometry processing is used to generate a 3D image of an internal structure of an object, or patient, from a series of 2D images obtained during various rotations of the CT scan around the scanned object. Also taking in consideration traditional imaging exams such as X-ray, MRI or ultrasound, for example, the CT technique uses higher radiation doses than such exams, providing high quality images. However, exposing patients to constant high doses of radiation is a negative factor of this type of examination and, because of that, the medical community has focused on decreasing the radiation dose of CT scans following the ALARA principle (As Low As Reasonably Achievable), which aims to minimize the radiation dose to a certain level while maintaining an acceptable obtained image and medical diagnosis. Nevertheless, the images acquired in low-dose CT (LDCT) scans are degraded by undesirable artifacts, known as noise, which affects negatively the image quality. That is, the pixels values of the obtained image are corrupted. Given the presented scenario, in this study is proposed a method based on mathematical morphology operators and Block-Matching 3D (BM3D) filtering to reduce noise and preserve details in low-dose computed tomography medical images. The method is divided into two main stages, named as: image segmentation and noise filtering. The first stage is responsible for separating the input image in two main regions named as foreground and background which will pass through a noise filtering process by morphological operators and BM3D technique in the second stage. The proposed method was tested on 991 dental images and 460 lung images from low-dose CT scans. The experimental results obtained by the proposed method were compared with the results of several state-of-the-art filters and validated using the PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity), MSE (Mean-Squared Error) and EPI (Edge Preservation Index) quantitative metrics. The average results obtained by the proposed method for dental images demonstrate superior performance compared to the evaluated filters, with average quantitative PSNR values of 28.78, 0.82 in SSIM metric, MSE of 177.06 and 91% in edge preservation metric. For the images of the lung, the average PSNR value obtained was 19.77, 0.74 for the SSIM metric, 181.98 on MSE and average EPI of 0.82. The results, both visual and quantitative, were satisfactory, proving that the proposed method can reduce noise and preserve details efficiently.

Keywords: Low-dose. Noise Reduction. Details Preservation. Mathematical Morphology. BM3D.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	À esquerda, representação esquemática de um scanner de TC de primeira geração que usa translação e rotação da fonte e um único detector para coletar um conjunto de projeções paralelas unidimensional. À direita, representação de um scanner de TC atual, que utiliza um feixe de raios-X e uma série de detectores, que requerem apenas rotação. Fonte: (BOVIK, 2010).	22
Figura 2 –	Exemplos de imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação.	24
Figura 3 –	Resumo da contribuição e foco deste trabalho.	25
Figura 4 –	Esquema de processamento no domínio da frequência (STRINGHINI; WELFER; DOTTO, 2018).	28
Figura 5 –	(a) Imagem original da Lena. (b) Imagem degradada por ruído Gaussiano. (c) Imagem resultante do filtro da mediana.	30
Figura 6 –	(a) Imagem original da Lena. (b) Imagem degradada por ruído sal e pimenta. (c) Imagem resultante do filtro da mediana.	30
Figura 7 –	Exemplos de elementos estruturantes de diferentes formatos.	31
Figura 8 –	(a) Imagem dental ruidosa. (b) Imagem resultando do operador de dilatação. (c) Imagem resultante do operador de erosão.	32
Figura 9 –	(a) Imagem dental ruidosa. (b) Imagem resultando do operador de abertura. (c) Imagem resultante do operador de fechamento.	33
Figura 10 –	Característica do ruído sal-e-pimenta. (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.	34
Figura 11 –	Característica do ruído Gaussiano. (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.	35
Figura 12 –	Característica do ruído Poisson. (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.	35
Figura 13 –	Característica do ruído <i>speckle</i> . (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.	36
Figura 14 –	Visão geral do primeiro estágio do método proposto.	47
Figura 15 –	Imagem em tons de cinza, à esquerda, e seu histograma, à direita.	49
Figura 16 –	Histograma dos pixels do <i>foreground</i> , à esquerda, e do <i>background</i> , à direita.	49
Figura 17 –	À direita, a imagem resultando do método de Otsu com <i>threshold</i> igual a 3.	49
Figura 18 –	(a) Imagem dental de entrada ruidosa em tons de cinza f_2 . (b) Imagem f_3 resultante da reconstrução por abertura. (c) Imagem f_4 após o limiar de Otsu. (d) <i>Foreground</i> ruidoso f_5 . (e) <i>Background</i> ruidoso f_6	50
Figura 19 –	(a) Imagem pulmonar de entrada ruidosa em tons de cinza f_2 . (b) Imagem f_3 resultante da reconstrução por abertura. (c) Imagem f_4 após o limiar de Otsu. (d) <i>Foreground</i> ruidoso f_5 . (e) <i>Background</i> ruidoso f_6	51
Figura 20 –	Visão geral do segundo estágio do método proposto.	52
Figura 21 –	Fluxograma da técnica BM3D. Retirado de (DABOV et al., 2007).	54
Figura 22 –	Imagens dentais resultantes de cada passo do segundo estágio do método proposto. (a) Imagem f_7 resultante do operador de abertura. (b) f_8 após CLAHE. (c) Imagem f_9 após a reconstrução por dilatação. (d) <i>Foreground</i> filtrado f_{10} . (e) <i>Background</i> filtrado f_{11} . (f) Imagem final f_{12} do método proposto.	55

Figura 23 –	Imagens pulmonares resultantes de cada passo do segundo estágio do método proposto. (a) Imagem f_7 resultante do operador de abertura. (b) f_8 após CLAHE. (c) Imagem f_9 após a reconstrução por dilatação. (d) <i>Foreground</i> filtrado f_{10} . (e) <i>Background</i> filtrado f_{11} . (f) Imagem final f_{12} do método proposto.	56
Figura 24 –	Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens dentais ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.	57
Figura 25 –	Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens dentais ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.	58
Figura 26 –	Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens pulmonares ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.	59
Figura 27 –	Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens pulmonares ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.	60
Figura 28 –	Exemplos de imagens dentais de TC de baixa radiação utilizadas neste trabalho.	62
Figura 29 –	Exemplos de imagens do pulmão de TC de baixa radiação utilizadas neste trabalho.	63
Figura 30 –	Performance visual obtida pelo filtro da mediana. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pelo filtro.	70
Figura 31 –	Performance visual obtida pelos filtros de Wiener e Gaussiano. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem de Wiener, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem Gaussiana.	71
Figura 32 –	Performance visual obtida pelos filtros guiado e bilateral. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem guiada, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem bilateral.	72
Figura 33 –	Performance visual obtida pelos filtros BM3D e bitônico. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem BM3D, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem bitônica.	73
Figura 34 –	Performance visual obtida pelos filtros AWMF e AMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem AWMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem AMF.	74
Figura 35 –	(a) Original. (b) Neigh-Shrink SURE. (c) Visu-Shrink. (d) SURELET. (e) DSWT com <i>threshold</i> rígido. (f) DSWT com <i>threshold</i> suave. (g) DST.	75
Figura 36 –	Performance visual obtida pela técnica NLM. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	76
Figura 37 –	Performance visual obtida pelos filtros NLM-MCIA e OBNLM. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem NLM-MCIA, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem OBNLM.	77
Figura 38 –	Performance visual obtida pela técnica de difusão anisotrópica. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	78

Figura 39 – Performance visual obtida pela técnica Beltrami. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	79
Figura 40 – Performance visual obtida pelos filtros PSMF e NAFSMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem PSMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem NAFSMF.	80
Figura 41 – Performance visual obtida pelo filtro MDBUTMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	81
Figura 42 – Performance visual obtida pelo filtro OCS. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	82
Figura 43 – Performance visual obtida pelo filtro TTV. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	83
Figura 44 – Performance visual obtida pela técnica proposta por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015). As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	84
Figura 45 – Performance visual obtida pelo método proposto. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pelo método proposto.	85
Figura 46 – Comparação de performance visual entre o método proposto e as duas melhores técnicas avaliadas. (a) Imagem original. (b) Método proposto. (c) BM3D. (d) OBNLM.	86
Figura 47 – Performance visual obtida pelo filtro da mediana. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	87
Figura 48 – Performance visual obtida pelos filtros AWMF e AMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem AWMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem AMF.	88
Figura 49 – Performance visual obtida pelos filtros PSMF e NAFSMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem PSMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem NAFSMF.	89
Figura 50 – Performance visual obtida pelo filtro MDBUTMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	90
Figura 51 – Performance visual obtida pelos filtros Gaussiano e guiado. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem Gaussiana, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem guiada.	91
Figura 52 – Performance visual obtida pelo filtro bilateral. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	92

Figura 53 – Performance visual obtida pelos filtros BM3D e bitônico. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela filtragem BM3D, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes do filtro bitônico.	93
Figura 54 – (a) Original. (b) Neigh-Shrink SURE. (c) SURELET. (d) Visu-Shrink. (e) DSWT com <i>threshold</i> rígido. (f) DSWT com <i>threshold</i> suave. (g) DST.	94
Figura 55 – Performance visual obtida pelas técnicas de difusão anisotrópica e Beltrami. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica de difusão anisotrópica, enquanto as imagens (g), (h) e (i) são resultantes da técnica Beltrami.	95
Figura 56 – Performance visual obtida pelos filtros NLM e NLM-MCIA. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica NLM, enquanto as imagens (g), (h) e (i) são resultantes da técnica NLM-MCIA.	96
Figura 57 – Performance visual obtida pelo filtro OB_NLM. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	97
Figura 58 – Performance visual obtida pelo filtro TTV. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.	98
Figura 59 – Performance visual obtida pelos filtros OCS e pelo proposto por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015). As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica OCS, enquanto as imagens (g), (h) e (i) são resultantes da técnica proposta por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015).	99
Figura 60 – Performance visual obtida pelo método proposto. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pelo método proposto.	100

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Busca realizada na base de dados Springer.....	38
Tabela 2 –	Busca realizada na base de dados ScienceDirect	38
Tabela 3 –	Busca realizada na base de dados da IEEE.....	39
Tabela 4 –	Busca realizada na base de dados Wiley	39
Tabela 5 –	Performance de cada filtro avaliado para imagens dentais de TC de baixa radiação.....	68
Tabela 6 –	Performance de cada filtro avaliado para imagens pulmonares de TC de baixa radiação.....	69

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

UFSM	Universidade Federal de Santa Maria
TC	Tomografia Computadorizada
CT	<i>Computed Tomography</i>
LDCT	<i>Low-Dose Computed Tomography</i>
BM3D	<i>Block-Matching 3D</i>
PSNR	<i>Peak Signal-to-Noise Ratio</i>
SSIM	<i>Structural Similarity</i>
MSE	<i>Mean-Squared Error</i>
EPI	<i>Edge Preservation Index</i>
AWMF	<i>Average Weighted Median Filter</i>
NLM	<i>Non-Local Means</i>
NLM-MCIA	<i>Non-Local Means com Máscara de Convolução Isotrópica Adaptativa</i>
OBNLM	<i>Optimized Bayesian Non-Local Means</i>
DSWT	<i>Discrete Stationary Wavelet Transform</i>
DST	<i>Discrete Shearlet Transform</i>
AMF	<i>Adaptive Median Filter</i>
PSFM	<i>Progressive Switching Median Filter</i>
NAFSMF	<i>Noise Adaptive Fuzzy Switching Median Filter</i>
MDBUTMF	<i>Modified Decision-Based Unsymmetrical Trimmed Median Filter</i>
OCS	<i>Open-Close Sequence</i>
TTV	<i>Truncated Total Variation</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	21
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	27
2.1	FILTRAGEM NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA	27
2.2	FILTRAGEM NO DOMÍNIO ESPACIAL	29
2.3	MORFOLOGIA MATEMÁTICA.....	31
2.4	TIPOS DE RUÍDOS E SUAS CARACTERÍSTICAS	33
3	REVISÃO DA LITERATURA	37
3.1	PROTOCOLO DE PESQUISA	37
3.2	TRABALHOS RELACIONADOS	40
3.3	CONCLUSÕES	45
4	METODOLOGIA PROPOSTA	47
4.1	PRIMEIRO ESTÁGIO: SEGMENTAÇÃO ESTRUTURAL	47
4.2	SEGUNDO ESTÁGIO: FILTRAGEM DE RUÍDO	51
4.3	IMAGENS RESULTANTES DO MÉTODO PROPOSTO	56
4.4	CONCLUSÕES	60
5	MATERIAIS E VALIDAÇÃO	61
5.1	MATERIAIS	61
5.2	MÉTRICAS PARA VALIDAÇÃO	63
6	RESULTADOS EXPERIMENTAIS E DISCUSSÃO	67
6.1	ANÁLISE DOS RESULTADOS NAS IMAGENS DENTAIS	69
6.2	ANÁLISE DOS RESULTADOS NAS IMAGENS PULMONARES	86
6.3	CONCLUSÕES	101
7	CONCLUSÕES	103
	REFERÊNCIAS	105
8	ANEXO A - PARÂMETROS UTILIZADOS EM CADA FILTRO	111
9	ANEXO B - PSEUDOCÓDIGO DO MÉTODO PROPOSTO	115

1 INTRODUÇÃO

O termo tomografia computadorizada (TC) refere-se a um procedimento de imagem de raio-X em que um feixe estreito de raios-X é direcionado ao paciente e rapidamente girado em torno do corpo, produzindo sinais que serão processados pelo computador da máquina de TC para gerar imagens denominadas fatias, ou *slices* (HOUNSFIELD, 1973). Essas fatias são chamadas de imagens tomográficas, contendo informações mais detalhadas e precisas em relação a exames convencionais de raio-X. Uma vez que um número de fatias sucessivas são coletadas pelo computador da máquina, elas podem ser digitalmente "empilhadas" a fim de formar uma imagem tridimensional da estrutura interna do paciente que está sendo examinada, permitindo uma fácil identificação e localização de informações como tumores ou anormalidades, por exemplo e, conseqüentemente, fornecer um diagnóstico médico preciso.

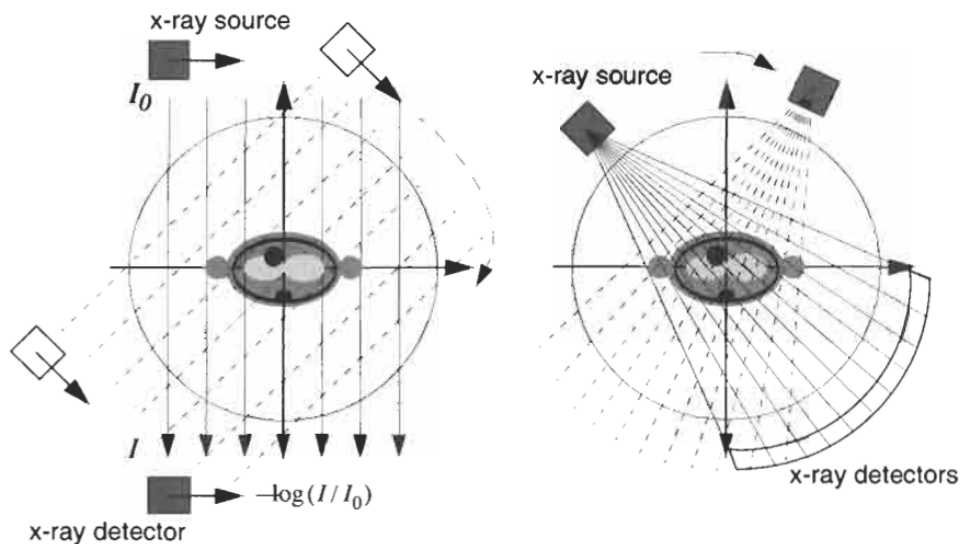
Durante um exame de tomografia computadorizada, o paciente fica deitado em uma cama que se move lentamente através do pórtico enquanto o tubo de raio-X gira em torno do paciente, disparando feixes de raio-X através do corpo. Os aparelhos de TC utilizam, lado oposto à fonte de raio-X, detectores especiais que transformam a radiação em um sinal elétrico que é matematicamente computado através de uma transformada de Radon em uma imagem digital pelo computador da máquina (DIWAKAR; KUMAR, 2018). Esta técnica tem muitas vantagens, incluindo a capacidade de girar a imagem 3D no espaço ou exibir sucessivas fatias 2D, com auxílio do computador do tomógrafo, tornando mais fácil encontrar o local exato em que um problema pode estar localizado, além de fornecer imagens de alta qualidade.

Por outro lado, exames de tomografia computadorizada contém um aspecto negativo muito importante e que vem sendo levado em consideração pela comunidade médica: a alta dosagem de radiação utilizada neste tipo de técnica. Em comparação com exames tradicionais que envolvem doses de radiação, TC utiliza doses de radiação elevadas, resultando em um aumento acentuado de exposição à radiação às pessoas (BRENNER; HALL, 2007).

Diante disso, a quantidade de radiação utilizada em exames de tomografia computadorizada é uma preocupação mundial em relação à saúde das pessoas (LI et al., 2014). Atualmente, a fim de diminuir a dose de radiação e, conseqüentemente, a exposição dos pacientes à altas doses de raio-X, a comunidade médica vem seguindo e tomando como referência o princípio ALARA (*As Low As Reasonably Achievable*), que visa diminuir a dose de radiação a um nível aceitável, mantendo um diagnóstico médico preciso e uma imagem clinicamente aceitável e

legível (LI et al., 2014).

Figura 1 – À esquerda, representação esquemática de um scanner de TC de primeira geração que usa translação e rotação da fonte e um único detector para coletar um conjunto de projeções paralelas unidimensional. À direita, representação de um scanner de TC atual, que utiliza um feixe de raios-X e uma série de detectores, que requerem apenas rotação. Fonte: (BOVIK, 2010).



Além de reduzir a quantidade de radiação utilizada para o exame, existem três outros principais passos para fortalecer a aplicação do princípio ALARA, que consistem em reduzir o tempo de exposição direta à radiação; dobrar a distância entre o corpo do paciente e a fonte de radiação fazendo com que a exposição à radiação seja diminuída em até quatro vezes e utilizar materiais de proteção à exposição de raios-X e gamma, blindando o paciente a essa exposição.

Entretanto, a dose de radiação está diretamente associada à qualidade da imagem adquirida em exames de tomografia computadorizada. Em outras palavras, quanto maior a dose de radiação, melhor será a qualidade da imagem adquirida. Por outro lado, quanto menor a dosagem, pior será a qualidade da imagem (BRENNER; HALL, 2007). Diante disso, imagens provenientes de exames de tomografia computadorizada de baixa radiação são, naturalmente, corrompidas por ruído, tendo sua qualidade afetada negativamente (STRINGHINI et al., 2019). Os ruídos em imagens são, geralmente, classificados como ruído Gaussiano, ruído sal-e-pimenta (*salt-and-pepper*), ruído Poisson e ruído Speckle e seu surgimento pode se originar de diversas fontes (DIWAKAR; KUMAR, 2018), tais como:

- Ruído randômico: pode surgir da detecção de um número finito de baixa unidade de energia de raio-X. Como consequência, a mudança na densidade da imagem é imprevisível e randômica;

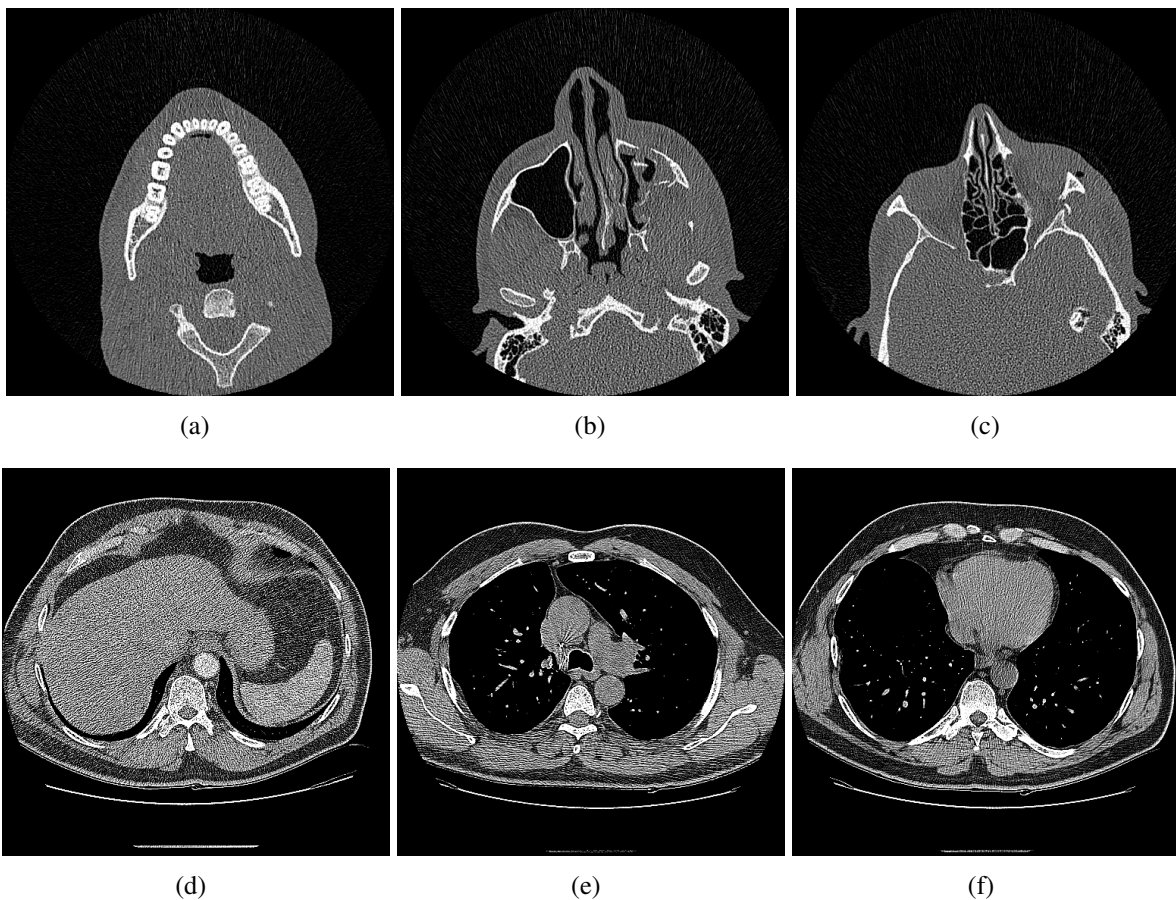
- Ruído estatístico: o ruído estatístico pode surgir devido à flutuações na detecção de um número de quanta de raio-X. A única forma de prevenir esse tipo de ruído é aumentar o número de raios-X transmitidos através de um aumento na dose de radiação;
- Ruído eletrônico: proveniente do recebimento de sinais analógicos ruidosos pelos circuitos eletrônicos;
- Erros de arredondamento: devido ao número limitado de bits para o armazenamento de sinais no computador do aparelho de TC, o cálculo matemático para transformar em sinal digital só é possível através de um arredondamento do valor do sinal. Com isso, tal arredondamento pode gerar um valor incorreto e, conseqüentemente, corromper o pixel da imagem tornando-o ruidoso.

Diante disso, com o objetivo de reduzir o ruído presente em imagens e, conseqüentemente, aprimorar a qualidade das mesmas, diversos filtros foram e vêm sendo propostos na literatura. Para imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação, o objetivo que as técnicas de redução de ruído propostas na literatura procuram alcançar é de suprimir o ruído presente nestas imagens além de preservar detalhes clínicos para que a imagem processada seja útil para o diagnóstico médico (DIWAKAR; KUMAR, 2018). Filtros de suavização e de nitidez acabam não sendo suficientes para alcançar tal objetivo, uma vez que as técnicas de suavização não são suficientes para grandes proporções de ruído e as de nitidez não são eficazes em preservar pequenos detalhes (DIWAKAR; KUMAR, 2018). Em outras palavras, estruturas planas devem permanecer planas, bordas, texturas e contraste devem ser preservados e novos artefatos não devem ser gerados (DIWAKAR; KUMAR, 2018). Com isso, filtrar ruído em imagens médicas provenientes de exames que utilizam baixas doses de radiação é de extrema importância para alavancar e estimular o uso de baixas doses de radiação, pois beneficiará o paciente, que não sofrerá as conseqüências da exposição à altas doses de radiação, e os profissionais da área médica, pois a qualidade das imagens será aprimorada e o diagnóstico médico não será afetado.

Entretanto, o número de filtros propostos na literatura focado em imagens médicas de baixa radiação é pequeno em relação aos dedicados para imagens consideradas "naturais". Em razão disso, diversas técnicas tendem a demonstrar bons resultados para imagens ditas naturais na área de processamento de imagens, porém, quando avaliadas em imagens de natureza médica, a performance não é a mesma. Além disso, é comum encontrar na literatura técnicas que apresentam bons resultados em remover ruídos aditivos, que são adicionados manualmente nas

imagens para validar alguma técnica, mas não apresentam o mesmo desempenho para ruídos naturais, ou seja, aqueles que são adquiridos durante o processo de aquisição da imagem em um exame radiológico. Para compreender e observar os efeitos e as características que ruídos apresentam em uma imagem, a Figura 2 ilustra diferentes imagens ruidosas de tomografia computadorizada de baixa radiação. As imagens (a), (b) e (c), na Figura 2 apresentam imagens dentais, enquanto (d), (e) e (f), na mesma Figura 2, são imagens pulmonares.

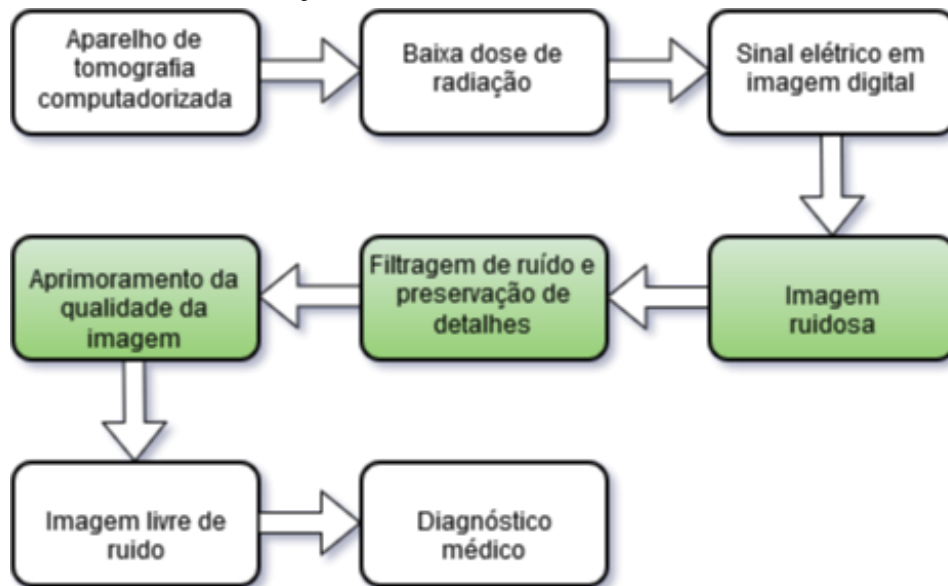
Figura 2 – Exemplos de imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação.



Nesse contexto, a presente dissertação tem por objetivo geral introduzir uma nova metodologia para reduzir o ruído presente em imagens médicas de tomografia computadorizada de baixa radiação, preservando a integridade de importantes detalhes e estruturas. Para isso, é proposto um método de filtragem de ruído e preservação de detalhes através de operadores da morfologia matemática em conjunto com uma filtragem *Block-Matching 3D* (BM3D) e é dividida em dois estágios principais: segmentação estrutural e filtragem de ruído. O método proposto utiliza imagens dentais e pulmonares provenientes de exames de tomografia computadorizada de baixa radiação. Para melhor ilustrar a contribuição deste trabalho, a Figura 3 mostra

o foco, destacado em verde, do estudo realizado para o desenvolvimento do método proposto.

Figura 3 – Resumo da contribuição e foco deste trabalho.



A principal contribuição deste trabalho é a introdução de um novo método para filtrar ruído natural e preservar detalhes em imagens médicas provenientes de exames de tomografia computadorizada de baixa radiação. Assim, será possível aprimorar a qualidade das imagens obtidas neste tipo de exame, além de estimular o uso de baixas doses de radiação.

O restante deste trabalho está organizado como se segue: O Capítulo 2 apresenta uma fundamentação teórica sobre filtragem de ruído em imagens. Em seguida, no Capítulo 3 é apresentado o estado da arte referente ao problema abordado nesta dissertação. O método proposto é apresentado no Capítulo 4. As imagens utilizadas e as métricas para validação estão presentes no Capítulo 5. Os resultados experimentais obtidos pelo método proposto e pelos filtros avaliados são comparados e discutidos no Capítulo 6 e, por fim, o trabalho é sumarizado e concluído no Capítulo 7.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são apresentados e revisados os principais conceitos de filtragem de ruído em imagens na área de processamento de imagens. Primeiramente, são apresentadas técnicas de filtragem presentes no domínio da frequência e do espaço. Em seguida, as principais características, componentes e operadores da morfologia matemática são apresentados e discutidos com exemplos. Além disso, é apresentado, com exemplos, os tipos de ruídos mais comuns encontrados em imagens. O estudo dessas informações foram de extrema importância para o entendimento do problema abordado neste trabalho e, como consequência, da elaboração de um método eficaz para solucionar tal problema.

O principal objetivo de técnicas de filtragem de imagem é obter uma dada imagem de entrada, processá-la de modo que a imagem final, resultante deste processamento, seja mais adequada a uma determinada aplicação (MARQUES FILHO; NETO, 1999). As técnicas de filtragem são, normalmente, classificados em dois domínios: o da frequência e o domínio espacial. As técnicas que operam no domínio da frequência se baseiam na modificação da imagem para seu espectro de frequência, através da transformada de Fourier. Por outro lado, técnicas que atuam no domínio espacial operam diretamente sobre a matriz de pixel da imagem utilizando operações de convoluções de máscaras, também conhecidas como vizinhança ou "kernel"(MARQUES FILHO; NETO, 1999).

2.1 FILTRAGEM NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

A análise da filtragem no domínio da frequência é centrada na transformada de Fourier, onde opera sobre uma dada imagem e produz sua forma equivalente no espaço da frequência. A ideia principal da transformada de Fourier é que qualquer sinal pode ser expresso como uma combinação linear de funções harmônicas com diferentes frequências, denominadas frequência do sinal (SOLOMON; BRECKON, 2000).

As técnicas que englobam o domínio da frequência se baseiam no teorema matemático da convolução. Seja $g(x,y)$ uma imagem formada pela convolução da imagem $f(x,y)$ com a $h(x,y)$, sendo

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) \quad (2.1)$$

onde "*" é o operador de convolução. Assim sendo, pelo teorema da convolução, a relação no

domínio da frequência

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

sendo G , F e H transformadas de Fourier de f , g e h , respectivamente e "." o operador de multiplicação ponto a ponto, também é válida. Em uma técnica de filtragem de uma dada imagem $g(x, y)$ no domínio da frequência, por exemplo, o objetivo após calcular a transformada de Fourier $F(u, v)$, é encontrar $H(u, v)$ de tal modo que a imagem processada sendo

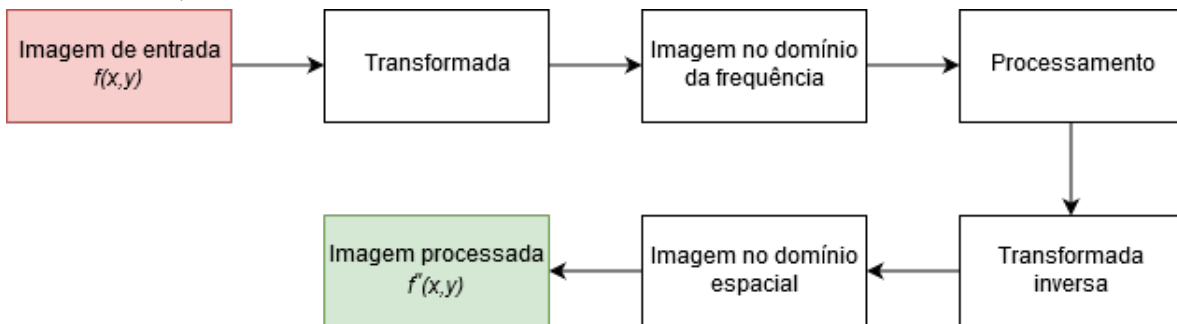
$$g(x, y) = \vartheta^{-1}[F(u, v) \cdot H(u, v)] \quad (2.3)$$

onde ϑ^{-1} é a transformada inversa de Fourier, tenha seus componentes ruídos (de alta frequência) removidos de $g(x, y)$.

Em outras palavras, técnicas presentes no domínio da frequência seguem três passos básicos a seguir, sendo ilustrados, também, pela Figura 4.

1. A imagem é transformada do domínio espacial para o domínio da frequência através da transformada de Fourier;
2. O sinal da frequência da imagem é processado;
3. Para que a imagem processada possa ser visualizada, é realizada a transformada de Fourier inversa, transformando o sinal do domínio da frequência para o domínio espacial.

Figura 4 – Esquema de processamento no domínio da frequência (STRINGHINI; WELFER; DOTTO, 2018).



A técnica proposta por (DONOHO, 1995) que utiliza encolhimento de limiar (*threshold*) em wavelets, é uma das técnicas mais conhecidas do domínio da frequência presentes na literatura. Suponha que é desejado recuperar um sinal f em um sinal ruidoso g , sendo

$$g(n) = f(n) + q(n) \quad (2.4)$$

para $n = 0, 1, \dots, N - 1$, onde q é um ruído aditivo. O método proposto por (DONOHO, 1995) tenta rejeitar o ruído limitando o domínio *wavelet* (BOVIK, 2010). A estimativa do sinal f é dada por

$$\hat{f} = W^{-1}\tau_{\lambda}Wg \quad (2.5)$$

onde os operadores W e W^{-1} são as transformadas *wavelet* discreta (DWT) direta e inversa, respectivamente, e τ_{λ} é um operador ponto-a-ponto de limiarização no domínio das *wavelets* com um limiar (*threshold*) λ . A ideia principal desta técnica é que a representação da *wavelet* pode separar sinal e ruído (BOVIK, 2010). A DWT compacta a energia do sinal em um número pequeno de coeficientes DWT com amplitudes largas e "espalha" a energia do ruído entre um número grande de coeficientes DWT com amplitudes pequenas. Assim sendo, uma operação de limiar (*threshold*) atenua a energia do ruído removendo estes coeficientes pequenos enquanto mantém a energia do sinal sem modificar os coeficientes grandes (BOVIK, 2010).

2.2 FILTRAGEM NO DOMÍNIO ESPACIAL

Técnicas que atuam no domínio espacial operam diretamente sobre a matriz de pixel que formam uma determinada imagem. Matematicamente, a função de processamento de uma imagem no domínio espacial pode ser expressa como

$$g(x, y) = V[f(x, y)] \quad (2.6)$$

onde $g(x,y)$ é a imagem obtida após o processamento, $f(x,y)$ é a imagem original que vai passar por uma determinada técnica de processamento e V é um operador na imagem original, definido em uma certa vizinhança $N \times M$ centrada em (x,y) . A vizinhança centrada em (x,y) pode ser equivalente a uma região de 3×3 , 5×5 ou 7×7 pixels, por exemplo, onde o pixel central é o pixel de referência que receberá um valor determinado pelo operador V , para, ao fim do processamento, formar a imagem $g(x,y)$. Essa vizinhança é movida pixel a pixel até processar toda a matriz formadora da imagem (MARQUES FILHO; NETO, 1999). A máscara de convolução é o fator que mais impacta a qualidade da imagem. Em outras palavras, quanto maior o tamanho da máscara, maior será a distorção, o borramento e a falta de nitidez da imagem (STRINGHINI; WELFER; DOTTO, 2018).

O filtro da mediana é uma técnica amplamente conhecida e que serve como base para a fundamentação de outras diversas técnicas de filtragem de ruído, como filtros adaptativos da

mediana que procuram remover ruído e preservar detalhes de forma mais eficiente (GONZALEZ; WOODS, 2002). A ideia por trás filtro da mediana é substituir o valor de intensidade do pixel central da máscara de convolução, ou vizinhança, pela mediana de seus pixels vizinhos (GOYAL et al., 2018). Para ilustrar o comportamento do filtro da mediana, a Figura 5 (c) ilustra a imagem processada por esta técnica, com máscara de convolução de tamanho 7×7 , para filtrar ruído Gaussiano de densidade 0.05. Já na Figura 6 (c) é apresentada a imagem resultante do mesmo processo de filtragem, porém, para ruído sal e pimenta de densidade 0.10.

Figura 5 – (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem degradada por ruído Gaussiano. (c) Imagem resultante do filtro da mediana.

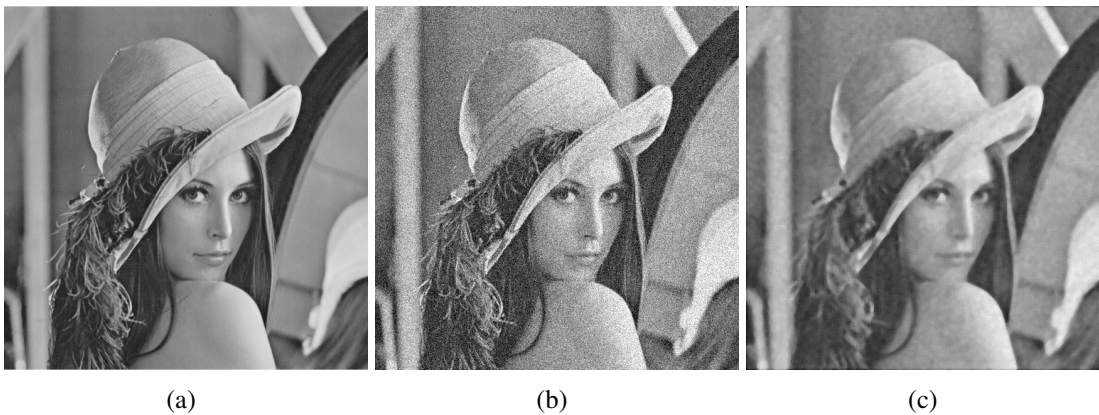
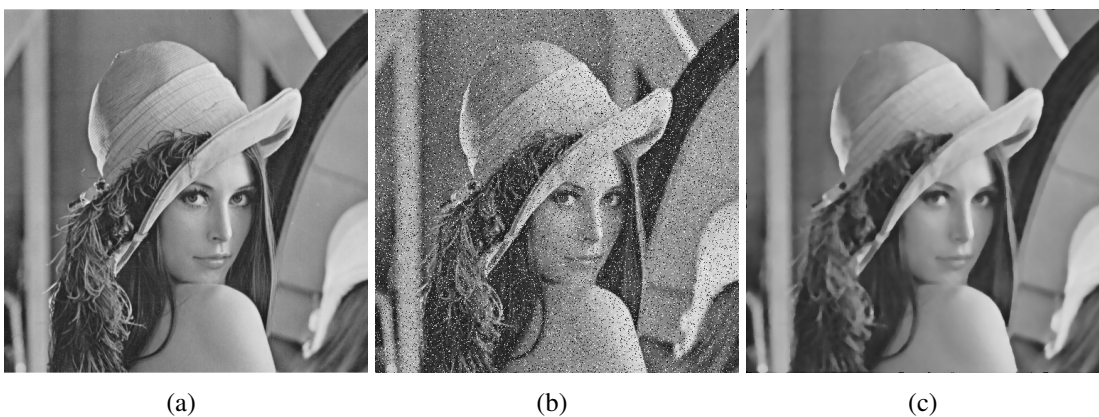


Figura 6 – (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem degradada por ruído sal e pimenta. (c) Imagem resultante do filtro da mediana.

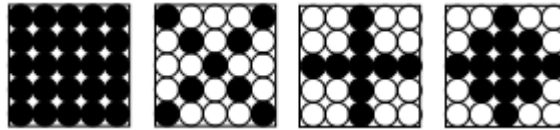


Inserida no domínio espacial, operadores da morfologia matemática proporcionam diferentes operações a serem realizadas em imagens com diferentes finalidades, desde à uma simples detecção de borda quanto uma esqueletização das estruturas que formam uma imagem. A Seção 2.3 apresentada a seguir tem como objetivo apresentar os principais operadores morfológicos e suas características em imagens médicas de exames de TC de baixa radiação.

2.3 MORFOLOGIA MATEMÁTICA

Técnicas de processamento de imagens vem sendo desenvolvidas e propostas na literatura e o campo da morfologia matemática vêm recebendo uma atenção pois proporciona uma análise eficaz das estruturas que formam uma imagem, assim como a possibilidade de realizar operações que envolvam filtragem, segmentação, detecção de bordas ou realce da imagem (SHIH, 2017). A base da morfologia matemática é a teoria dos conjuntos cujo princípio básico consiste em extrair informações relativas à geometria e topologia de uma dada imagem através de um elemento estruturante (FACON, 1996). Segundo (SHIH, 2017), o elemento estruturante pode ser visto como sendo outra imagem, com o mesmo funcionamento de uma máscara de convolução e a imagem processada pode ser modificada ao aplicar elementos estruturantes de diferentes tipos e tamanhos. A Figura 7 ilustra alguns formatos que um elemento estruturante pode assumir (destacados pelos pontos pretos), de acordo com as características da imagem.

Figura 7 – Exemplos de elementos estruturantes de diferentes formatos.



Os principais operadores da morfologia matemática são os operadores de dilatação e erosão que, quando combinados em sequência, formam outros dois operadores importantes, como os de abertura e fechamento. O operador de dilatação δ sobre uma imagem f por um elemento estruturante B em um determinado pixel x é o valor máximo de f na janela definida por S centrada em x . Esse operador pode ser expresso matematicamente como

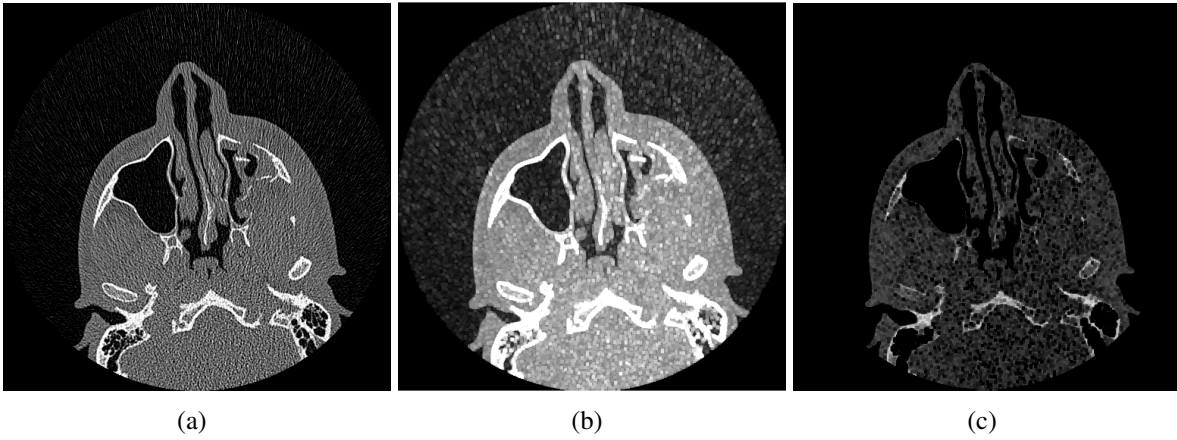
$$(\delta^B(f))(x) = \max_{b \in B} f(x + b) \quad (2.7)$$

Contrariamente, o operador de erosão ε é o valor mínimo de f na janela definida por S centrada em x , podendo ser expresso pela Equação 2.8:

$$(\varepsilon^B(f))(x) = \min_{b \in B} f(x + b) \quad (2.8)$$

Para demonstrar os diferentes efeitos de tais operadores em imagens ruidosas de TC de baixa radiação, a Figura 8 (a) ilustra uma imagem dental ruidosa e as imagens da Figura 8 (b) e (c) mostram, respectivamente, os efeitos dos operadores morfológicos de dilatação e erosão com elementos estruturantes em formato quadrático de tamanho 5.

Figura 8 – (a) Imagem dental ruidosa. (b) Imagem resultando do operador de dilatação. (c) Imagem resultante do operador de erosão.



Quando combinados, os operadores de dilatação e erosão podem representar os operadores de abertura e fechamento. O operador morfológico de abertura γ consiste em dilatar uma imagem f por um elemento estruturante B após uma erosão em f pelo mesmo elemento estruturante. O operador de abertura é denotado, matematicamente, pela Equação 2.9 abaixo:

$$\gamma^B = \delta^B(\varepsilon^B(f)) \quad (2.9)$$

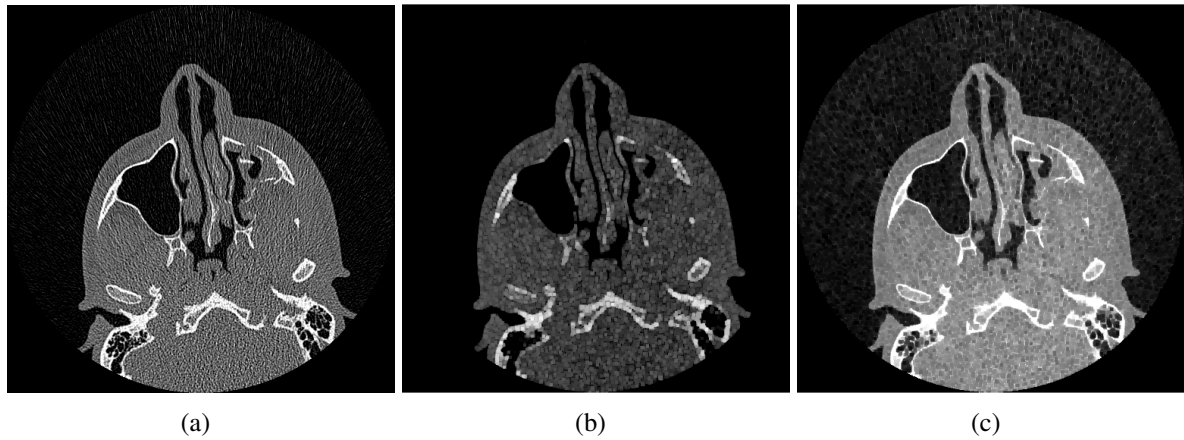
Por outro lado, o operador morfológico de fechamento φ consiste em erodir uma imagem f por um elemento estruturante B após dilatar f pelo mesmo elemento estruturante e é expresso por:

$$\varphi^B = \varepsilon^B(\delta^B(f)) \quad (2.10)$$

A operação de abertura tende a remover objetos brilhantes de tamanho pequeno e quebrar conexões estreitas entre dois objetos brilhantes e, contrariamente, o operador de fechamento tende a preservar pequenos objetos mais brilhantes do que o fundo da imagem e conectar objetos brilhantes separados por pequenas lacunas (SHIH, 2017). A Figura 9 ilustra os efeitos dos operadores morfológicos de abertura e fechamento em uma dada imagem, com um elemento estruturante de formato quadrático com tamanho 5.

Neste trabalho, além destes operadores morfológicos, também foram utilizados operadores de reconstrução morfológica por dilatação e abertura por reconstrução. Uma reconstrução extrai componentes conectados de uma imagem máscara I os quais são marcados por uma imagem marcadora J contida em I (VINCENT, 1993). A reconstrução morfológica por dilatação $\rho_I(J)$ de uma imagem máscara I pela marcadora J é obtida através de dilatações de J em I até

Figura 9 – (a) Imagem dental ruidosa. (b) Imagem resultando do operador de abertura. (c) Imagem resultante do operador de fechamento.



que a estabilidade seja alcançada, sendo matematicamente expressa por

$$\rho_I(J) = \bigvee_{n \geq 1} \delta_I^{(n)}(J) \quad (2.11)$$

onde δ é o operador morfológico de dilatação. Similarmente, a operação morfológica de abertura por reconstrução, neste caso denominada por $\rho_I^*(J)$ é expresso por

$$\rho_I^*(J) = \bigvee_{n \geq 1} \delta_I^{(n)}(\gamma_J) \quad (2.12)$$

onde γ_J é o operador de abertura denotado por $\delta^B(\varepsilon^B(J))$.

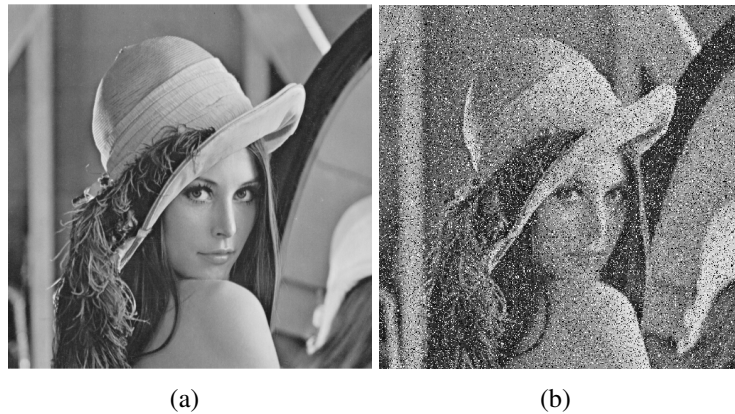
A seguir, a Seção 2.4 apresenta os diferentes tipos de ruídos que podem se fazer presentes em imagens e suas principais características e efeitos.

2.4 TIPOS DE RUÍDOS E SUAS CARACTERÍSTICAS

Ruído é definido por (VERMA; ALI, 2013) como sendo um artefato indesejável, produzindo uma variação aleatória no valor de intensidade da imagem, definida pelos pixels que a formam, e é produzido durante o processo de aquisição ou transmissão de uma imagem. Diferentes fatores são responsáveis pelo surgimento de ruído durante a aquisição de uma imagem, dentre eles estão a interferência no canal de transmissão de uma imagem, flutuações na detecção de um número quanta de raio-X, erros durante a transmissão de um sinal eletrônico ou, até mesmo, erros de arredondamento no cálculo matemático feito pelo computador de um aparelho de tomografia computadorizada, por exemplo. Geralmente, ruídos em imagens são classificados como sendo ruído sal-e-pimenta (*salt-and-pepper*), ruído Gaussiano, ruído Poisson e ruído *speckle*.

O ruído sal-e-pimenta refere-se a uma ampla variedade de processos que resultam na mesma degradação da imagem: poucos ruídos são ruídosos, mas sendo muito ruidosos. Tal ruído altera o valor de um pixel corrompido para seu valor máximo ou mínimo e sua principal característica em uma imagem é apresentar pixels brancos (sal) e pretos (pimenta). É gerado, principalmente, durante o processo de captura e armazenamento de imagens, devido à falsas posições na memória e sensores danificados (WANG et al., 2016). Neste tipo de ruído, o valor do pixel corrompido será branco (sal) quando sua intensidade for alterada para 255 (valor máximo) e, por outro lado, será preto (pimenta) quando sua intensidade for 0 (valor mínimo). A Figura 10 ilustra a imagem da Lena corrompida por ruído sal-e-pimenta com densidade 0.5.

Figura 10 – Característica do ruído sal-e-pimenta. (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.



O ruído Gaussiano é causado, principalmente, por problemas de iluminação ou de alta temperatura durante o processo de aquisição da imagem (VERMA; ALI, 2013) e é composto de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas. O pixel corrompido por este tipo de ruído tem seu valor alterado seguindo uma distribuição de Gauss, definida por sua função densidade de probabilidade e expressa por

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.13)$$

onde $p(x)$ é o ruído na imagem definido pela distribuição de Gauss, σ é o desvio padrão e μ a média. O aspecto visual característico do ruído Gaussiano é ilustrado pela Figura 11 (b), onde $\sigma = 25$.

Figura 11 – Característica do ruído Gaussiano. (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.



Quando o número de fótons detectados pelo sensor durante a aquisição da imagem não é suficiente para fornecer informações estatísticas, a imagem obtida será afetada por ruído Poisson. O ruído segue a distribuição de Poisson e é definido pela função densidade de probabilidade com parâmetro λ

$$p(x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!} \quad (2.14)$$

para $k > 0$. Tipicamente, uma imagem corrompida por ruído Poisson terá um aspecto chuscado, similar ao ruído Gaussiano, onde as regiões mais claras apresentarão esse aspecto de forma mais intensa, ou seja, com λ maior (BOVIK, 2010). A Figura 12 (b) ilustra o aspecto que a imagem corrompida por ruído Poisson apresentará.

Figura 12 – Característica do ruído Poisson. (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.



Segundo (BOVIK, 2010), o ruído *speckle* é um dos modelos de ruído mais complexos que existem. Quando a luz de uma fonte consistente, seja ela um radar ou laser, por exemplo, atinge a superfície de um objeto, ela é refletida de volta. Entretanto, devido às variações da

rugosidade da superfície dentro de um pixel na imagem, o sinal refletido está sujeito à aleatórias variações de fase e amplitude, podendo alterar o valor do pixel à altas ou baixas intensidades, caracterizando um ruído *speckle* (BOVIK, 2010). Esse ruído é muito comum em imagens de radar de abertura sintética (SAR) (VERMA; ALI, 2013) e seu efeito pode ser observado através da Figura 13 (b).

Figura 13 – Característica do ruído *speckle*. (a) Imagem original da Lena. (b) Imagem ruidosa.



Nesse capítulo foram revisados os principais conceitos de filtragem no domínio da frequência e do espaço, assim como os principais operadores da morfologia matemática, como, por exemplo, os operadores de dilatação e erosão, a definição de elemento estruturante, operadores morfológicos de abertura e fechamento, assim como os operadores de reconstrução por dilatação e abertura por reconstrução. Além disso, foram apresentados os principais tipos de ruído e seus aspectos visuais em imagens. No capítulo seguinte, são discutidos os principais trabalhos que visam filtrar ruídos em imagens presentes na literatura.

3 REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo apresenta e discute os principais trabalhos diretamente ligados ao tema abordado nesta dissertação. Inicialmente, foram revisados trabalhos que propuseram técnicas de filtragem de ruído para imagens ditas naturais. Após, métodos voltados à imagens médicas foram analisados e estudados profundamente. A metodologia científica adotada neste trabalho baseou-se no processo de revisão sistemática descrita por (FERENHOF; FERNANDES, 2015), entretanto, adaptada para o uso da ferramenta Mendeley. A estratégia de pesquisa adotada para a revisão da literatura do tema abordado nesta dissertação contemplou as seguintes fases:

- Definição de palavras-chave sobre o tema abordado;
- Consulta nas bases de dados Springer, ScienceDirect, IEEE e Wiley;
- Utilização da ferramenta Mendeley para o gerenciamento dos artigos selecionados;
- Filtragem de conteúdo;
- Leitura, compreensão e análise dos artigos filtrados.

3.1 PROTOCOLO DE PESQUISA

As palavras-chave relacionadas com o tema discutido neste trabalho foram aplicadas nas diferentes bases de dados mencionadas acima. Os artigos relacionados foram buscados em todas as áreas de conhecimento disponíveis em cada base. A Tabela 1 mostra um exemplo das palavras-chave utilizadas na pesquisa de artigos na base de dados Springer e o número de artigos retornados. Como é possível observar na Tabela 1, a palavra-chave "*noise filtering*" retornou uma quantidade muito grande de artigos por ser pouco específica. Diante disso, foram utilizados outros termos mais específicos com a finalidade de filtrar melhor a base de dados. A seleção de artigos foi dada de acordo com a necessidade de buscar conhecimentos sobre o tema abordado neste trabalho. Artigos publicados entre os anos de 2002 e 2019 tiveram uma atenção especial, entretanto, artigos anteriores à estas não foram descartados, uma vez que existem técnicas consideradas "antigas" porém de extrema importância na literatura.

Tabela 1 – Busca realizada na base de dados Springer

Palavras-chave	Artigos retornados
"Noise filtering"	153933
"Image noise filtering"	82611
"Medical image noise filtering"	26214
"Computed tomography noise filtering"	8665
"Low dose image noise filtering"	8889
"Low dose CT image noise filtering"	2626
"Morphological image noise filtering"	1662
"Mathematical morphology image noise filtering"	525
"Mathematical morphology medical image noise filtering"	494

Na base de dados ScienceDirect, a palavra-chave menos específica retornou ainda mais resultados. A Tabela 2 descreve os resultados retornados para cada palavra-chave utilizada nesta base.

Tabela 2 – Busca realizada na base de dados ScienceDirect

Palavras-chave	Artigos retornados
"Noise filtering"	402040
"Image noise filtering"	186653
"Medical image noise filtering"	51358
"Computed tomography noise filtering"	18503
"Low dose image noise filtering"	21724
"Low dose CT image noise filtering"	6745
"Morphological image noise filtering"	44045
"Mathematical morphology image noise filtering"	11351
"Mathematical morphology medical image noise filtering"	4515

Para a base de dados da IEEE, a *Xplore Digital Library*, os resultados são descritos pela Tabela 3. Nessa base, as palavras-chave retornaram um número menor de artigos, comparado com os resultados das bases anteriores e da Wiley, descrita pela Tabela 4. Com isso, a base de dados da IEEE foi utilizada com maior frequência dentre as bases de dados utilizadas na revisão da literatura, pois proporcionou uma melhor filtragem e seleção de artigos que pudessem ser avaliados, estudados e compreendidos dentro de um período de tempo plausível para a elaboração deste trabalho.

Tabela 3 – Busca realizada na base de dados da IEEE

Palavras-chave	Artigos retornados
"Noise filtering"	76687
"Image noise filtering"	19466
"Medical image noise filtering"	3944
"Computed tomography noise filtering"	963
"Low dose image noise filtering"	148
"Low dose CT image noise filtering"	103
"Morphological image noise filtering"	740
"Mathematical morphology image noise filtering"	379
"Mathematical morphology medical image noise filtering"	69

Tabela 4 – Busca realizada na base de dados Wiley

Palavras-chave	Artigos retornados
"Noise filtering"	171133
"Image noise filtering"	86849
"Medical image noise filtering"	43248
"Computed tomography noise filtering"	13617
"Low dose image noise filtering"	15353
"Low dose CT image noise filtering"	7276
"Morphological image noise filtering"	22881
"Mathematical morphology image noise filtering"	5714
"Mathematical morphology medical image noise filtering"	3975

Até o presente momento, os artigos foram selecionados de acordo com as palavras-chave utilizadas na pesquisa e salvos na ferramenta Mendeley de forma sistemática. A filtragem dos artigos seguiu dois critérios principais. O primeiro deles foi a língua em que o artigo foi escrito, sendo apenas selecionados artigos escritos em inglês. O segundo critério foi o conteúdo dos artigos, sendo descartados aqueles que não possuíam nenhuma conexão ou relevância de acordo com o contexto deste trabalho. Após concluído o protocolo de pesquisa, foram selecionados mais de 300 artigos presentes na literatura para estudo e compreensão, levando em consideração, principalmente, o conteúdo e importância para a pesquisa realizada neste trabalho.

Na próxima seção, serão descritos e discutidos alguns dos principais artigos presentes na literatura que abordam filtragem de ruído com preservação de detalhes.

3.2 TRABALHOS RELACIONADOS

Ze-Feng et al. (ZE-FENG; ZHOU-PING; YOU-LUN, 2006) introduziram uma filtragem de ruído impulsivo (sal e pimenta) utilizando operadores da morfologia matemática. Primeiramente, é feita a detecção dos pixels ruidosos através dos operadores morfológicos de abertura, utilizado para remover o ruído branco, e de fechamento, para remover o ruído preto. Para determinar se um pixel é ruidoso ou não, foi comparada a distância absoluta dos operadores morfológicos com um *threshold*. Após a detecção do ruído, dois filtros utilizando sequências de operadores de abertura e fechamento são aplicados. Primeiro, é aplicado um filtro denominado abertura-fechamento para remover boa parte dos pixels brancos (sal) para, posteriormente, aplicar um filtro fechamento-abertura para remover o ruído preto (pimenta). Entretanto, foi observado que, mesmo após a aplicação destes dois filtros, resquícios de ruído ainda se faziam presente nas imagens resultantes de cada filtragem. Com isso, foi aplicada uma técnica denominada *Block Smart Erase* (BSE) que utiliza uma máscara de convolução para filtrar os pixels ruidosos restantes. Assim, caso fosse encontrado um pixel com valores 1 ou 255, ou seja, corrompidos por ruído branco ou preto, respectivamente, a técnica atribui um novo valor ao pixel corrompido como sendo a média dos pixels formadores da máscara de convolução (janela de vizinhança). De acordo com os resultados obtidos, o filtro proposto removeu quase que por completo o ruído das imagens enquanto detalhes foram preservados de forma satisfatória. Entretanto, dois aspectos negativos podem ser observados neste estudo. O primeiro é relacionado às imagens que foram utilizadas pelos autores para a validação do método, sendo elas imagens da Lena, do mandrill e da ponte. Ou seja, não foram utilizadas imagens médicas para fins validativos. Por fim, o segundo ponto negativo é em relação à quantidade de imagens utilizadas, onde, aparentemente, foi utilizado um conjunto de apenas 3 imagens para testes.

Proposto por Treece (TREECE, 2016), o filtro bitônico apresenta melhor preservação de borda e detalhes que o filtro da mediana e capacidade superior de reduzir ruído em relação ao filtro Gaussiano, e é aplicável a diversos tipos de sinais e ruídos. O filtro bitônico é baseado na definição do sinal como sendo bitônico. Em outras palavras, uma sequência dita bitônica é aquela que aumenta monotonicamente até um pico e depois diminui da mesma forma. Ou seja, o sinal contém apenas um máximo local ou apenas um mínimo local, abrangendo igualmente sinais suaves e sinais que contém bordas (TREECE, 2016). O filtro é constituído por operadores morfológicos robustos de abertura e fechamento, além de uma filtragem Gaussiana. Os ope-

radores morfológicos removem efetivamente sinais bitônicos e o filtro Gaussiano, neste caso, reduz qualquer resíduo de ruído ponderando os resultados dos operadores morfológicos. Treece utilizou imagens naturais, como as do barco, da pimenta, da casa, das frutas e das tulipas para validar seu método, corrompendo-as por ruído Gaussiano. Nas métricas SNR (relação sinal-ruído) e SSIM (similaridade estrutural), o filtro bitônico não obteve os melhores resultados, entretanto, obteve uma performance satisfatória para todas as imagens testadas, sendo melhor, inclusive, que os filtros morfológicos avaliados. Além disso, onde o ruído não é uniformemente distribuído na imagem, o filtro proposto por Treece é capaz de obter uma taxa de redução de ruído melhor, com boa preservação de detalhes. Entretanto, a técnica não é validada utilizando imagens médicas e, como observado em (ZE-FENG; ZHOU-PING; YOU-LUN, 2006), o conjunto de imagens é muito pequeno.

Dabov et al. (DABOV et al., 2007) introduziram uma técnica de filtragem baseada em uma representação esparsa aprimorada no domínio das transformadas (frequência), denominada *Block-Matching 3D* (BM3D). A técnica coleta fragmentos similares 2D em uma dada imagem e os agrupa em uma estrutura de dados de dimensão 3, denominada grupo. Este agrupamento é obtido através de correspondência de blocos (*block-matching*), onde fragmentos similares a um bloco de referência são agrupados aos grupos 3D. Os fragmentos cuja distância em relação ao bloco de referência é menor do que um dado *threshold* é considerado similar e, então, é agrupado à estrutura 3D. Após o agrupamento, é feita uma filtragem colaborativa no domínio das transformadas (frequência) em cada grupo, através de uma transformada 3D, utilizando um *threshold* rígido e filtragem de Wiener para atenuar o ruído da imagem. Por fim, é feita uma agregação para que cada grupo filtrado forme a imagem processada. Os resultados obtidos pelo método proposto por Dabov et al. demonstraram performance superior às técnicas avaliadas. Além disso, a técnica demonstrou boa preservação de detalhes em áreas uniformes, texturas repetidas e de bordas. A técnica BM3D demonstrou ser uma técnica eficaz e pode ser adaptada para diversos modelos de ruído, além de ser eficiente em imagens em tons de cinza e coloridas. Entretanto, o conjunto de imagens utilizado para validação não continha nenhuma imagem médica, apenas imagens ditas naturais.

O filtro guiado (HE; SUN; TANG, 2010) considera as informações de uma imagem de entrada, de orientação e de saída. A imagem de orientação pode ser a mesma de entrada, uma versão diferente da imagem de entrada ou uma imagem completamente diferente. É definida uma máscara de convolução $M \times N$ que processa os pixels da imagem de orientação, aplicando-os

na imagem de entrada. Após, os pixels da imagem de entrada, resultantes do processo anterior, são calculados de acordo com suas respectivas cores e similaridade espacial, resultando na imagem final da técnica. He et al. (HE; SUN; TANG, 2010) relatam que o filtro guiado é muito efetivo e eficiente para uma grande variedade de aplicações na área de visão computacional, como redução de ruído, realce de detalhes, compressão HDR, entre outros.

Yuan e Li (YUAN; LI, 2015) propuseram um filtro alternado utilizando operadores morfológicos e filtro da mediana. Os pixels corrompidos por ruído são detectados através dos operadores morfológicos de dilatação, erosão, abertura e fechamento. Yuan e Li (YUAN; LI, 2015) combinaram, então, estes operadores morfológicos para gerar os operadores de gradiente, *top-hat* branco e *top-hat* preto, para suprimir ruído sal e pimenta. Os pixels ruidosos detectados são restaurados combinando uma filtragem por mediana aprimorada com operadores morfológicos condicionais de abertura e fechamento. Em relação aos filtros avaliados, a técnica proposta pelos autores demonstrou resultados superiores ao remover ruído e preservar detalhes. Entretanto, os autores utilizaram apenas 4 imagens naturais corrompidas por ruído impulsivo sal e pimenta, sendo elas a da ponte, do barco, da Barbara e da pimenta.

Uma técnica muito conhecida para filtragem de ruído foi proposta por (BUADES; COLL; MOREL, 2005), denominada *Non-Local Means* (NLM). A técnica se baseia pelo fato de que imagens possuem características que se repetem não somente localmente, mas globalmente. De acordo com Li et al. (LI et al., 2014), *Non-Local Means* é uma estratégia eficiente de redução de ruído que explora as informações redundantes inerentes presentes na maioria das imagens. Além disso, NLM generaliza a noção de diferenças espaciais e utiliza uma medida de similaridade entre fragmentos próximos na imagem para estimar a estrutura subjacente da imagem. A técnica realiza uma média ponderada entre todos os pixels da imagem, levando em consideração a semelhança das vizinhanças entre pixels para poder determinar o valor estimado em um determinado pixel em questão (BUADES; COLL; MOREL, 2005).

Baseada na abordagem NLM, Verma et al. (VERMA; PANDEY, 2015) introduziram uma técnica de máscara de convolução isotrópica adaptativa na técnica *Non-Local Means*. A ideia principal da técnica proposta pelos autores é de selecionar uma máscara de convolução isotrópica adaptativa para cada pixel da imagem de acordo com a região do pixel, baseada na diferença de tons de cinza (VERMA; PANDEY, 2015). Se um pixel se encontra numa região homogênea (de acordo com a variação de tons de cinza), o tamanho da máscara de convolução será pequena e irá abranger um número pequeno de pixels. Por outro lado, caso um determinado

pixel esteja presente em uma região não homogênea, ou seja, com muita variação de tons de cinza, a performance em reduzir ruído será baixa, uma vez que mais pixels serão utilizados para processar o determinado pixel em tal região. Os resultados obtidos pelos autores mostraram-se promissores para o conjunto de imagens utilizados, que não apresentou nenhuma imagem de natureza médica. Além disso, Coupe et al. (COUPÉ et al., 2009) também propuseram uma metodologia adicional à técnica NLM, denominada de *Optimized Blockwise Non-Local Means* (OBNLM) que automaticamente ajusta o parâmetro de suavização, utilizando uma técnica de suavização a partir de blocos 3D. Coupe et al. (COUPÉ et al., 2009) validaram o método proposto utilizando imagens de ressonância magnética do cérebro, afetadas por ruído Gaussiano. Os resultados obtidos pela técnica proposta pelos autores foram superiores à técnica NLM padrão, elevando a performance de redução de ruído e preservação de detalhes.

Tomasi e Manduchi (TOMASI; MANDUCHI, 1998) propuseram uma técnica que substitui o valor de um determinado pixel pela média ponderada dos pixels similares e próximos (vizinhos). Cada pixel vizinho é ponderado por um componente espacial que penaliza pixels distantes com intensidades diferentes, fazendo com que a combinação destes dois componentes garantem que apenas pixels semelhantes e próximos contribuam para o novo valor do pixel processado (PARIS et al., 2007). Paris et al. (PARIS et al., 2007) relatam que o filtro bilateral é utilizado para diversas aplicações, como redução de ruído e separação de textura e iluminação, por exemplo. Além disso, o filtro bilateral pode ser usado para restaurar vídeos e imagens médicas (PARIS et al., 2007).

Erkan e Gökrem (ERKAN; GÖKREM, 2018) consideraram que pixels com valores extremos (0 ou 255) não são considerados pixels ruidosos na condição de que os valores dos pixels não corrompidos sejam menores que 10 (ou superior a 245), determinados através da máscara de convolução. Se todos os pixels que constituem a máscara de convolução são ruidosos, o tamanho da máscara é aumentado até que um pixel não corrompido seja alcançado. Feito isso, é encontrado os valores máximos de pixels repetitivos na máscara de convolução e a mediana deste valores é aplicado ao pixel central (o que está sendo processado) da máscara de convolução (ERKAN; GÖKREM, 2018). A validação foi feita comparando diversos filtros e a técnica proposta por Erkan e Gökrem (ERKAN; GÖKREM, 2018) demonstrou ser superior. Entretanto, a superioridade do método proposto é melhor observada quando a densidade do ruído sal e pimenta é baixa. O fator negativo desta técnica é, novamente, o conjunto de imagens utilizada, sendo as mesmas que em (DABOV et al., 2007).

Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015) propuseram um método híbrido para remover ruído em imagens médicas utilizando transformada Shearlet e filtragem bilateral. No método proposto, primeiramente é realizada a transformada Shearlet na imagem ruidosa de entrada para, após, aplicar um *threshold* nas sub-bandas da imagem representada no domínio da frequência. Nos coeficientes de baixa frequência é aplicado o filtro bilateral. Por fim, é feita a transformada Shearlet inversa para obter a imagem reconstruída. Takhur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015) utilizaram tanto imagens naturais quanto imagens médicas de raio-X, ultrassom e ressonância magnética para validar sua proposta. Além disso, o método demonstrou ser eficaz em reduzir tanto ruído Gaussiano quanto ruído *speckle*. Outro exemplo de filtragem híbrida foi proposta por Chithra e Santhanam (CHITHRA; SANTHANAM, 2017), onde foram combinados uma filtragem de Wiener com filtragem por mediana juntamente com uma filtragem de diferença absoluta com filtragem por média.

Para reduzir ruído em imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação, Gui e Liu (GUI; LIU, 2012) propuseram um método que utiliza lógica *fuzzy*, difusão anisotrópica e filtragem por mediana. Primeiramente é utilizada uma filtragem por difusão anisotrópica com lógica *fuzzy* para remover ruído em áreas suaves com poucas variações em relação à áreas adjacentes, enquanto áreas com grandes variações não são processadas. Para estas áreas, o ruído é removido a partir de uma filtragem por mediana. Ou seja, baixo nível de ruído é removido por difusão enquanto ruído em bordas é removido pelo filtro da mediana. Gui e Liu (GUI; LIU, 2012) validaram a proposta utilizando o espectro 2D de Sheep-Logan. Entretanto, Gui e Liu (GUI; LIU, 2012) relataram que a imagem resultante do método proposto ainda continha artefatos ruidosos, entretanto, a performance do método foi melhor quando aplicado ao sinograma da imagem.

Além destas técnicas, diversas outras foram e vem sendo propostas na literatura com a finalidade de reduzir ruído e preservar detalhes em imagens, como, por exemplo, o AWMF (*Adaptive Weighted Median Filter*) (LOUPAS; MCDICKEN; ALLAN, 1989), PSMF (*Progressive Switching Median Filter*) (WANG; ZHANG, 1999), NAFSMF (*Noise Adaptive Fuzzy Switching Median Filter*) (TOH; ISA, 2009), filtragem *Non-Local Means* adaptativa (LI et al., 2012), K-SVD (ELAD; AHARON, 2006), NLM adaptativo como em (LI et al., 2014) e (ZHANG et al., 2017), LPG-KPCA (agrupamento por localidade de pixel utilizando KPCA) (RAMBABU; KISHORE, 2015), por exemplo.

3.3 CONCLUSÕES

De uma forma geral, a literatura já provê de diversos métodos para redução de ruído e preservação de detalhes com resultados satisfatórios. No entanto, a maioria destes métodos não se preocupam em serem validados utilizando, também, imagens médicas. Ou seja, é possível destacar que a maioria dos métodos propostos na literatura são validados utilizando imagens ditas naturais. Além disso, muitas vezes, o conjunto de imagens é pequeno, não sendo possível concluir se, de fato, uma dada técnica é eficaz para imagens com mais ou menos detalhes, por exemplo. É claro que é possível encontrar diversos filtros desenvolvidos para imagens médicas, seja de baixa radiação ou não, que contemplam um volume grande de imagens e que produzem resultados satisfatórios. A partir destes filtros, entretanto, foi concluído que seria possível obter resultados superiores em relação a diversas técnicas propostas na literatura, sejam eles quantitativos ou visuais. Diante disso, neste trabalho, é apresentado o desenvolvimento de um método computacional para reduzir ruído em imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação, preservando importantes detalhes. Assim como alguns métodos na literatura são considerados híbridos, o método proposto neste trabalho também pode ser considerado desta natureza, visto que são utilizados operadores da morfologia matemática e uma filtragem utilizando a técnica BM3D.

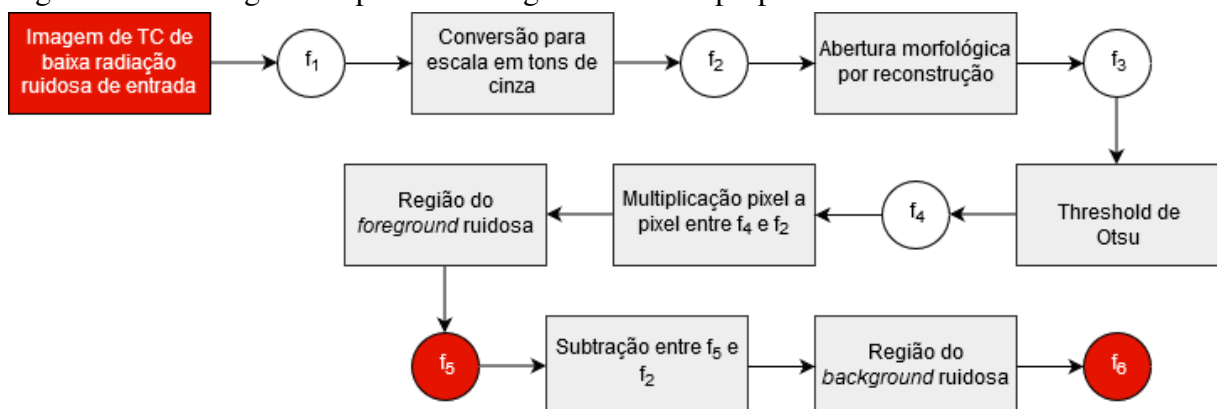
4 METODOLOGIA PROPOSTA

A proposta deste trabalho é realizar a remoção de ruído presente em imagens médicas de tomografia computadorizada de baixa radiação ao mesmo tempo que detalhes, estruturas, bordas e o contraste das imagens sejam eficientemente preservados. Diante disso, foi proposto um novo método de filtragem de ruído com preservação de detalhes utilizando operadores da morfologia matemática em conjunto com uma filtragem 3D, efetuada pela técnica *Block-Matching 3D* (BM3D), introduzida em (STRINGHINI et al., 2019). Este novo método para realizar tal tarefa possui dois estágios principais. O primeiro estágio é responsável pela segmentação da imagem de entrada, onde a região do primeiro plano, denominada *foreground*, é extraída da região do fundo da imagem, denominada *background*. Com isso, são geradas duas imagens contendo as regiões de *foreground* e *background* ruidosas que serão as imagens de entrada do segundo estágio do método proposto. A filtragem do ruído presente nas regiões de *foreground* e *background* é realizada no segundo estágio do método, utilizando operadores morfológicos juntamente com uma filtragem BM3D. Durante as próximas seções, o método proposto é descrito em mais detalhes.

4.1 PRIMEIRO ESTÁGIO: SEGMENTAÇÃO ESTRUTURAL

Como mencionado no início deste capítulo, nosso método proposto é dividido em dois estágios principais, denominados: segmentação estrutural e filtragem de ruído. O primeiro estágio é responsável pela segmentação e separação das regiões de *foreground* e *background* da imagem de entrada. A Figura 14 ilustra uma visão geral da primeira fase do método proposto.

Figura 14 – Visão geral do primeiro estágio do método proposto.



Segmentação estrutural é um processo onde uma dada imagem é dividida em regiões que a compõem. O objetivo em segmentar uma imagem é extrair componentes e processá-los separadamente (SOILLE, 2013). Com isso, para obter a melhor performance possível no estágio de filtragem de ruído, nós dividimos a imagem de entrada em duas regiões denominadas de *foreground* e *background*, onde, posteriormente, serão as imagens de entrada do segundo estágio.

O primeiro passo do primeiro estágio do método proposto consiste no pré-processamento da imagem de entrada f_1 de TC de baixa radiação, para se obter a escala em tons de cinza da mesma, denominada então f_2 (ilustrada pela Figura 18 (a)). A conversão em tons de cinza é importante para preservar o contraste da imagem além de facilitar na distinção de características da, imagem e na performance dos operadores morfológicos utilizados neste método (STRINGHINI; WELFER, 2019).

Feito isso, é aplicada uma abertura morfológica por reconstrução em f_2 . O operador de abertura remove características brilhantes cujo tamanho é menor que o do elemento estruturante e a reconstrução morfológica, que nesse caso é através de dilatações, restaura o contorno de componentes afetados pelo operador de abertura. A imagem obtida após este passo, denominada f_3 , é ilustrada pela Figura 18 (b) e descrita matematicamente por

$$f_3 = \bigvee_{n \geq 1} \delta_{f_2}^{(n)}(\gamma_{f_2}). \quad (4.1)$$

onde

$$\gamma_{f_2}^B = \delta^B(\varepsilon^B(f_2)) \quad (4.2)$$

é o operador de abertura em f_2 com um elemento estruturante B em formato de diamante de tamanho 2 e

$$\delta^B(f_2)(x) = \max_{b \in B} f_2(x + b) \quad (4.3)$$

é o operador de dilatação. Este passo é importante, também, para aprimorar a performance do operador de *threshold* de Otsu, introduzido por (OTSU, 1979).

Visto que os pixels que compõem a região de *foreground* da imagem contém um alto contraste em relação à região de *background*, aplicamos o método de *threshold* de Otsu para detectar todos os pixels que formam a estrutura do *foreground* da imagem. O método de Otsu é utilizado para executar o limiar (*threshold*) automático na imagem, retornando um limite de intensidade única onde os pixels do *foreground* são destacados e separados dos pixels do *background* (OTSU, 1979). A Figura 15 ilustra um exemplo de uma imagem qualquer e seu histograma. Após a aplicação do método de Otsu, os pixels do *foreground* e do *background*

são encontrados e separados, como ilustra a Figura 16. Se, por exemplo, o valor do *threshold* escolhido for 3, todos os pixels com valores menores serão considerados pixels do *background* e todos os valores iguais ou maiores que 3 serão considerados como pixels do *foreground*, como ilustra a Figura 17.

Figura 15 – Imagem em tons de cinza, à esquerda, e seu histograma, à direita.

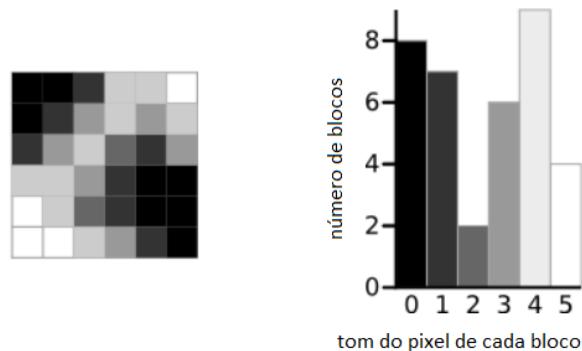
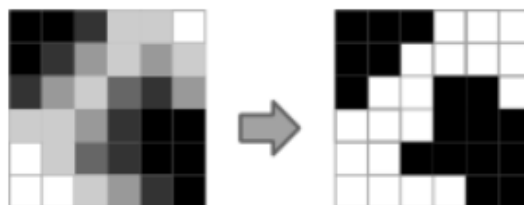


Figura 16 – Histograma dos pixels do *foreground*, à esquerda, e do *background*, à direita.



Figura 17 – À direita, a imagem resultando do método de Otsu com *threshold* igual a 3.



Por este motivo e pela sua performance que é justificada a escolha desta técnica. No método proposto neste trabalho, o método de Otsu é aplicado na imagem f_3 , resultando na imagem f_4 , onde os pixels do *foreground* são destacados dos do *background*, como pode ser observado através da Figura 18 (c). Para extrair a região de *foreground* da região de *background*, obtendo, assim, duas imagens distintas, é aplicada uma multiplicação matricial pixel a pixel

entre a imagem f_4 , resultante do método de Otsu, e a imagem em tons de cinza f_2 . A imagem resultante deste passo, denominada f_5 , é ilustrada pela Figura 18 (d) e contém a região dos pixels que compõem o *foreground* ruidoso da imagem. Por fim, o último passo deste estágio é obter a região de *background* ruidosa. Para isso, é simplesmente feita uma subtração entre a imagem da região de *foreground* f_5 e a imagem em tons de cinza f_2 , resultando na imagem f_6 contendo a região de *background* ruidosa. Através da Figura 18 (e), é possível observar um leve contorno do *foreground* extraído do *background* e o ruído presente nesta região. Para fins didáticos, todo primeiro estágio do método proposto é sumarizado e ilustrado pela Figura 18 quando aplicado em imagens dentais, e pela Figura 19 quando aplicado em imagens do pulmão utilizadas neste trabalho.

Figura 18 – (a) Imagem dental de entrada ruidosa em tons de cinza f_2 . (b) Imagem f_3 resultante da reconstrução por abertura. (c) Imagem f_4 após o limiar de Otsu. (d) *Foreground* ruidoso f_5 . (e) *Background* ruidoso f_6 .

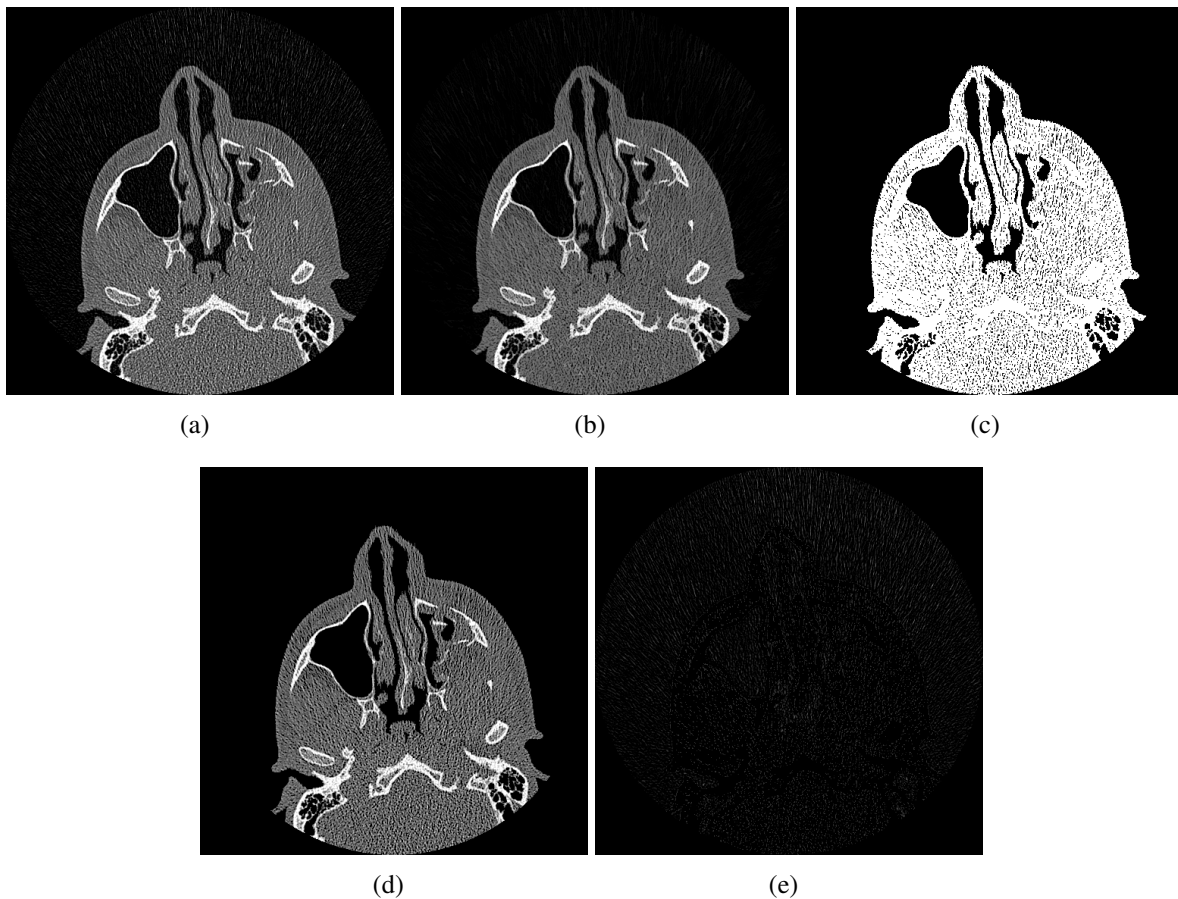
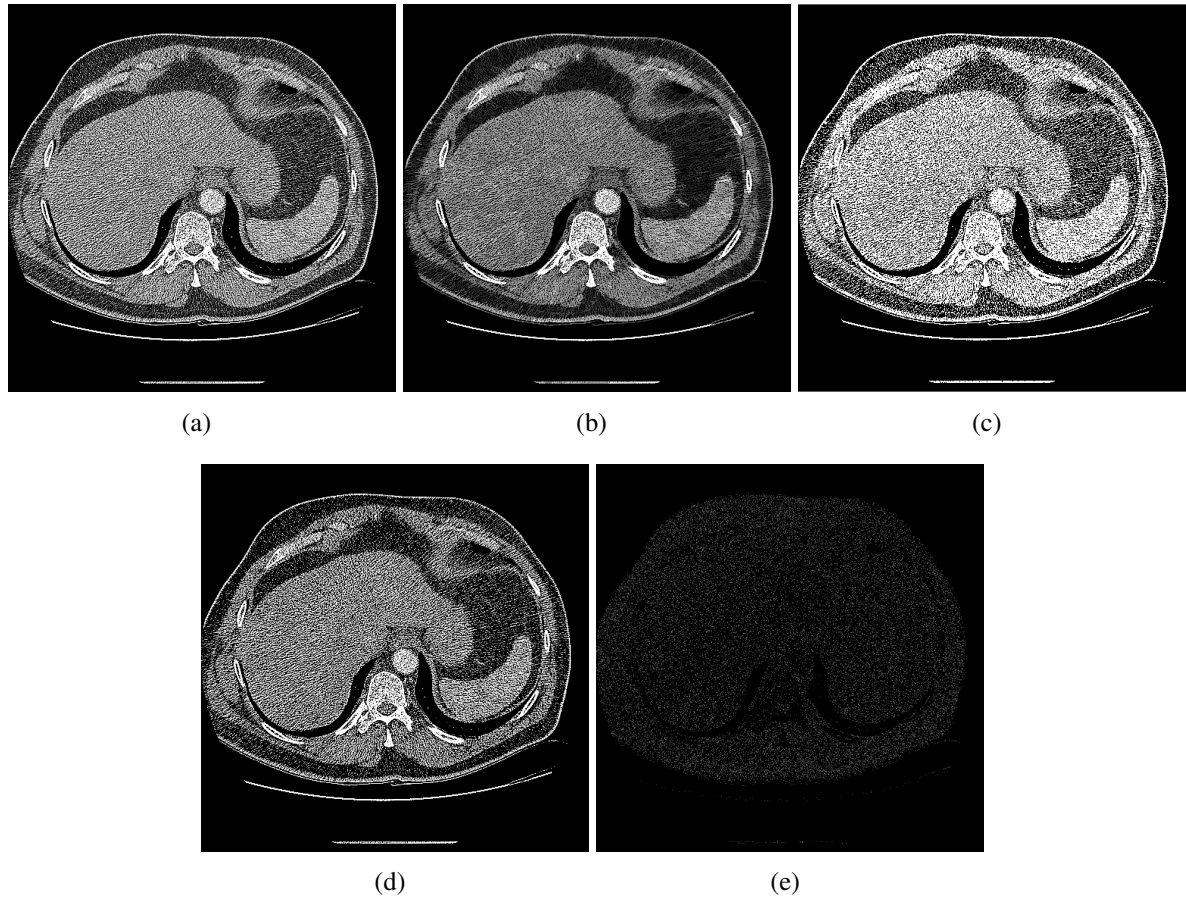


Figura 19 – (a) Imagem pulmonar de entrada ruidosa em tons de cinza f_2 . (b) Imagem f_3 resultante da reconstrução por abertura. (c) Imagem f_4 após o limiar de Otsu. (d) *Foreground* ruidoso f_5 . (e) *Background* ruidoso f_6 .



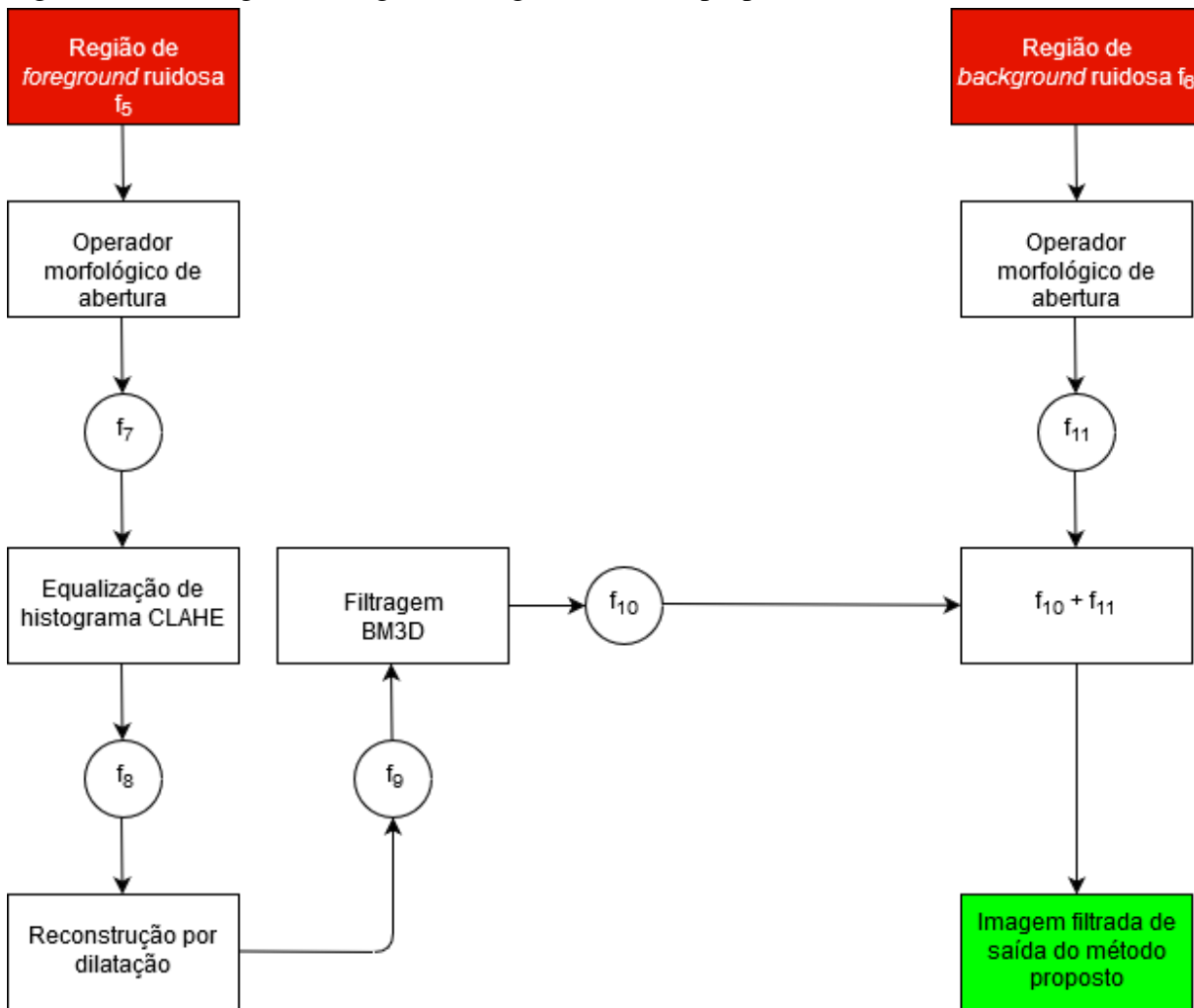
As imagens f_5 e f_6 que contém as regiões de *foreground* e *background*, respectivamente, serão as imagens de entrada do segundo estágio do método proposto, apresentado na próxima seção.

4.2 SEGUNDO ESTÁGIO: FILTRAGEM DE RUÍDO

Após ser efetuada a segmentação das regiões ruidosas de *foreground* e *background* da imagem original, o segundo estágio do método proposto é responsável pela remoção do ruído de ambas as regiões para, por fim, obter a imagem processada com ruído removido e com estruturas significativamente preservadas. A Figura 20 apresenta, resumidamente, os passos utilizados na segunda fase do método proposto.

Como primeiro passo do segundo estágio, foi aplicado um operador morfológico de abertura γ na imagem correspondente à região de *foreground* ruidosa f_5 , com o mesmo elemento

Figura 20 – Visão geral do segundo estágio do método proposto.



estruturante B utilizado no primeiro estágio, resultando na imagem f_7 . Com isso, parte dos artefatos ruidosos são removidos. Matematicamente, esta operação é expressa como

$$f_7 = \gamma^B = \delta^B(\varepsilon^B(f_5)) \quad (4.4)$$

onde B é um elemento estruturante com formato de diamante de tamanho 2.

Entretanto, como pode ser observado através da Figura 22 (a), é possível identificar que a imagem resultante sofreu algumas perdas de informações, assim como o contraste original da imagem. Contudo, este problema é resolvido durante os passos seguintes. Assim sendo, com o objetivo de restaurar o contraste da imagem, utilizamos a técnica de equalização de histograma CLAHE (*Contrast Adaptive Histogram Equalization*) introduzida por (PIZER et al., 1987). Segundo (REZA, 2004), esta técnica produz bons resultados para imagens médicas. A técnica CLAHE divide a imagem em regiões de tamanhos iguais e as divide em três grupos distintos.

Um grupo contendo as regiões de canto da imagem, o segundo grupo contém as regiões de borda da imagem e o terceiro grupo possui as demais regiões da imagem, ou seja, as internas (REZA, 2004). Em seguida, o histograma de cada região é calculado. Após, baseado em um limite para expansão do contraste, o histograma das regiões é redistribuído de forma que sua altura não ultrapasse tal limite. Por fim, funções de distribuição cumulativas para o mapeamento dos histogramas equalizados de cada região formando, assim, a imagem com contraste equalizado. No caso do nosso método proposto, a imagem de saída é denominada f_8 e ilustrada pela Figura 22 (b).

Agora, para restaurar ao máximo as informações perdidas após utilizar o operador morfológico de abertura, utilizamos o operador de reconstrução morfológica por dilatação onde repetidas dilatações de uma imagem marcadora são realizadas até que o contorno desta imagem se estabilize de acordo com uma imagem máscara. De acordo com (SOILLE, 2013), a reconstrução por dilatação R^δ de uma marcadora, no nosso caso f_8 , sob a imagem máscara, f_2 pode ser descrita como sendo

$$f_9 = \rho_{f_2}(f_8) = \bigvee_{n \geq 1} \delta_{f_2}^{(n)}(f_8) \quad (4.5)$$

onde f_9 é a imagem reconstruída, i é tal que $\delta_{f_2}^i(f_8) = \delta_{f_2}^{i+1}(f_8)$. O resultado desse processo é ilustrado através da Figura 22 (c). Entretanto, analisando atentamente a Figura 22 (c), é possível observar alguns artefatos ruidosos presentes na região de *foreground*. Diante disso, com o objetivo de remover por completo o restante do ruído, foi utilizada a técnica de filtragem *Block-Matching 3D* (BM3D).

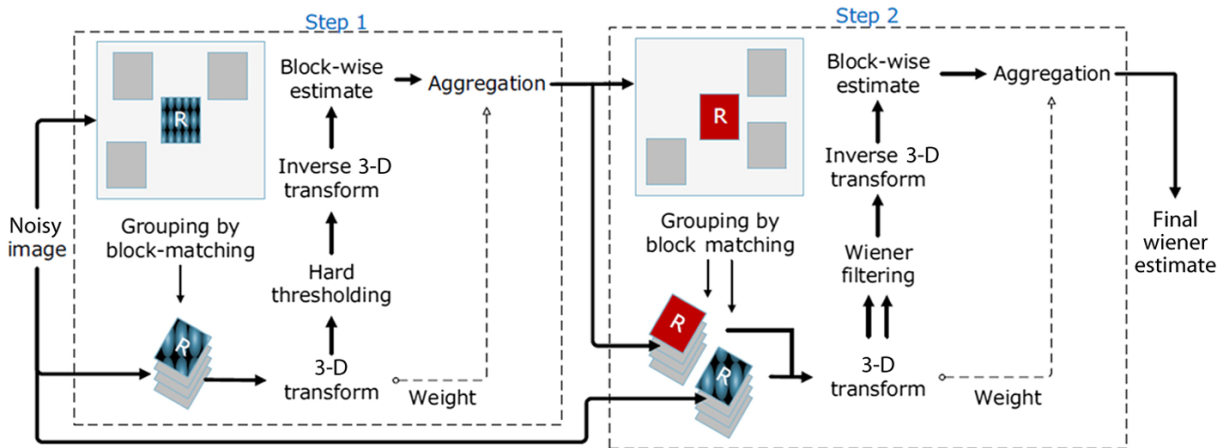
Proposta por (DABOV et al., 2007), a técnica BM3D é baseada em uma representação esparsa aprimorada no domínio da frequência e é compreendida em duas etapas principais, nomeadas de estimativa básica e estimativa final.

Na primeira etapa, o filtro encontra blocos 2D similares em f_9 e os agrupa em um *array* 3D, denominado grupos. Em cada grupo formado, é aplicada uma transformação 3D e sua inversa para filtrar o ruído e produzir as chamadas estimativas de cada grupo 3D, que serão retornadas à suas posições originais. A imagem restaurada é obtida computando as estimativas através de uma média ponderada, tornando-se a imagem de entrada da segunda etapa.

Já na segunda etapa, denominada estimativa final, blocos semelhantes entre f_2 e a imagem de saída da etapa anterior são agrupados, novamente, em 2 grupos 3D. Em seguida, é aplicada uma transformação 3D em ambos os grupos e um filtro de Wiener colaborativo é utilizado para filtrar o restante do ruído presente, usando a imagem obtida na primeira etapa como

sendo o espectro de energia verdadeiro. Com isso, novas estimativas de cada grupo são obtidas e são retornadas às suas posições originais através da transformada 3D inversa. A imagem final, denominada f_{10} é obtida após agregar todas as estimativas através de uma média ponderada. O resultado final da filtragem do *foreground* é ilustrado pela Figura 22 (d). Para melhor compreensão, o fluxograma apresentado pela Figura 21 ilustra o funcionamento da técnica BM3D.

Figura 21 – Fluxograma da técnica BM3D. Retirado de (DABOV et al., 2007).



Com a região de *foreground* completamente processada, resta filtrar o ruído presente na região de *background* f_6 . Para isso, foi utilizado novamente o operador morfológico de abertura, com o mesmo elemento estruturante B utilizado nos passos anteriores. A região de *background* completamente filtrado f_{11} pode ser observada através da Figura 22 (e).

O último procedimento deste segundo estágio e, conseqüentemente, do método proposto neste trabalho, é computar as regiões filtradas do *foreground* f_{10} e do *background* f_{11} para obter a imagem final filtrada f_{12} . Para isso, foi efetuada uma simples adição de ambas imagens para resultar na imagem final do método proposto. A imagem (f) nas Figuras 22 e 23 ilustra a imagem final do método proposto.

Figura 22 – Imagens dentais resultantes de cada passo do segundo estágio do método proposto. (a) Imagem f_7 resultante do operador de abertura. (b) f_8 após CLAHE. (c) Imagem f_9 após a reconstrução por dilatação. (d) *Foreground* filtrado f_{10} . (e) *Background* filtrado f_{11} . (f) Imagem final f_{12} do método proposto.

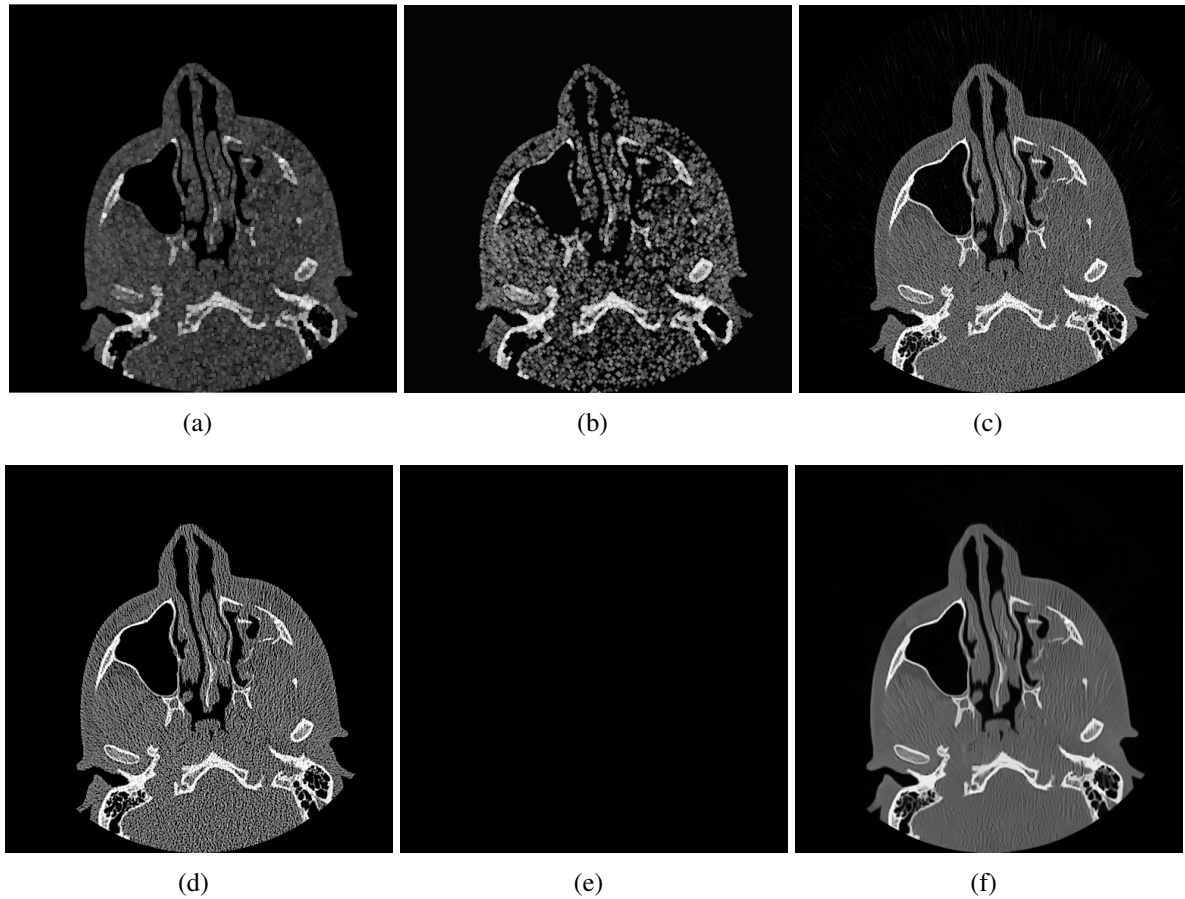
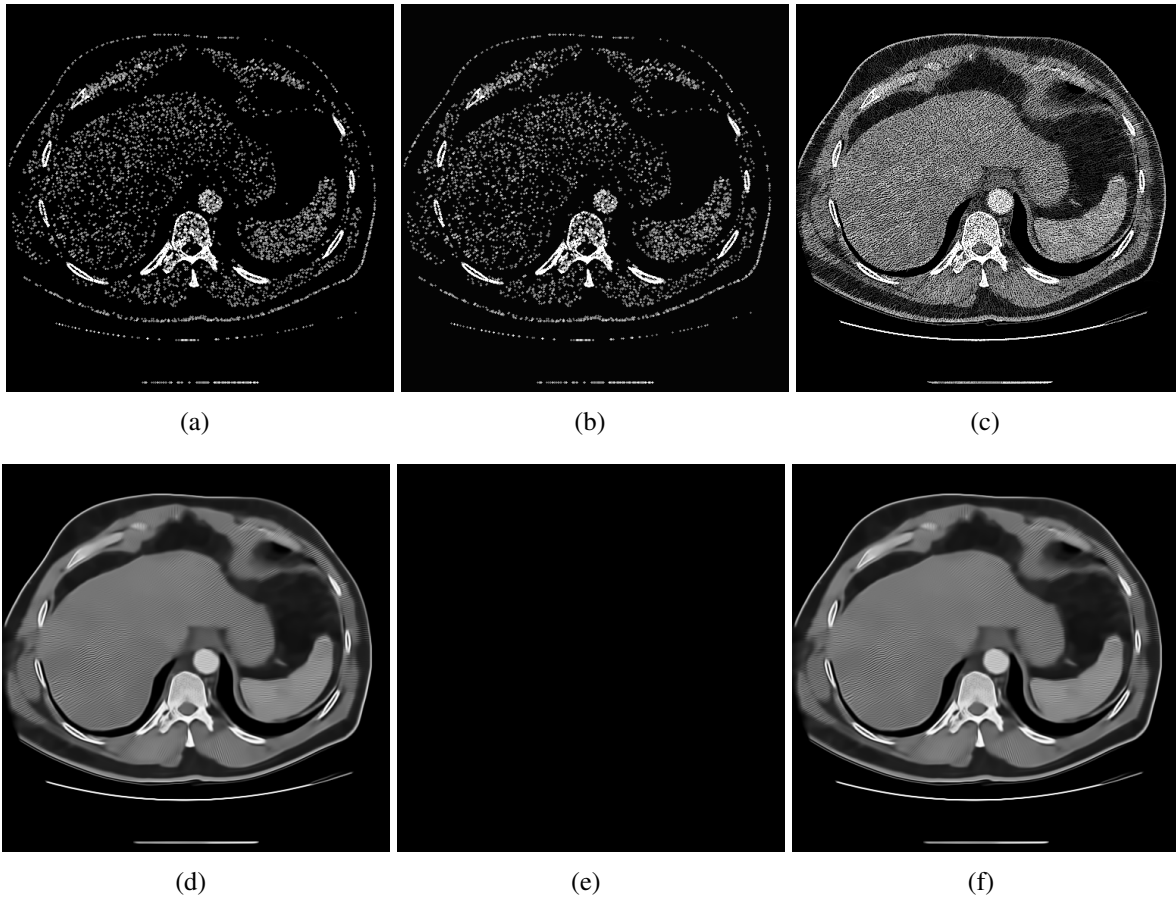


Figura 23 – Imagens pulmonares resultantes de cada passo do segundo estágio do método proposto. (a) Imagem f_7 resultante do operador de abertura. (b) f_8 após CLAHE. (c) Imagem f_9 após a reconstrução por dilatação. (d) *Foreground* filtrado f_{10} . (e) *Background* filtrado f_{11} . (f) Imagem final f_{12} do método proposto.



4.3 IMAGENS RESULTANTES DO MÉTODO PROPOSTO

Nesta seção são apresentadas diversas imagens que passaram pelo processo de filtragem de ruído pelo método proposto neste trabalho. Uma análise visual pode ser feita observando as Figuras 24, 25, 26 e 27. É possível observar que todo o ruído da região de *background* foi completamente removido. Além disso, o ruído presente na região de *foreground* também foi removido de forma satisfatória, como pode ser observado pelas imagens. Ademais, é possível observar que detalhes e pequenas estruturas foram preservadas.

Figura 24 – Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens dentais ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.



Figura 25 – Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens dentais ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.

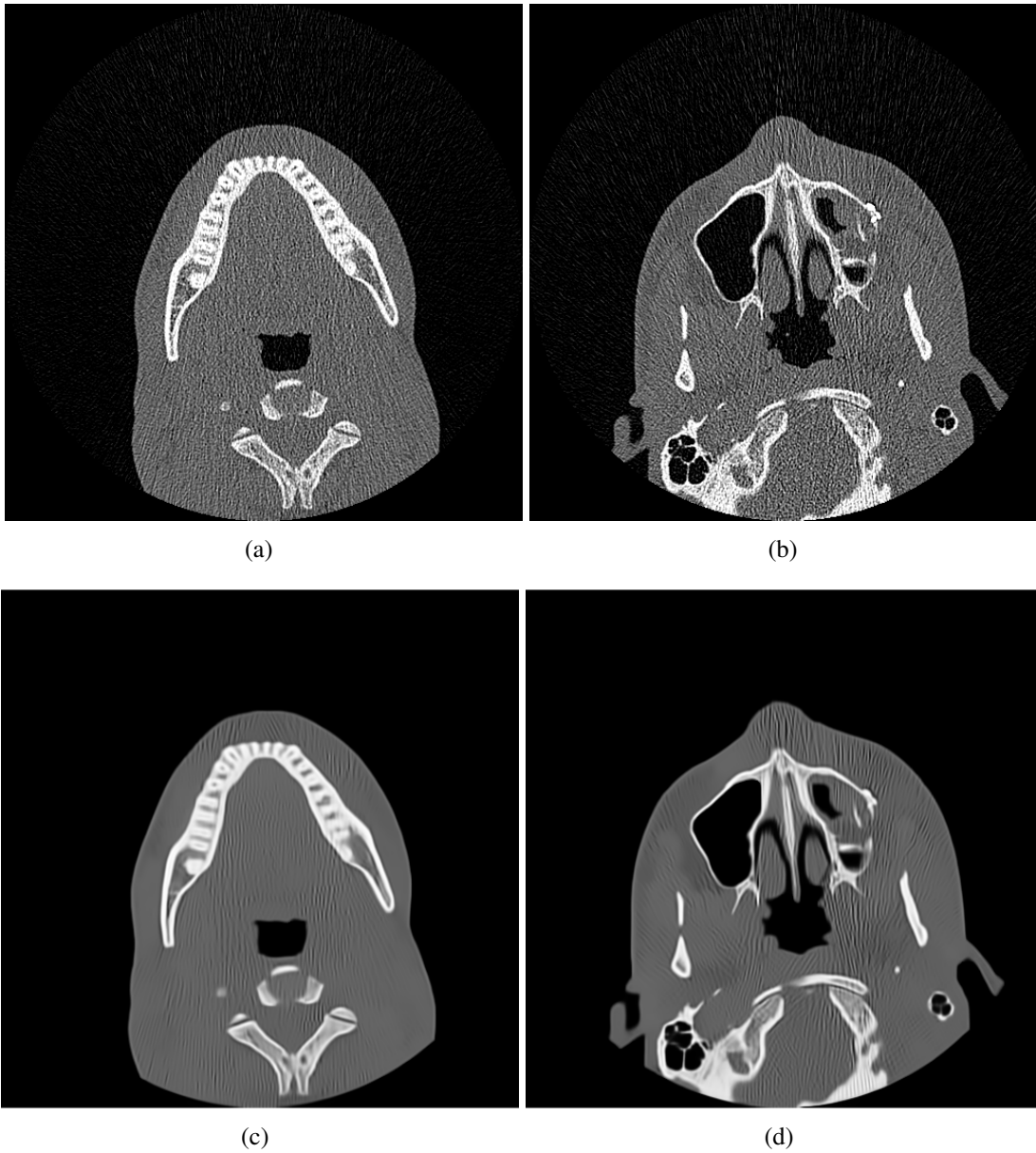


Figura 26 – Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens pulmonares ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.

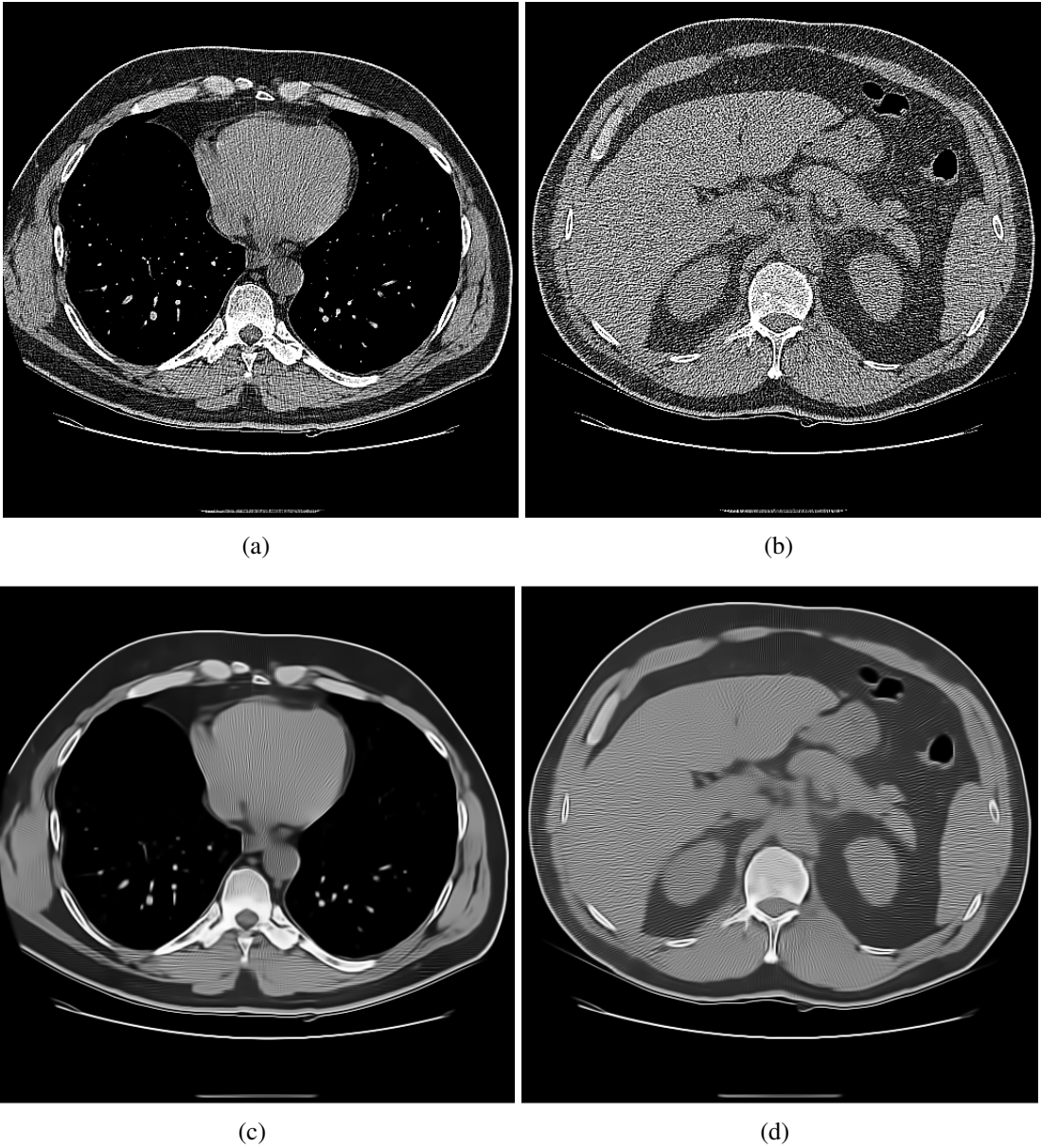
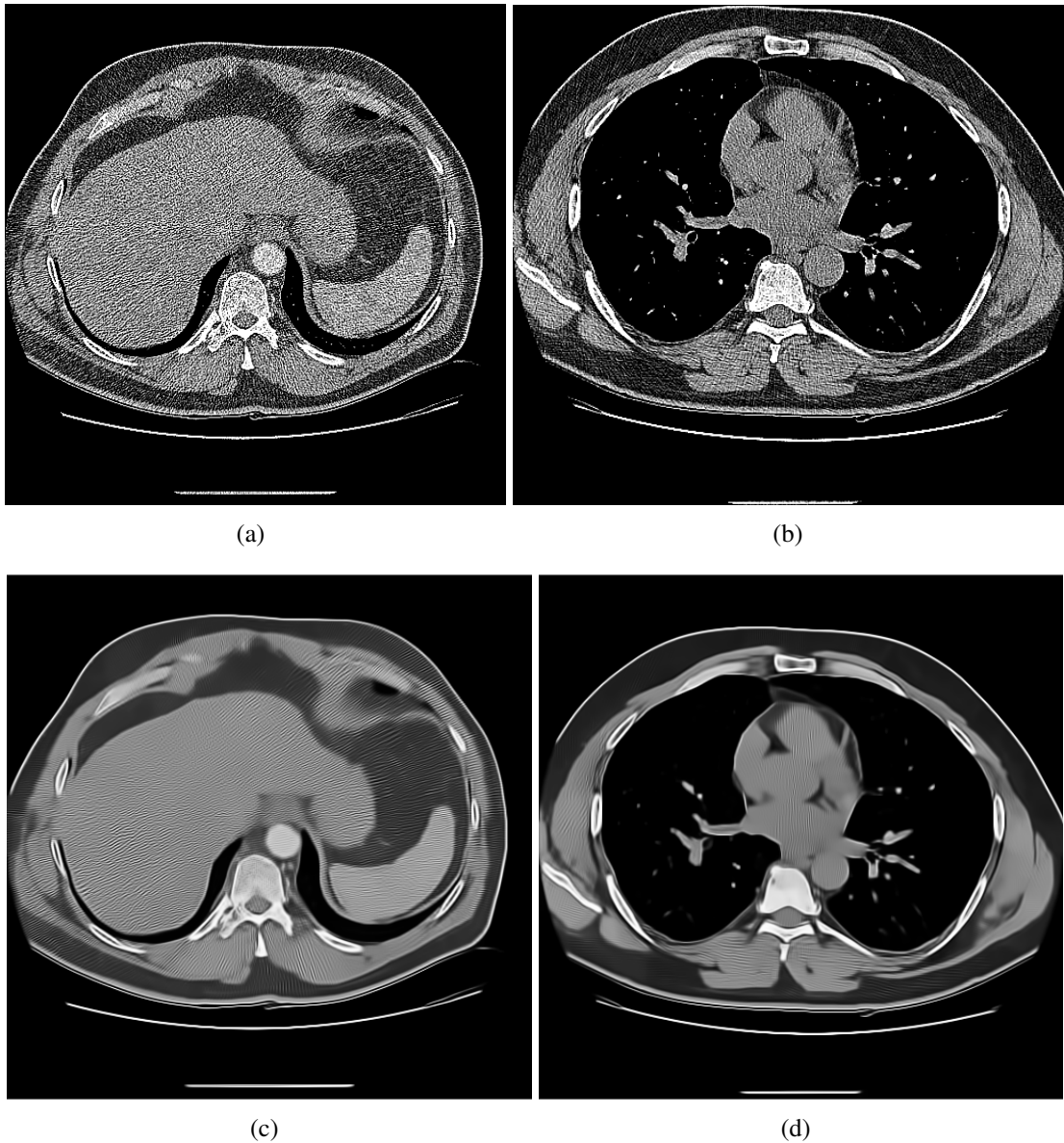


Figura 27 – Imagens processadas pelo método proposto. (a) e (b) são imagens pulmonares ruidosas e as imagens (c) e (d) são as filtradas.



4.4 CONCLUSÕES

Neste capítulo foi apresentado o método proposto e seus dois principais estágios para a filtragem de ruído e preservação de detalhes em imagens médicas de tomografia computadorizada de baixa radiação. O método e seus estágios mostraram-se originais, proporcionando uma importante contribuição para o estado da arte neste tema, que fica ainda mais clara no capítulo de resultados e discussões. Além disso, foi demonstrado, a partir de imagens, a eficácia do método proposto em reduzir ruído e preservar detalhes.

5 MATERIAIS E VALIDAÇÃO

Neste capítulo são apresentados os materiais e as métricas de validação para classificar a qualidade das imagens resultantes do método proposto e das técnicas comparadas neste trabalho.

5.1 MATERIAIS

Esta breve seção tem por objetivo apresentar as imagens do fundo de olho utilizadas para testar e validar o método proposto e as diferentes técnicas utilizadas para fins comparativos neste trabalho. Os métodos foram validados através de dois conjuntos de imagens médicas de exames de tomografia computadorizada de baixa radiação.

O primeiro conjunto de imagens consiste em um total de 991 imagens dentais de TC de baixa radiação, provenientes do Hospital Universitário de Santa Maria (HUSM), todas anônimas, cedidas pelo Prof. Dr. Gustavo Nogara Dotto. Estas imagens são de tamanho 512x512 pixels e foram obtidas pelos aparelhos Aquilion 64 (Toshiba America Medical Systems) e GE BrightSpeed 16 (GE Medical Systems). Para o primeiro tomógrafo, foi utilizado 120 KV, 10mAs e tempo de aquisição de 6 segundos. Para o segundo, os parâmetros foram: 120 kV, 10mAs e tempo de aquisição de 12 segundos (PEREIRA et al., 2017). Para ambos os aparelhos, a FOV (*Field of View*), ou campo de visão, foi de aproximadamente 160(V) x 130 (PEREIRA et al., 2017).

O outro conjunto de imagens foi retirado da plataforma *The Cancer Imaging Archive* (CLARK et al., 2013), disponibilizado de forma livre na internet, onde foram adquiridas 460 imagens de TC de baixa radiação do pulmão, da coleção do projeto RIDER (*Reference Image Database to Evaluate Therapy Response*) (ZHAO; SCHWARTZ; KRIS, 2015). Para este conjunto de imagens, as tomografias foram obtidas utilizando os aparelhos de TC *LightSpeed 16* com 16 detectores, e VCT com 64 detectores, ambos da GEHealthCare. Para o primeiro scanner, os parâmetros utilizados foram os seguintes: tensão do tubo de 120kVp; corrente do tubo de 299-411mA; e 16 detectores com 1,25mm de intervalo de abertura e espaçamento 1,375:1 (ZHAO et al., 2009). Já para o segundo scanner, os parâmetros foram: tensão de tubo de 120kVp; corrente de tubo de 298-351mA; e 64 detectores com 0,63mm de intervalo de abertura e espaçamento 0,984:1 (ZHAO et al., 2009). Além disso, a dose de radiação foi de 5mSv.

A Figura 28 apresenta algumas das 991 imagens dentais de TC de baixa radiação, provenientes do conjunto fornecido pelo Hospital Universitário de Santa Maria, utilizadas neste trabalho. A Figura 29 apresenta algumas das 460 imagens do pulmão de TC de baixa radiação, retiradas da plataforma *The Cancer Imaging Archive*, da coleção do projeto RIDER.

Figura 28 – Exemplos de imagens dentais de TC de baixa radiação utilizadas neste trabalho.

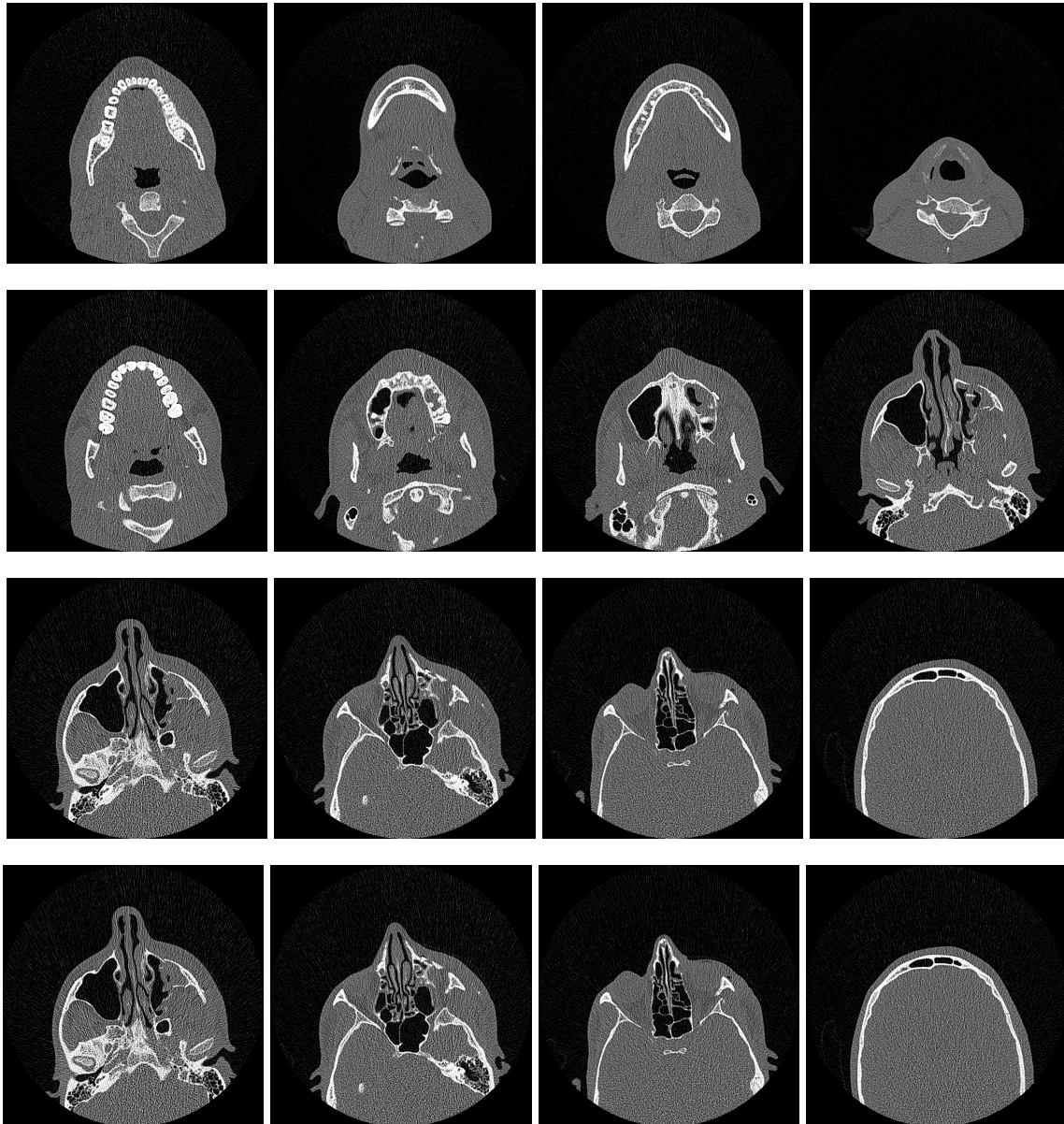
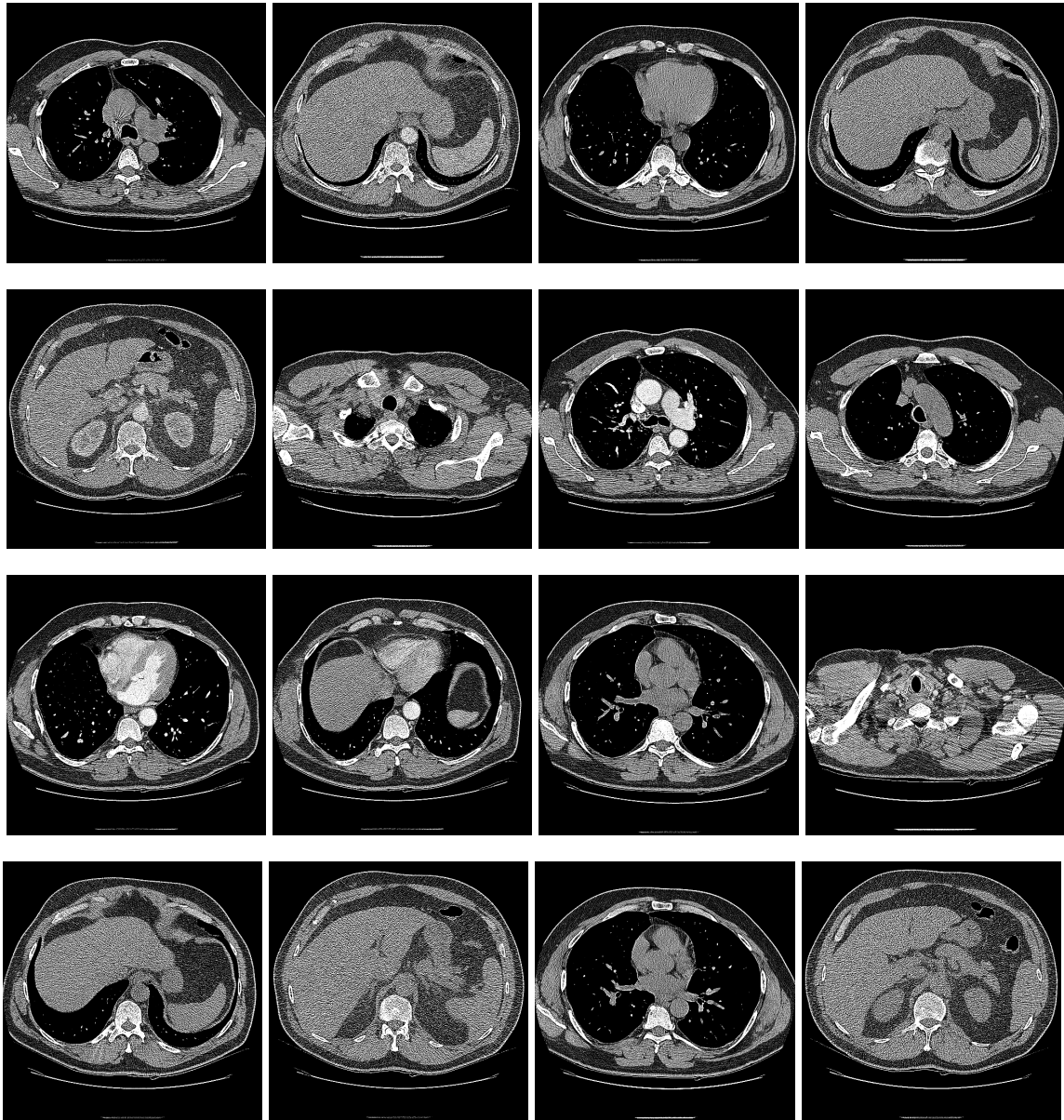


Figura 29 – Exemplos de imagens do pulmão de TC de baixa radiação utilizadas neste trabalho.



De acordo com Diwakar et al. (DIWAKAR; KUMAR, 2018) e Ghadrhan et al. (GHADRAN et al., 2014), para imagens obtidas em exames de tomografia computadorizada que utilizam multi-detectores, que é o caso das imagens utilizadas neste trabalho apresentadas anteriormente, a distribuição do ruído segue uma distribuição Gaussiana.

5.2 MÉTRICAS PARA VALIDAÇÃO

Para verificar e validar o desempenho do método proposto e das técnicas de filtragem analisadas neste trabalho, para os dois conjuntos de imagens utilizados, foram utilizadas as mé-

tricas quantitativas de qualidade de imagem PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*), SSIM (*Structural Similarity*), MSE (*Mean-Squared Error*) e EPI (*Edge-Preservation Index*).

A métrica PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*) descreve, quantitativamente, a qualidade de uma imagem reconstruída g após processada por algum filtro em relação à imagem original f , em relação ao ruído removido da imagem processada. Matematicamente, é expressa por

$$PSNR(f, g) = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE(f, g)} \right) \quad (5.1)$$

onde MSE é o erro quadrático médio. Quanto maior o PSNR de uma imagem, maior foi a taxa de suavização de ruído da imagem processada em relação à imagem original ruidosa.

A métrica MSE mede a diferença quadrática média entre duas imagens f e g , expressa como

$$MSE(f, g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - g_{ij})^2. \quad (5.2)$$

Quanto menor o valor do MSE entre duas imagens, melhor é o resultado, significando menor perda de informação na imagem processada em relação à imagem original.

Proposta por (WANG et al., 2004), a métrica SSIM (*Structural Similarity*) mede a similaridade estrutural entre duas imagens f (original) e g (reconstruída). Esta métrica é projetada modelando qualquer distorção da imagem como uma combinação de três importantes fatores que são: perda de correlação, distorção de luminância e distorção de contraste (HORE; ZIOU, 2010). Matematicamente, é denotada por:

$$SSIM(f, g) = l(f, g)c(f, g)s(f, g) \quad (5.3)$$

onde

$$\begin{aligned} l(f, g) &= \frac{2\mu_f\mu_g + C_1}{\mu_f^2 + \mu_g^2 + C_1} \\ c(f, g) &= \frac{2\sigma_f\sigma_g + C_2}{\sigma_f^2 + \sigma_g^2 + C_2} \\ s(f, g) &= \frac{\sigma_{fg} + C_3}{\sigma_f\sigma_g + C_3} \end{aligned} \quad (5.4)$$

tal que $C_1 = (k_1L)^2$, $C_2 = (k_2L)^2$, $C_3 = \frac{C_2}{2}$, $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.02$ e L é o intervalo dinâmico dos valores dos pixels. O termo $l(f, g)$ refere-se à comparação de luminância onde μ é a média entre f e g ; $c(f, g)$ é a função de contraste onde σ é a variância entre f e g e, por fim, $s(f, g)$ é a função de comparação estrutural. Quando o valor do SSIM tende a 1, significa que as estruturas foram preservadas e estão mais próximas possível das da imagem original.

Para avaliar a preservação de bordas, utilizamos a métrica EPI (*Edge Preservation Index*) (SATTAR et al., 1997), expressa como

$$EPI = \frac{\Gamma(\Delta s - \Delta \bar{s}, \Delta \hat{s} - \Delta \widehat{\bar{s}})}{\sqrt{\Gamma(\Delta s - \Delta \bar{s}) \cdot \Gamma(\Delta \hat{s} - \Delta \widehat{\bar{s}}, \Delta \hat{s} - \Delta \widehat{\bar{s}})}} \quad (5.5)$$

com

$$\Gamma(s_1, s_2) = \sum_{i,j \in ROI} s_1(i, j) \cdot s_2(i, j) \quad (5.6)$$

onde $\Delta s(i, j)$ e $\Delta \hat{s}(i, j)$ são as versões filtradas da região de interesse (ROI) nas imagens de referência $s(i, j)$ e transformada $s_2(i, j)$ obtidas através de uma aproximação Laplaciana; $\Delta \bar{s}$ e $\Delta \widehat{\bar{s}}$ são as médias das regiões de interesse (ROI) processadas através de uma filtragem Laplaciana nas imagens de referência e transformada, respectivamente. Quanto mais próximo de 1 for o valor da métrica, melhor.

Os resultados obtidos pelo método proposto e pelos filtros avaliados neste trabalho são apresentados e discutidos no próximo capítulo, onde análises das imagens resultantes de cada método são apresentadas em detalhes. As imagens de referência utilizadas em cada métrica foram as imagens ruidosas de TC de baixa radiação pois não foram obtidas imagens limpas com altas doses de radiação durante o processo de aquisição das imagens. Além disso, é importante ressaltar que a performance visual que cada filtro obteve foi de extrema importância na validação e comparação de resultados entre as técnicas.

6 RESULTADOS EXPERIMENTAIS E DISCUSSÃO

Nesse capítulo são apresentados os resultados experimentais do método proposto anteriormente nesta dissertação. Além disso, análises são apresentadas ao longo deste capítulo relacionadas à performance de cada filtro avaliado neste trabalho.

Para validar e comparar os resultados obtidos pelo método proposto, foram avaliadas 25 técnicas de filtragem presentes na literatura, sendo elas: filtro da mediana, filtro Gaussiano, filtro de Wiener, filtro guiado (HE; SUN; TANG, 2010), bilateral (TOMASI; MANDUCHI, 1998), BM3D (DABOV et al., 2007), filtro bitônico (TREECE, 2016), AWMF (LOUPAS; MCDICKEN; ALLAN, 1989), Neigh-shrink SURE (DENGWEN; WENGANG, 2008), Visu-shrink (DONOHO, 1995), SURELET (LUISIER; BLU; UNSER, 2007), DSWT (NASON; SILVERMAN, 1995), DST (*Discrete Shearlet Transform*) (LIM, 2010), difusão anisotrópica (PERONA; MALIK, 1990), filtro Beltrami, AMF (filtragem adaptativa por mediana), PSMF (WANG; ZHANG, 1999), NAFSMF (TOH; ISA, 2009), OCS (ZE-FENG; ZHOU-PING; YOU-LUN, 2006), NLM (*Non-Local Means*) (BUADES; COLL; MOREL, 2005), NLM-MCIA (*Non-Local Means* com máscara de convolução isotrópica adaptativa) (VERMA; PANDEY, 2015), OBNLM (*Optimized Bayesian Non-Local Means*) (COUPÉ et al., 2009), MDBUTMF (VASANTH; MANJUNATH; RAJ, 2015), TTV (*Truncated Total Variation*) (DOU et al., 2017) e a filtragem proposta por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015).

Para o conjunto de 991 imagens dentais de TC de baixa radiação, os resultados médios de cada filtro avaliado para cada uma das métricas quantitativas é apresentada pela Tabela 5.

De acordo com os resultados apresentados pelas Tabela 5, o método proposto neste trabalho apresentou resultados superiores em todas as métricas quantitativas. Em relação à melhor técnica da literatura neste contexto, o método proposto obteve um ganho de 12,46% na métrica PSNR, 30,15% na SSIM, uma diferença de 14,5% para a MSE e um ganho de 9,63% em preservação de bordas, indicado pela métrica EPI.

Tabela 5 – Performance de cada filtro avaliado para imagens dentais de TC de baixa radiação.

Técnicas de filtragem	PSNR	SSIM	MSE	EPI
Filtro da mediana	21.32	0.33	561.95	0.72
Filtro de Wiener	22.61	0.58	304.81	0.73
Filtro Gaussiano	21.77	0.53	299.64	0.7
Filtro guiado	21.83	0.48	271.27	0.8
Filtro bilateral	22.91	0.57	242.76	0.73
BM3D	25.59	0.63	207.11	0.83
Filtro bitônico	21.91	0.48	488.18	0.74
AWMF	22.33	0.38	529.16	0.69
Neigh-shrink SURE	20.83	0.46	611.44	0.53
Visu-shrink	18.47	0.42	956.42	0.69
SURELET	13.84	0.4	3266.82	0.55
NLM	21.13	0.45	682.66	0.69
NLM-MCIA	15.68	0.55	453.12	0.78
OBNLM	24.55	0.64	406.12	0.83
DSWT com <i>threshold</i> rígido	20.33	0.56	663.11	0.55
DSWT com <i>threshold</i> suave	20.98	0.6	629.04	0.57
DST	22.47	0.46	410.16	0.81
Difusão anisotrópica	23.07	0.6	288.61	0.78
Filtro Beltrami	21.07	0.44	576.61	0.72
AMF	21.13	0.49	574.25	0.71
PSMF	21.28	0.45	560.93	0.69
NAFSMF	21.81	0.59	598.32	0.71
MDBUTMF	21.43	0.57	571.26	0.6
OCS	22.95	0.43	466.48	0.75
TTV	23.85	0.45	Indef.	0.82
Thakur et al.	23.19	0.61	322.79	0.78
Método proposto	28.78	0.82	177.06	0.91

Para o conjunto das 460 imagens do pulmão, a performance de cada filtro avaliado é apresentada através da Tabela 6. Neste caso, o ganho foi de 21,06% na métrica PSNR, 10,44% na SSIM, uma diferença de 19,17 no erro quadrático médio e 15,49% a mais em preservação de bordas. As seções a seguir apresentam uma análise detalhada da performance de cada filtro avaliado, juntamente com as imagens resultantes de cada filtro para fins comparativos e didáticos.

Tabela 6 – Performance de cada filtro avaliado para imagens pulmonares de TC de baixa radiação.

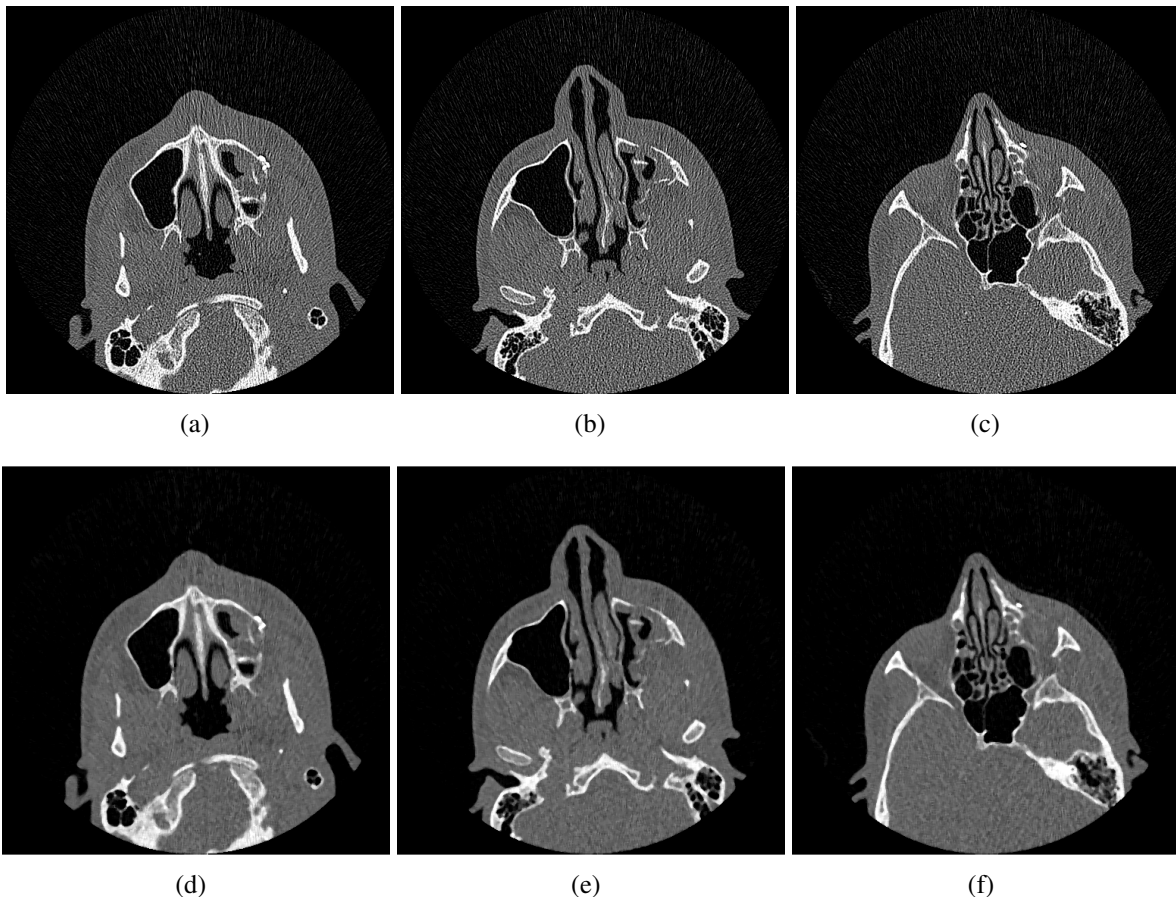
Filters	PSNR	SSIM	MSE	EPI
Filtro da mediana	13.19	0.48	391.01	0.6
Filtro de Wiener	13.78	0.52	331.39	0.43
Filtro Gaussiano	13.30	0.6	221.01	0.61
Filtro guiado	13.59	0.47	199.87	0.67
Filtro bilateral	15.05	0.5	238.91	0.65
BM3D	16.33	0.67	201.15	0.71
Filtro bitônico	13.44	0.52	291.09	0.51
AWMF	14.22	0.48	216.88	0.6
Neigh-shrink SURE	11.37	0.39	429.31	0.43
Visu-shrink	11.3	0.38	442.98	0.4
SURELET	6.53	0.23	4428.5	0.3
NLM	14.16	0.52	783.73	0.7
NLM-MCIA	11.16	0.51	399.09	0.61
OBFLM	17.8	0.66	217.89	0.77
DSWT com <i>threshold</i> rígido	12.56	0.47	412.2	0.47
DSWT com <i>threshold</i> suave	12.27	0.46	414.9	0.47
DST	14.2	0.5	419.88	0.5
Difusão anisotrópica	Indef.	Indef.	Indef.	Indef.
Filtro Beltrami	13.09	0.49	391.66	0.6
AMF	14.44	0.49	379.1	0.61
PSMF	13.48	0.48	362.1	0.64
NAFSMF	13.2	0.55	378.02	0.6
MDBUTMF	11.12	0.3	467.69	0.34
OCS	14.9	0.53	244.8	0.61
TTV	17.74	0.61	Indef.	0.71
Thakur et al.	15.55	0.6	301.2	0.68
Método proposto	19.77	0.74	181.98	0.82

6.1 ANÁLISE DOS RESULTADOS NAS IMAGENS DENTAIS

Para o filtro da mediana, foi selecionada uma máscara de convolução de tamanho 5x5 pois, diferentemente de uma máscara de tamanho 3x3 ou 7x7, o resultado visual em termos de redução de ruído e preservação de detalhes foi superior. Em contrapartida, os resultados médios obtidos pelo filtro não foram satisfatórios. A Figura 30 ilustra os resultados visuais obtidos pelo filtro onde as imagens da primeira coluna fazem referência às imagens originais ruidosas. É possível analisar que as imagens processadas pela técnica de filtragem da mediana tiveram seu ruído suavizado melhor na região de *background* do que na de *foreground*. Em relação à preservação de detalhes, o filtro obteve uma média muito baixa na métrica SSIM, onde é

provado que estruturas não são muito bem preservadas por esta técnica.

Figura 30 – Performance visual obtida pelo filtro da mediana. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pelo filtro.



As imagens resultados do filtro de Wiener são ilustradas através da Figura 31. Neste caso, é possível observar nas imagens da Figura 31 (d), (e) e (f), que o ruído ainda se faz presente nas regiões de *background* e *foreground* e que bordas ditas "fantasmas" foram geradas pela técnica. Na Figuras 31 (g), (h) e (i) é possível analisar que as imagens processadas pelo filtro Gaussiano não tiveram seu ruído removido de forma eficiente. O tamanho da máscara de convolução escolhido foi 5x5, visto que a medida que a máscara expande, a sensação de borramento e falta de nitidez das imagens resultantes aumenta.

As imagens processadas pelos filtros guiado (HE; SUN; TANG, 2010) e bilateral (TOMASI; MANDUCHI, 1998) obtiveram resultados quantitativos e visuais semelhantes ao do filtro Gaussiano, porém, a falta de nitidez é levemente superior para o filtro guiado, enquanto é possível analisar uma melhor preservação de estruturas e detalhes por parte do filtro bilateral (observar Figura 32), comprovado pelo seu SSIM médio superior. Para o filtro guiado, as

imagens de orientação utilizadas foram as imagens ruidosas originais e os melhores resultados, tanto visuais quanto quantitativos para ambas as técnicas, foram obtidos com máscara de convolução de tamanho 5x5.

Figura 31 – Performance visual obtida pelos filtros de Wiener e Gaussiano. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem de Wiener, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem Gaussiana.

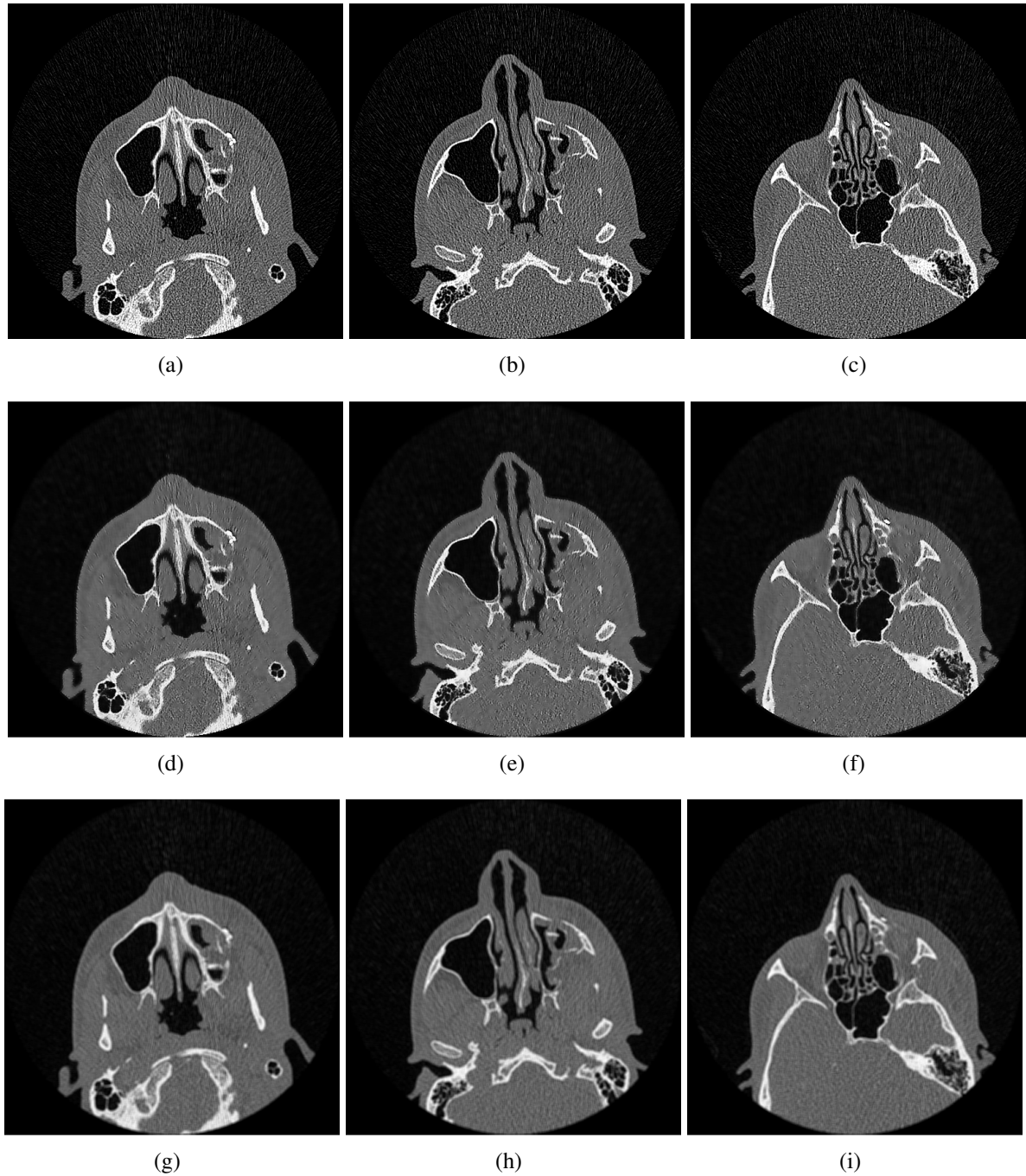
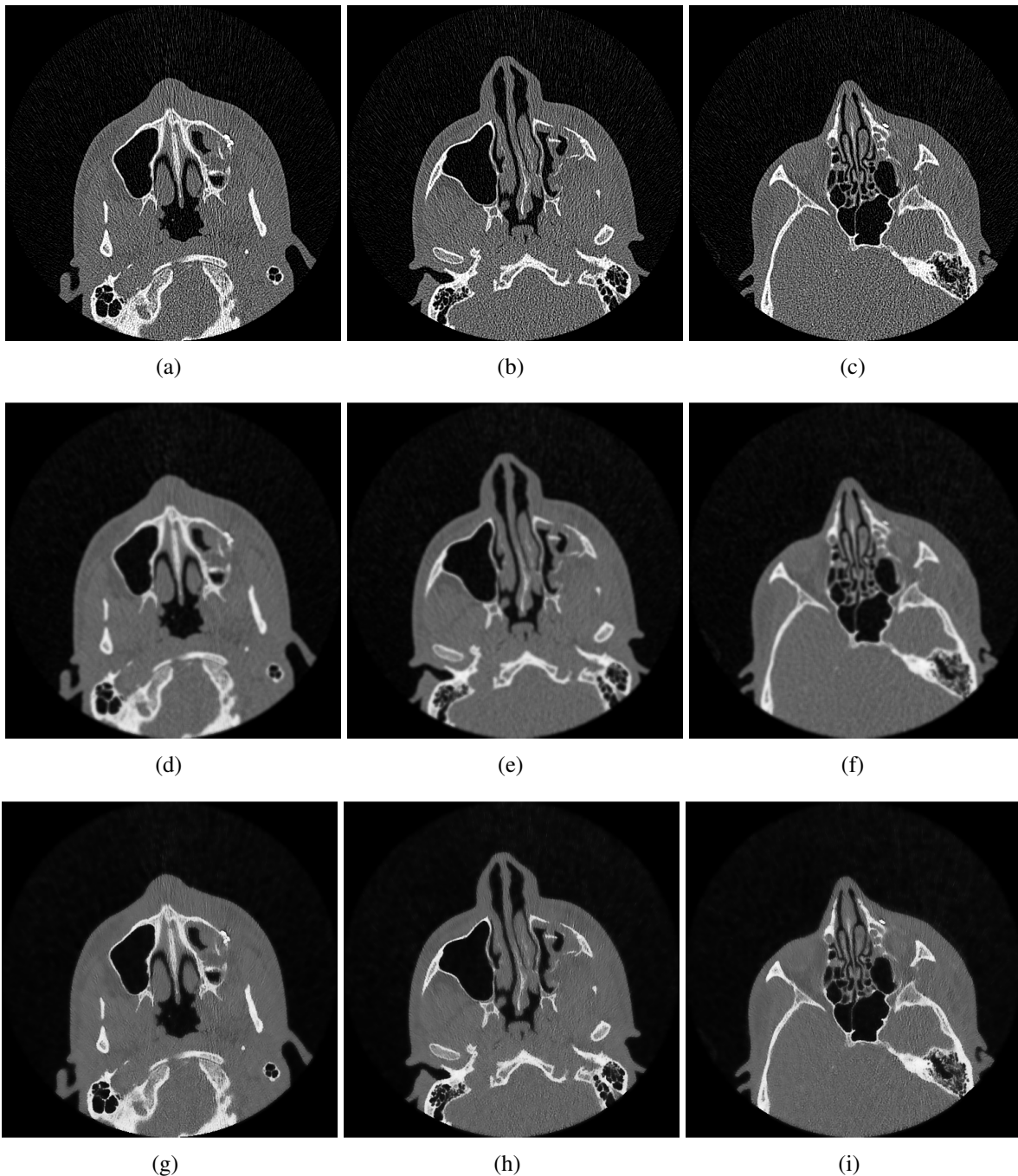


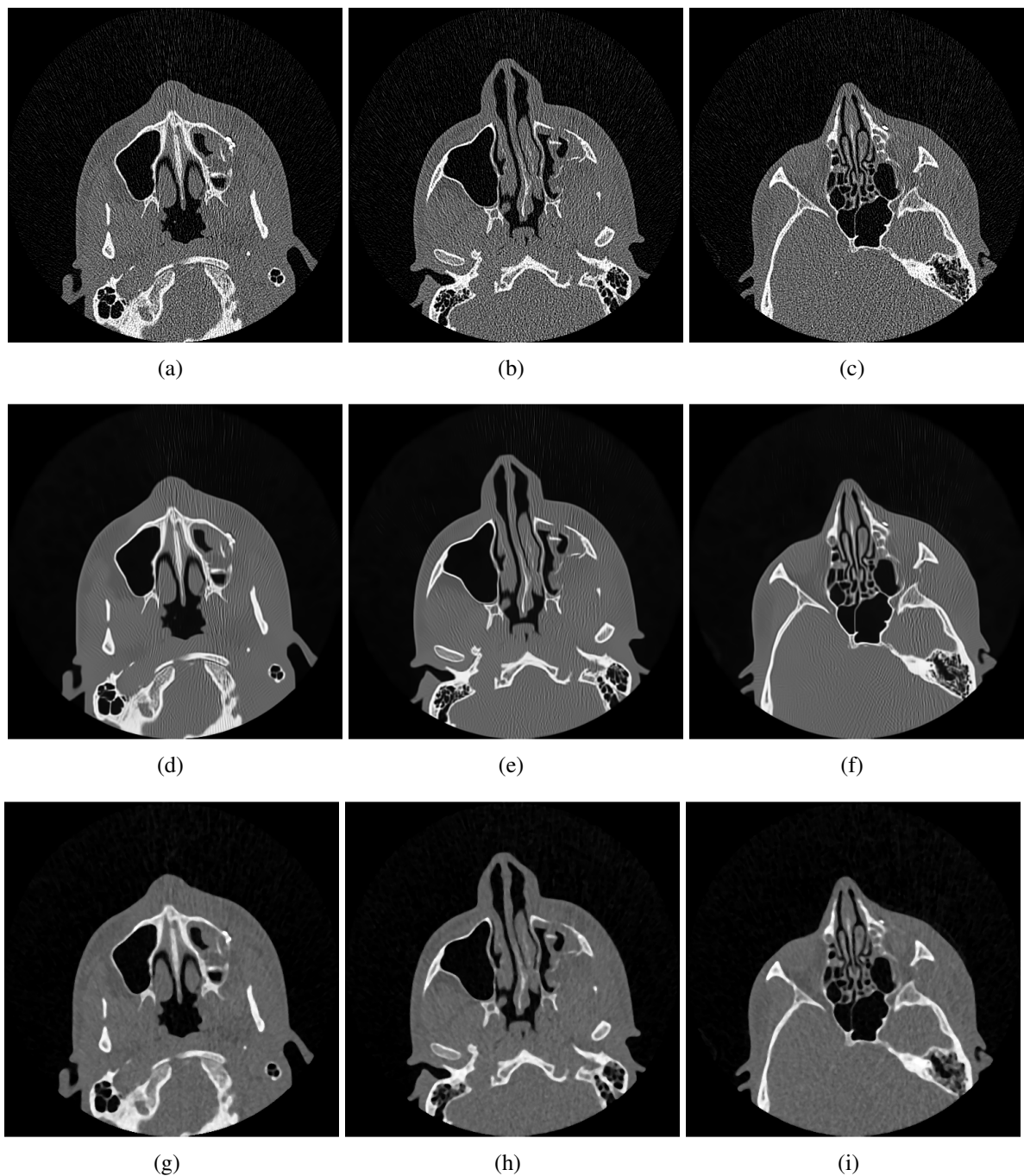
Figura 32 – Performance visual obtida pelos filtros guiado e bilateral. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem guiada, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem bilateral.



A técnica de filtragem BM3D (DABOV et al., 2007) obteve os melhores resultados quantitativos médios e visuais dentre as técnicas analisadas neste trabalho. A partir das imagens ilustradas pela Figura 33 (d), (e) e (f), é possível observar que a técnica se comportou bem para a natureza das imagens, tendo reduzido boa parte do ruído em ambas regiões da imagem. Além disso, bordas, estruturas e detalhes foram bem preservados. O filtro bitônico (TREECE, 2016)

obteve resultados quantitativos e visuais similares às técnicas Gaussiana e guiada, podendo ser observados através das imagens ilustradas pela Figura 33 (g), (h) e (i).

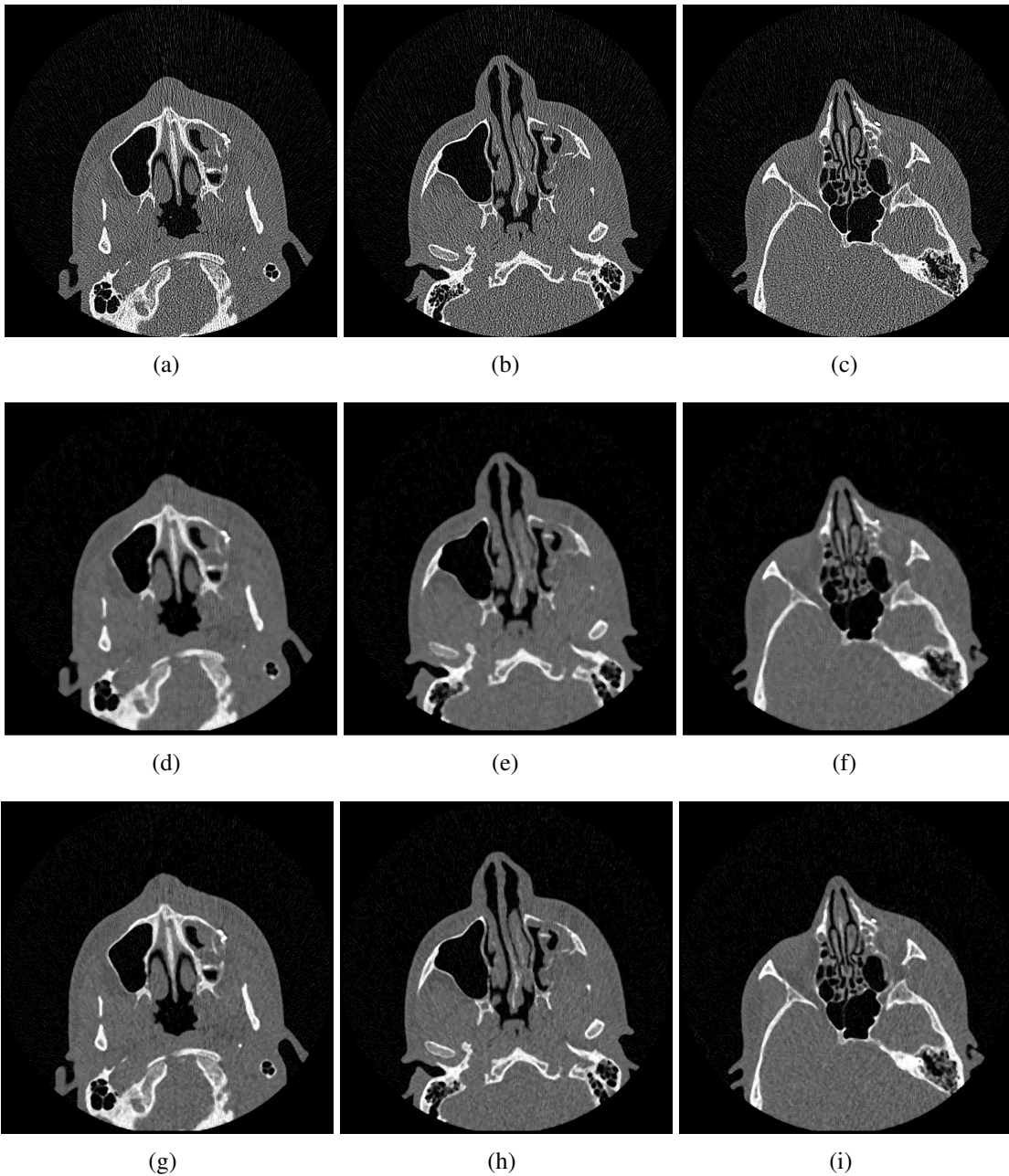
Figura 33 – Performance visual obtida pelos filtros BM3D e bitônico. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem BM3D, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem bitônica.



As técnicas AWMF (*Average Weighted Median Filter*) e AMF (*Adaptive Median Filter*), com máscaras de convolução 7×7 , obtiveram resultados quantitativos e visuais similares ao do filtro da mediana, entretanto, o mesmo aspecto negativo pode ser notado em ambas as técnicas,

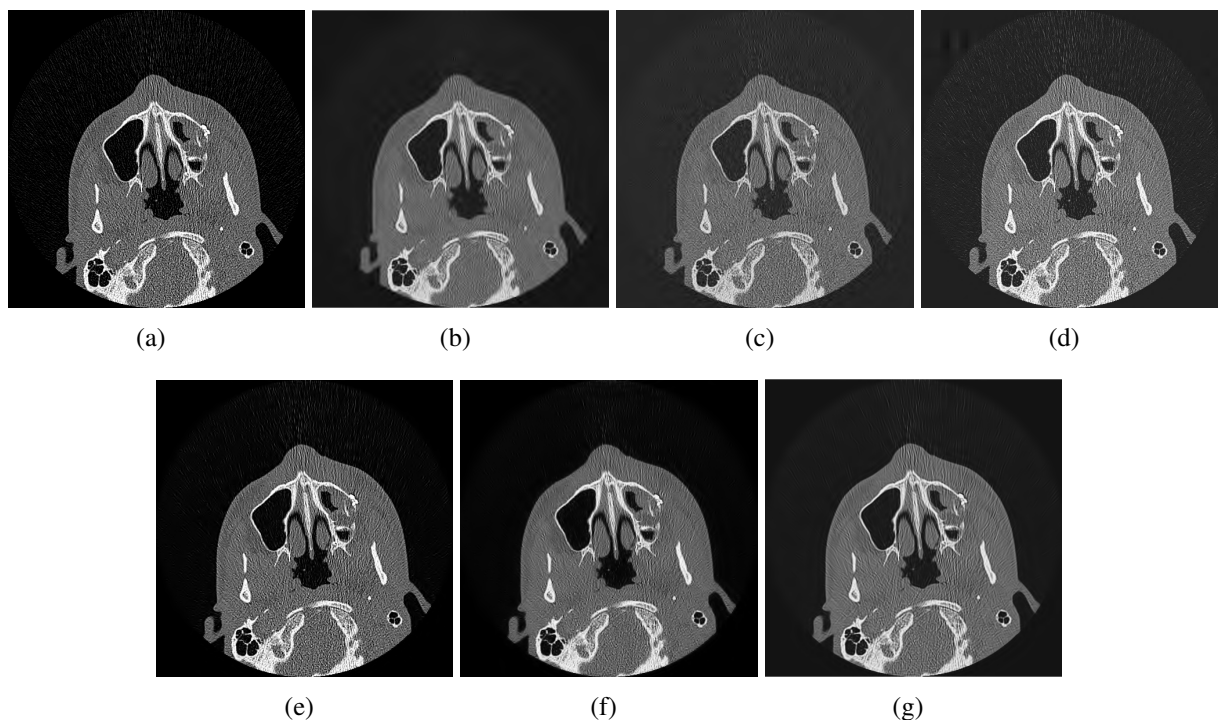
ou seja, estruturas e detalhes tendem a ser degradados e não preservados à medida que a máscara de convolução expande. O filtro AWMF conseguiu filtrar melhor o ruído do que a técnica AMF que, por outro lado, obteve performance superior em relação à preservação de estruturas e bordas, fato comprovado pelos valores médios de SSIM e EPI descritos pela Tabela 5. Os resultados visuais destas duas técnicas podem ser observados através das imagens ilustradas pela Figura 34.

Figura 34 – Performance visual obtida pelos filtros AWMF e AMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem AWMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem AMF.



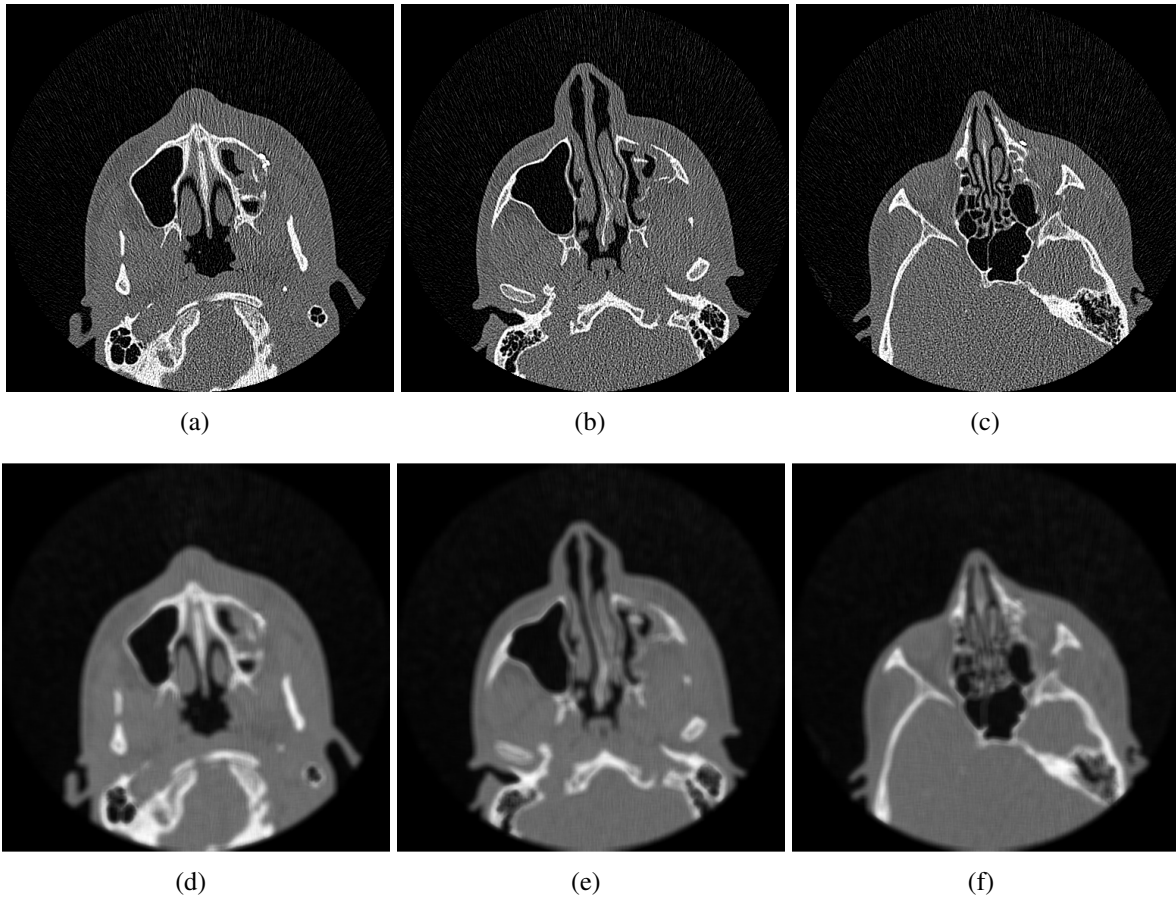
As técnicas de filtragem Neigh-Shrink SURE (DENGWEN; WENGANG, 2008), Visu-Shrink (DONOHO, 1995), SURELET (LUISIER; BLU; UNSER, 2007), DSWT (*Discrete Stationary Wavelet Transform*) (NASON; SILVERMAN, 1995) e DST (*Discrete Shearlet Transform*) (LIM, 2010) foram as que obtiveram os resultados médios mais baixos dentre os filtros avaliados. Além disso, a performance em relação à suavização de ruído destas técnicas foi insignificante. Os resultados visuais destas técnicas podem ser analisados através das imagens ilustradas pela Figura 35, onde (a) é a imagem original, (b) a imagem resultante da técnica Neigh-Shrink SURE, (c) resultante da Visu-Shrink, (d) ilustra a imagem resultante pela técnica SURELET, (e) e (f) ilustram as imagens resultantes pela filtragem DSWT com *threshold* rígido e suave, respectivamente, e, por fim, (g) é resultante da técnica DST. Para estas técnicas, como seus resultados não foram significativos, foi apresentado apenas uma imagem para cada técnica.

Figura 35 – (a) Original. (b) Neigh-Shrink SURE. (c) Visu-Shrink. (d) SURELET. (e) DSWT com *threshold* rígido. (f) DSWT com *threshold* suave. (g) DST.



As características adquiridas pelas imagens resultantes da técnica padrão NLM (BUADES; COLL; MOREL, 2005) foram muito similares às das imagens filtradas pelo filtro guiado, entretanto, de forma mais acentuada. Ou seja, a sensação de baixa nitidez e borramento nas imagens resultantes pela filtragem NLM é maior. Este fato é provado pelos valores quantitativos médios inferiores ao do filtro guiado. Esta performance pode ser observada através das imagens ilustradas pela Figura 36.

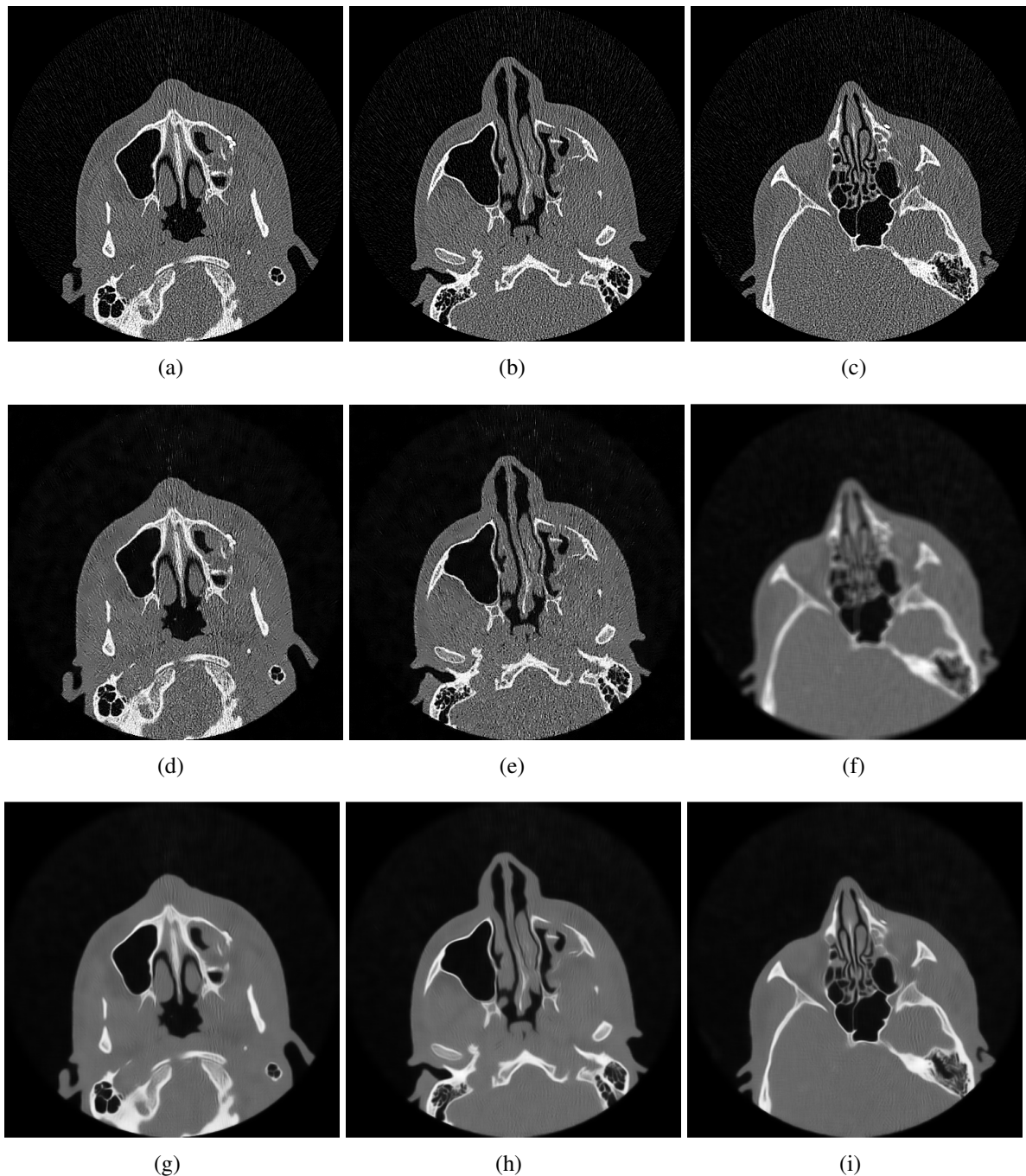
Figura 36 – Performance visual obtida pela técnica NLM. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



Verma et al. (VERMA; PANDEY, 2015) propuseram uma adaptação à filtragem NLM, denominada NLM com máscara de convolução isotrópica adaptativa, abreviada para este trabalho como NLM-MCIA. A ideia básica desta técnica é selecionar uma máscara de convolução isotrópica adaptativa para cada pixel de acordo com a propriedade da região com base na diferença de tons de cinza dos pixels. As imagens resultantes desta técnica são ilustradas através da Figura 37 (d), (e) e (f). É possível analisar que esta técnica não reduziu de forma eficaz o ruído presente nas imagens. Entretanto, obteve uma performance satisfatória em termos de preservação de detalhes. Os parâmetros deste filtro foram adaptados para obter os melhores resultados visuais e quantitativos possíveis, sendo eles: desvio padrão $\sigma=25$, máscara de convolução 13×13 , tamanho dos blocos 7×7 e parâmetro de suavização 18.75. Já para a filtragem OBNLM (*Optimized Bayesian Non-Local Means*) (COUPÉ et al., 2009), que utiliza uma abordagem bayesiana à técnica NLM, os resultados visuais e quantitativos foram superiores. É possível observar nas imagens ilustradas pela Figura 37 (g), (h) e (i) que o ruído presente na

região de *background* foi levemente borrado, enquanto o ruído na região de *foreground* foi suavizado de forma eficaz, obtendo o segundo melhor PSNR médio entre os filtros avaliados. É possível analisar, também, que pequenas estruturas e bordas foram bem preservados, fato também comprovado pelo SSIM médio de 0.64 e EPI médio 0.83.

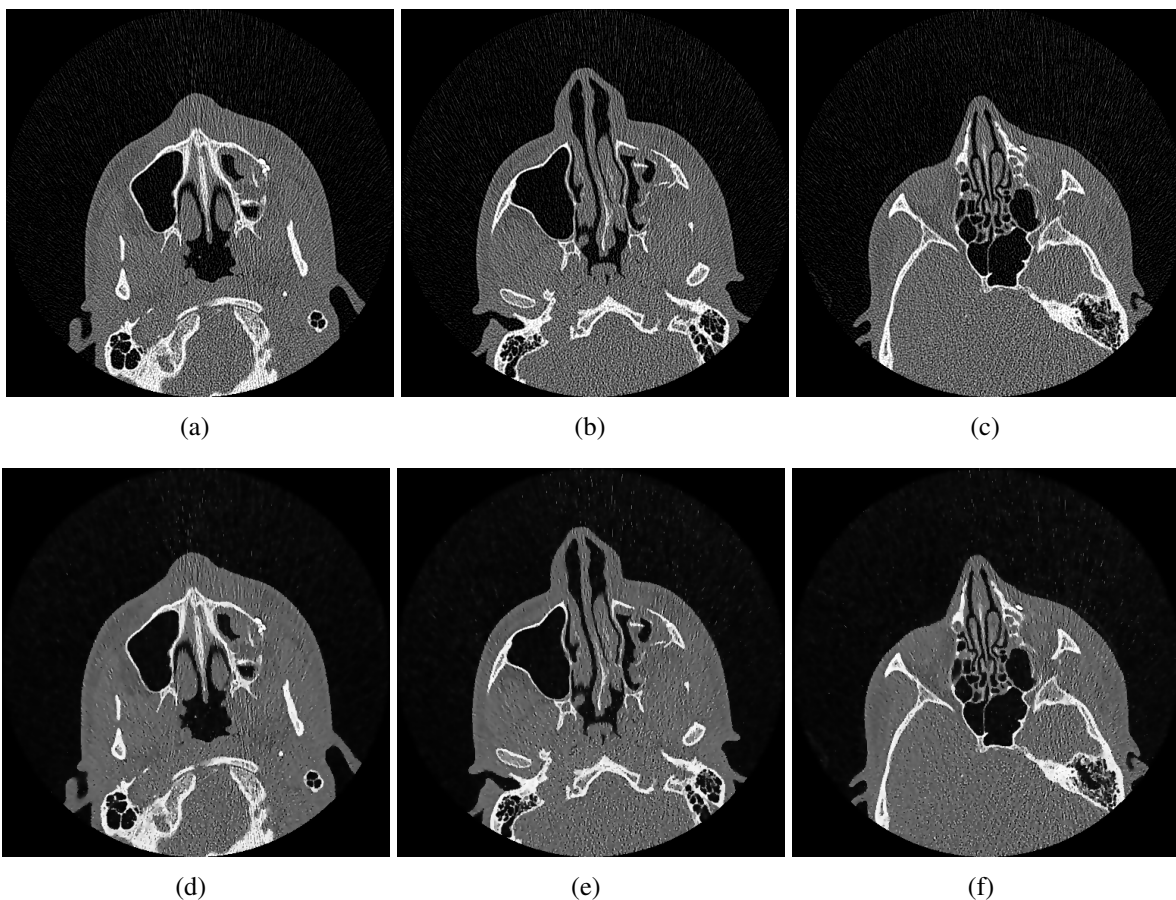
Figura 37 – Performance visual obtida pelos filtros NLM-MCIA e OBNLM. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem NLM-MCIA, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem OBNLM.



As imagens processadas pela técnica de difusão anisotrópica (PERONA; MALIK, 1990)

tiveram seu ruído, também, reduzido apenas em parte na região de *background*, enquanto no que *foreground* o ruído ainda se fez presente. Através da Figura 38, é possível destacar nas imagens (d), (e) e (f) que alguns pixels ruidosos tiveram seu contraste elevado tendo, conseqüentemente, um destaque maior. Em contrapartida, esta técnica teve um comportamento satisfatório em preservar detalhes, estruturas e bordas, onde seus valores médios de SSIM e EPI foram, em relação às demais técnicas analisadas, consideravelmente bons.

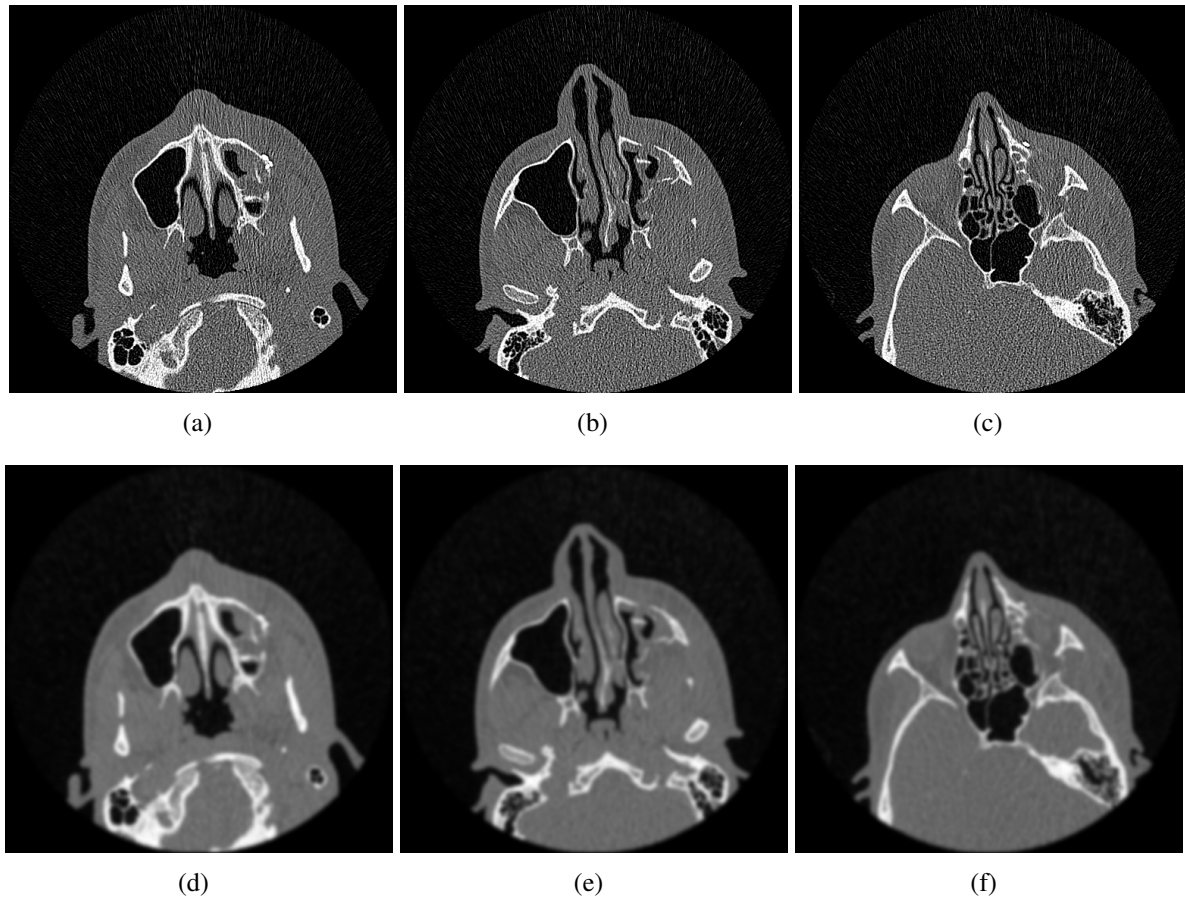
Figura 38 – Performance visual obtida pela técnica de difusão anisotrópica. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



A técnica de filtragem Beltrami é um método baseado em uma abordagem de fluxo de difusão geométrica que considera imagens 2D como sendo mapas incorporados em uma superfície 3D (KIMMEL; SOCHEN; MALLADI, 1997). O número de iterações utilizadas para filtrar as imagens utilizando esta técnica foi de 25 com desvio padrão $\sigma=0.25$. O valor médio de PSNR obtido por esta técnica foi de 21.07, mostrando que não foi eficaz em reduzir ruído. Além disso, o aspecto visual é similar ao do filtro guiado, ou seja, pouca nitidez e muito borramento de estruturas e detalhes. A Figura 39 ilustra os resultados visuais das imagens processadas pela

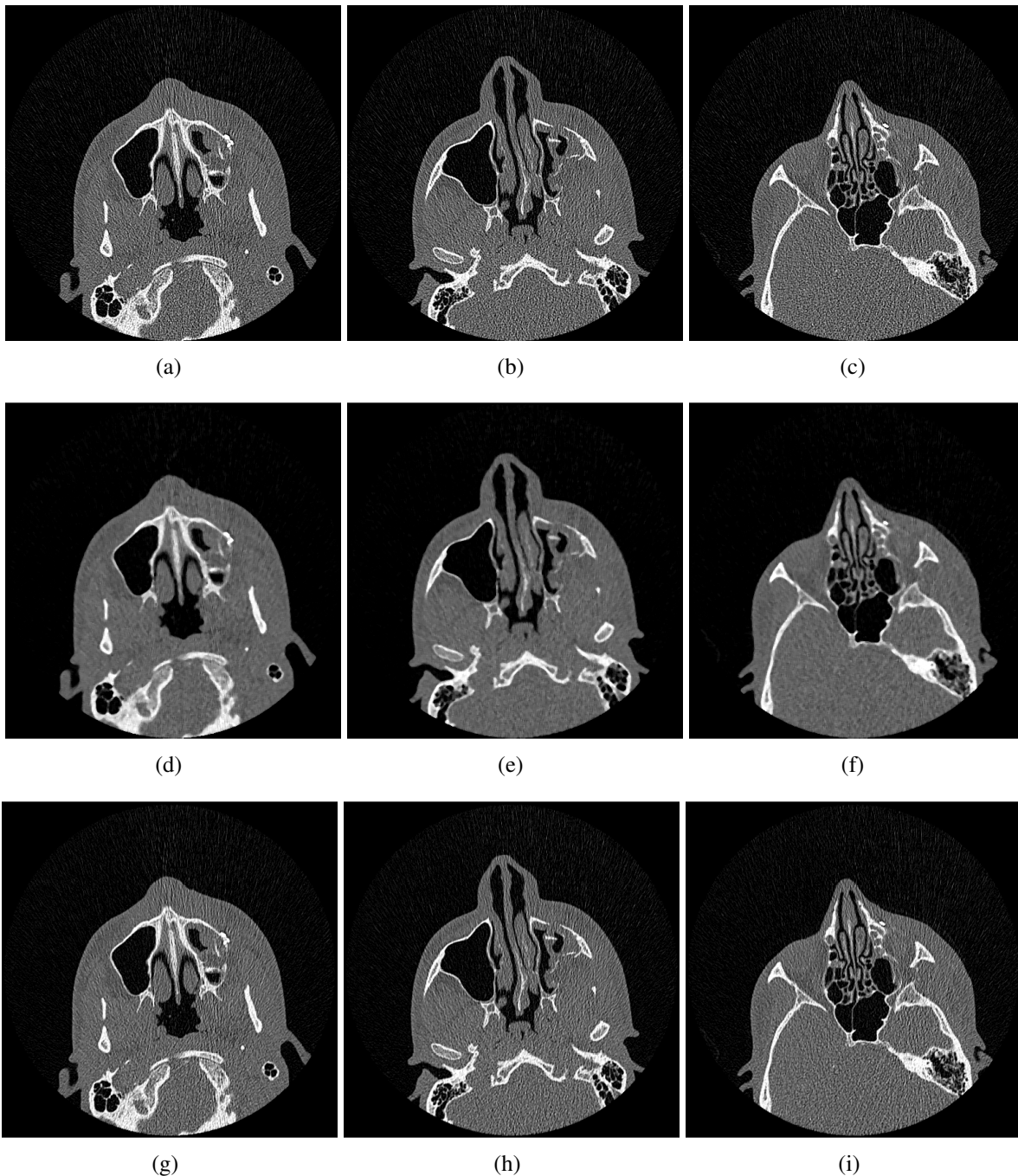
técnica Beltrami.

Figura 39 – Performance visual obtida pela técnica Beltrami. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



As imagens processadas pelos filtros PSMF (*Progressive Switching Median Filter*) (WANG; ZHANG, 1999) e NAFSMF ((Noise Adaptive Fuzzy Switching Median Filter)) (TOH; ISA, 2009) são ilustradas pela Figura 40. Ambas as técnicas são derivadas do filtro da mediana e, diante disso, seus resultados médios quantitativos foram parecidos. Entretanto, o aspecto visual não são similares. Enquanto as imagens (d), (e) e (f) da Figura 40, processadas pelo filtro PSMF, apresentaram uma boa taxa de redução de ruído para ambas regiões, as imagens processadas pelo filtro NAFSMF, ilustradas pelas imagens (g), (h) e (i) na Figura 40, não apresentaram redução de ruído, levando a crer que o filtro teve uma performance visual praticamente nula em relação às imagens originais.

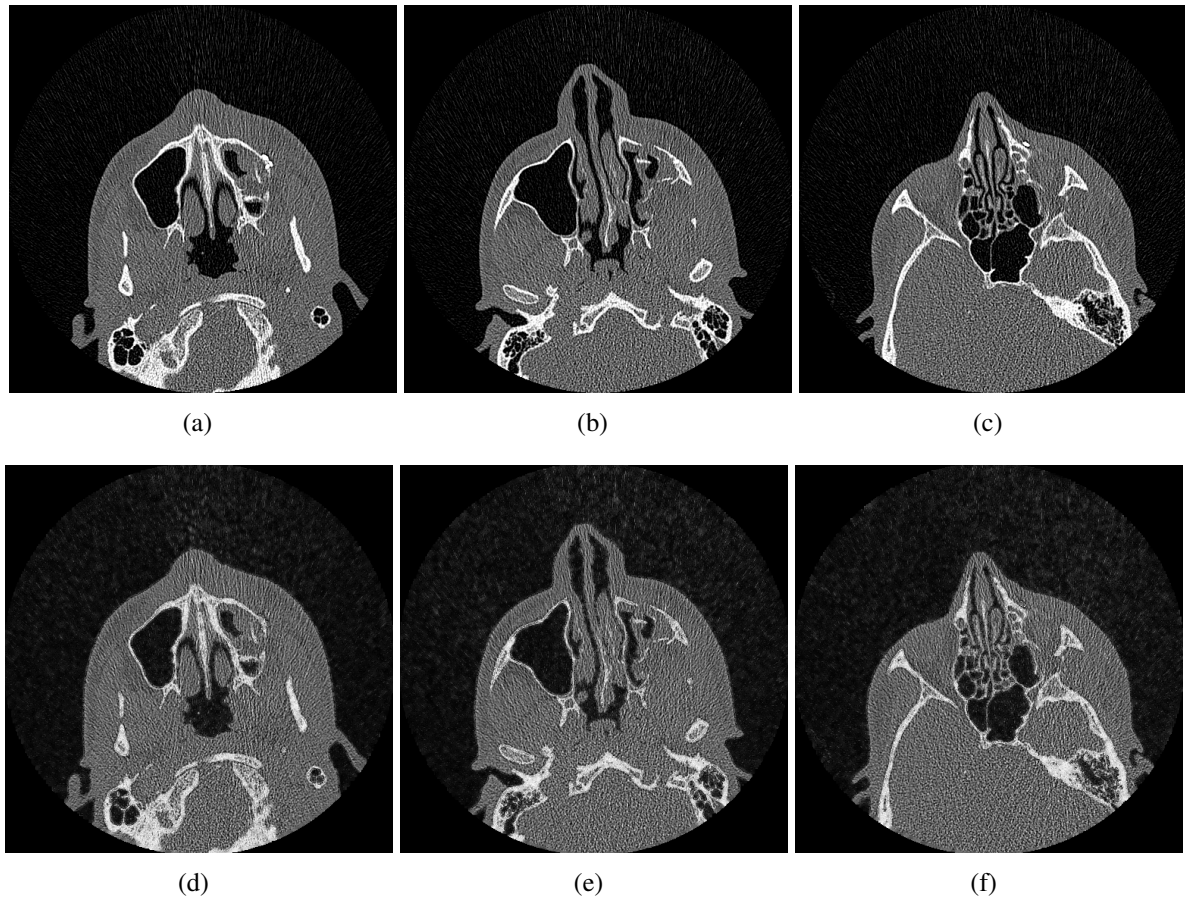
Figura 40 – Performance visual obtida pelos filtros PSMF e NAFSMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem PSMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem NAFSMF.



O filtro MDBUTMF (*Modified Decision-Based Unsymmetrical Trimmed Median Filter*) (VASANTH; MANJUNATH; RAJ, 2015) também não produziu bons resultados, tanto visuais quanto quantitativos. De acordo com as imagens ilustradas pela Figura 41, é possível observar que o ruído ainda é nítido nas imagens (d), (e), e (f). Outro aspecto negativo observado foi o surgimento de bordas "fantasmas" e pixels escuros que constituem o *background* passaram a ter

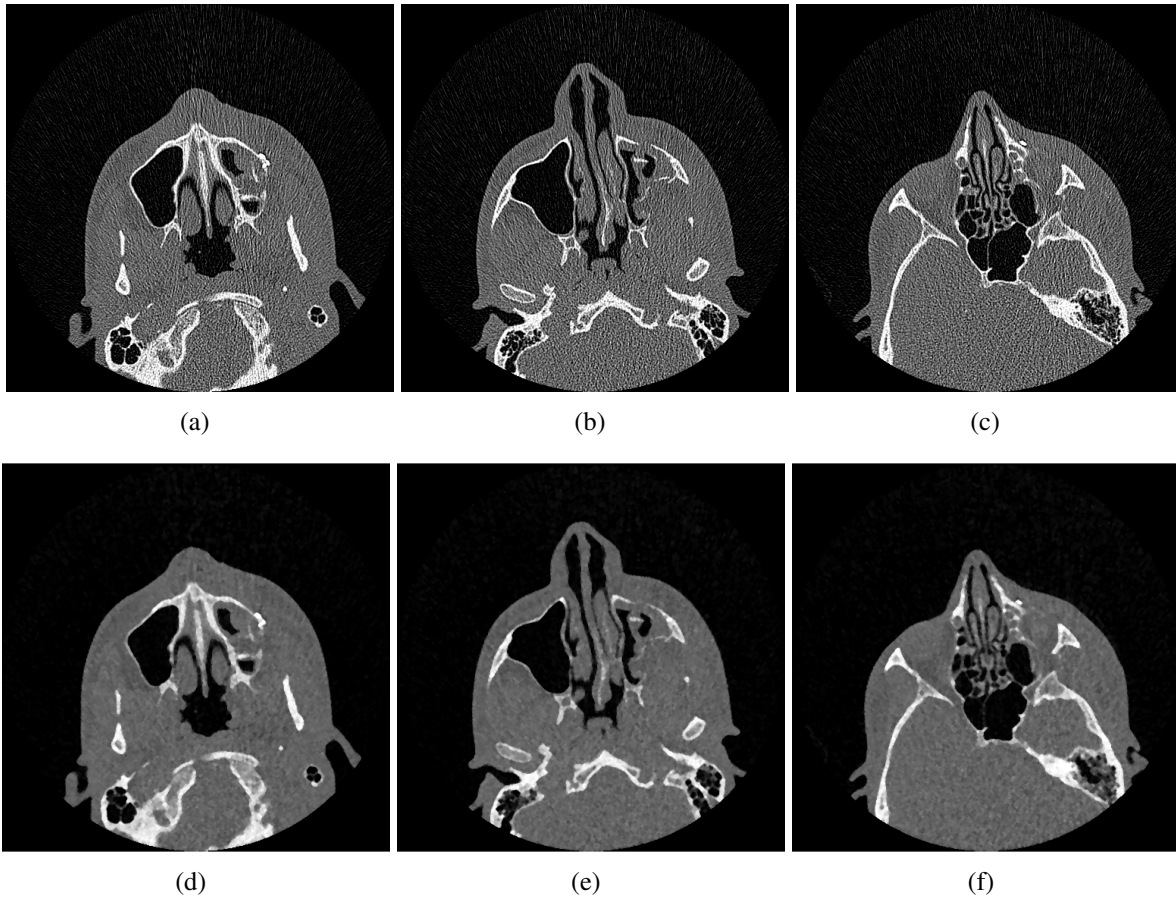
uma tonalidade mais acinzentada.

Figura 41 – Performance visual obtida pelo filtro MDBUTMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



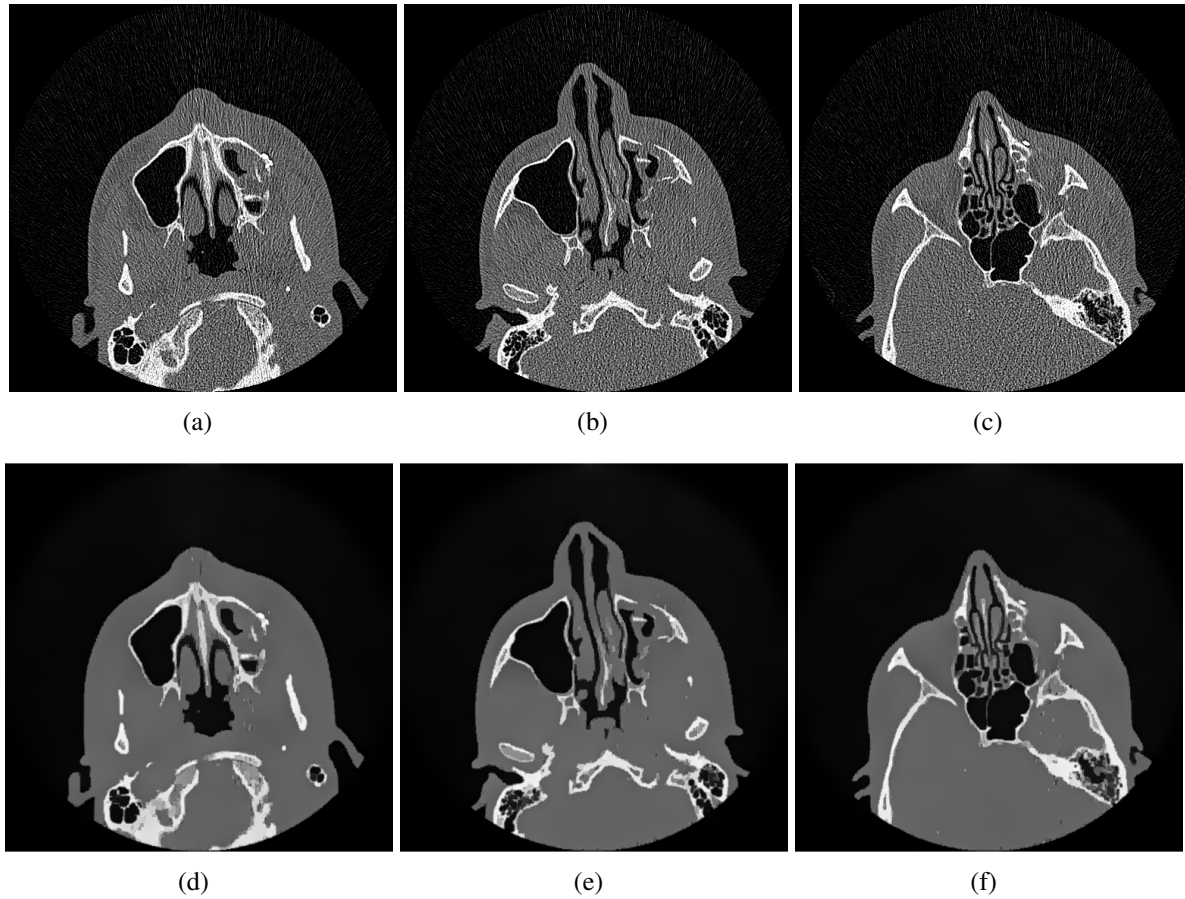
O filtro morfológico OCS (*Open-Close Sequence*) (ZE-FENG; ZHOU-PING; YOU-LUN, 2006) reduziu o ruído que se fazia presente nas imagens, entretanto, não obteve bons resultados em preservar detalhes e bordas, com valores relativamente baixos de SSIM e EPI. O elemento estruturante utilizado nesta técnica foi o de formato de diamante de tamanho 2, para a operação de abertura-fechamento, e de tamanho 3, para a operação de fechamento-abertura que, de acordo com os autores, deveriam ser de tamanhos distintos. A performance visual desta técnica de filtragem morfológica pode ser observada pelas imagens (d), (e) e (f) ilustradas na Figura 42.

Figura 42 – Performance visual obtida pelo filtro OCS. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



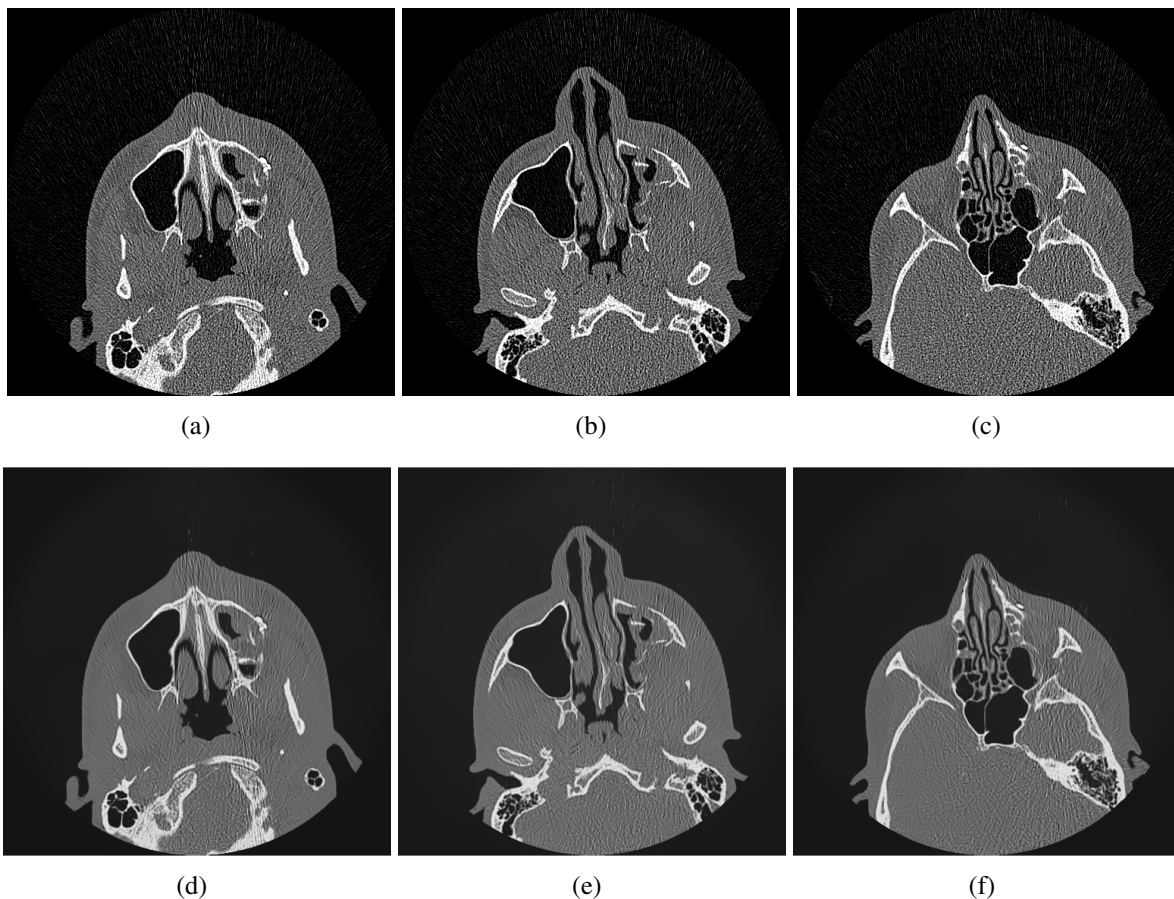
A técnica TTV (*Truncated Total Variation*) (DOU et al., 2017) se mostrou muito eficiente em reduzir ruído, com um valor médio de PSNR de 23.85, e em preservar bordas, com um alto EPI médio de 0.82, muito próximo da técnica BM3D. Entretanto, tanto pelo valor médio de SSIM (de 0.45) quanto pelo resultado visual, a técnica se mostrou ineficiente em preservar estruturas e detalhes. As imagens processadas pelo filtro TTV adquiriram um aspecto um pouco diferente do desejado, contudo, o ruído foi muito bem reduzido. Estas análises podem ser observadas através da Figura 43 onde as imagens (d), (e) e (f) representam as imagens resultantes do processo de filtragem pela técnica TTV.

Figura 43 – Performance visual obtida pelo filtro TTV. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



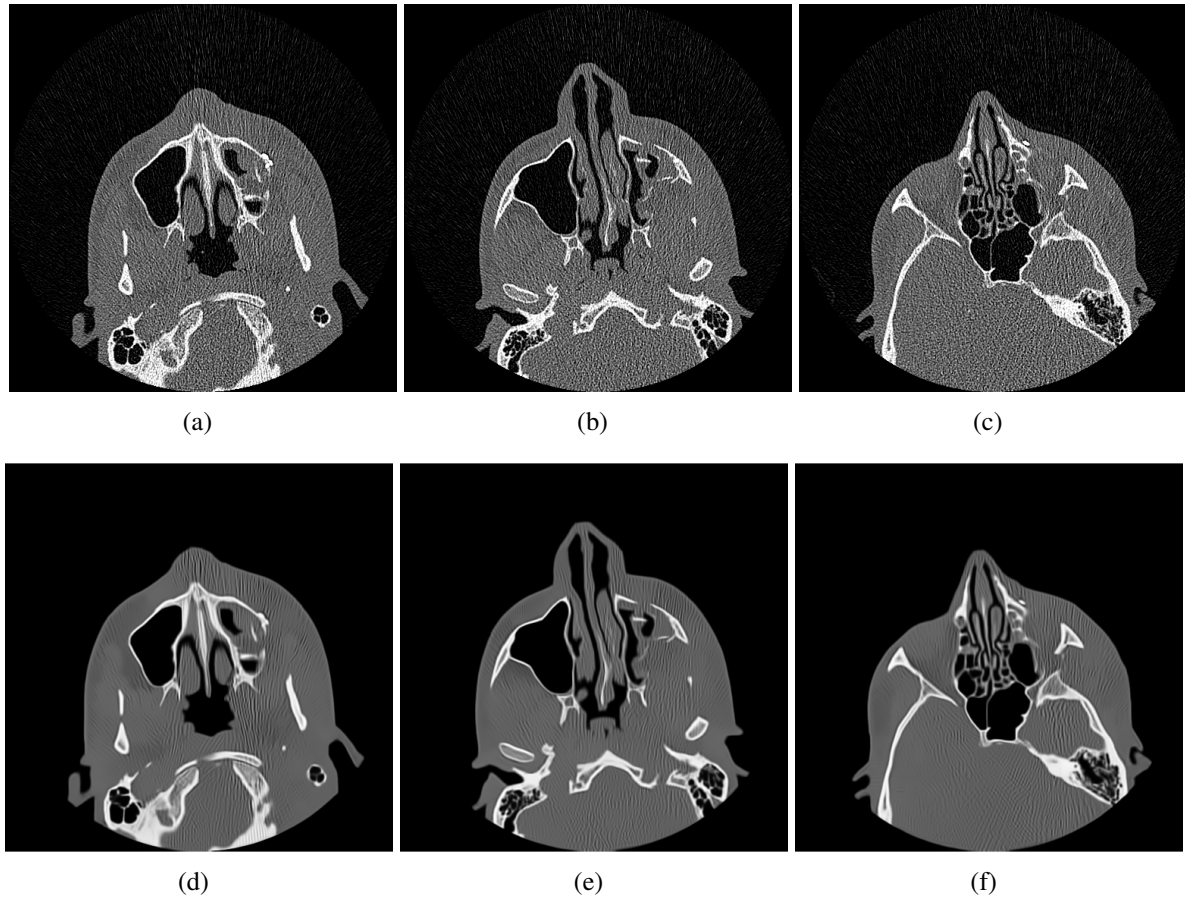
O método híbrido proposto por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015) também proporcionou bons resultados quantitativos e visuais. O único aspecto negativo observado nas imagens processadas por este filtro foi que a região de *foreground* ainda possui alguns pixels corrompidos (ruidosos), além de deixar as imagens resultantes um pouco acinzentadas. A performance visual deste método pode ser observada na Figura 44.

Figura 44 – Performance visual obtida pela técnica proposta por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015). As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



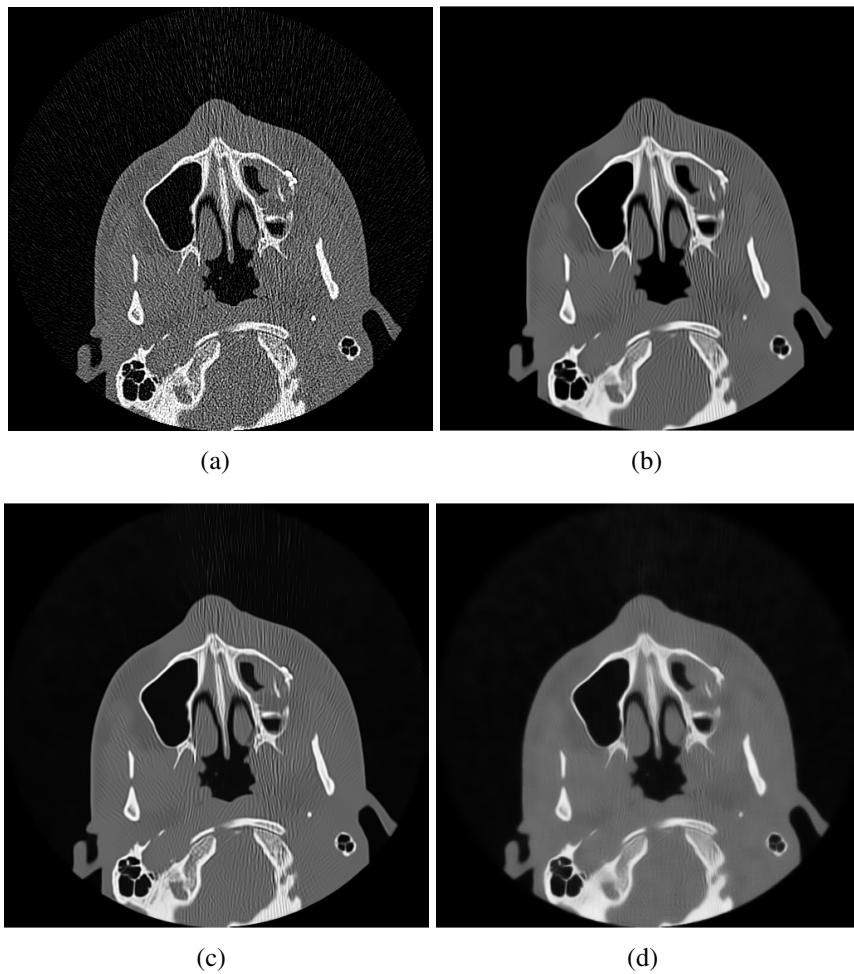
Os resultados obtidos pelo método proposto neste trabalho foram superiores em todas as métricas quantitativas que avaliam a qualidade das imagens, além de proporcionar um resultado visual satisfatório. O método proposto obteve um ganho de 12,46% na métrica PSNR, 30,15% na SSIM, 14,5% menos perda de informação, validada pela métrica MSE, e preservou bordas 9,63% melhor do que a melhor técnica da literatura avaliada. Os resultados obtidos pelo método proposto nesta dissertação são ilustrados pelas imagens (d), (e), e (f) na Figura 45. Nestas imagens, é possível observar que os pixels de fundo (*background*) foram removidos por completo e os pixels de *foreground* foram removidos em grande proporção. Além disso, pequenas estruturas e bordas foram mantidos de acordo com as das imagens originais.

Figura 45 – Performance visual obtida pelo método proposto. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pelo método proposto.



Para comparar a performance visual do método proposto com as das duas melhores técnicas avaliadas, sendo elas *Block-Matching 3D* (BM3D) e *Optimized Bayesian Non-Local Means* (OBNLM), as imagens resultantes de cada técnica são apresentadas pela Figura 46.

Figura 46 – Comparação de performance visual entre o método proposto e as duas melhores técnicas avaliadas. (a) Imagem original. (b) Método proposto. (c) BM3D. (d) OBNLM.

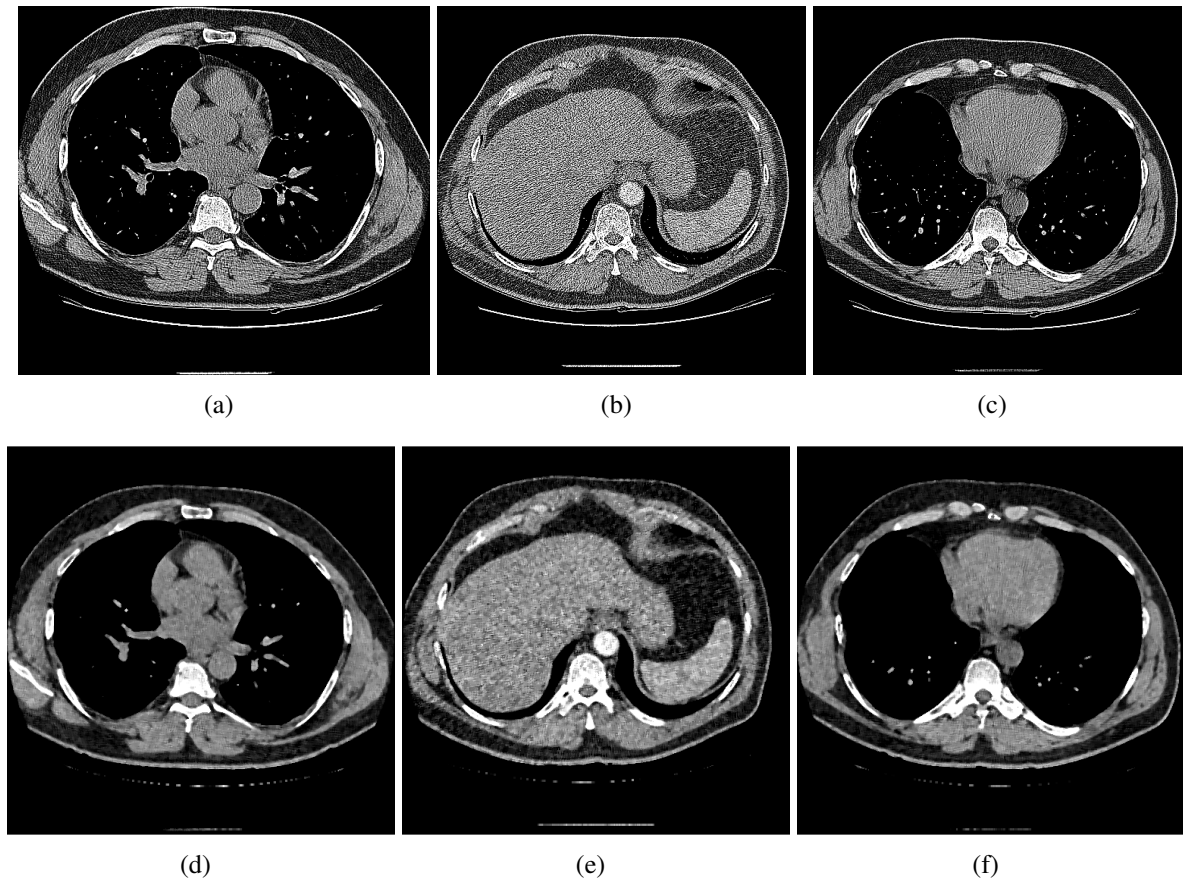


6.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS NAS IMAGENS PULMONARES

Para as imagens pulmonares de TC de baixa radiação, a análise a ser feita nas imagens é muito parecido com as realizadas nas imagens dentais apresentadas na seção anterior.

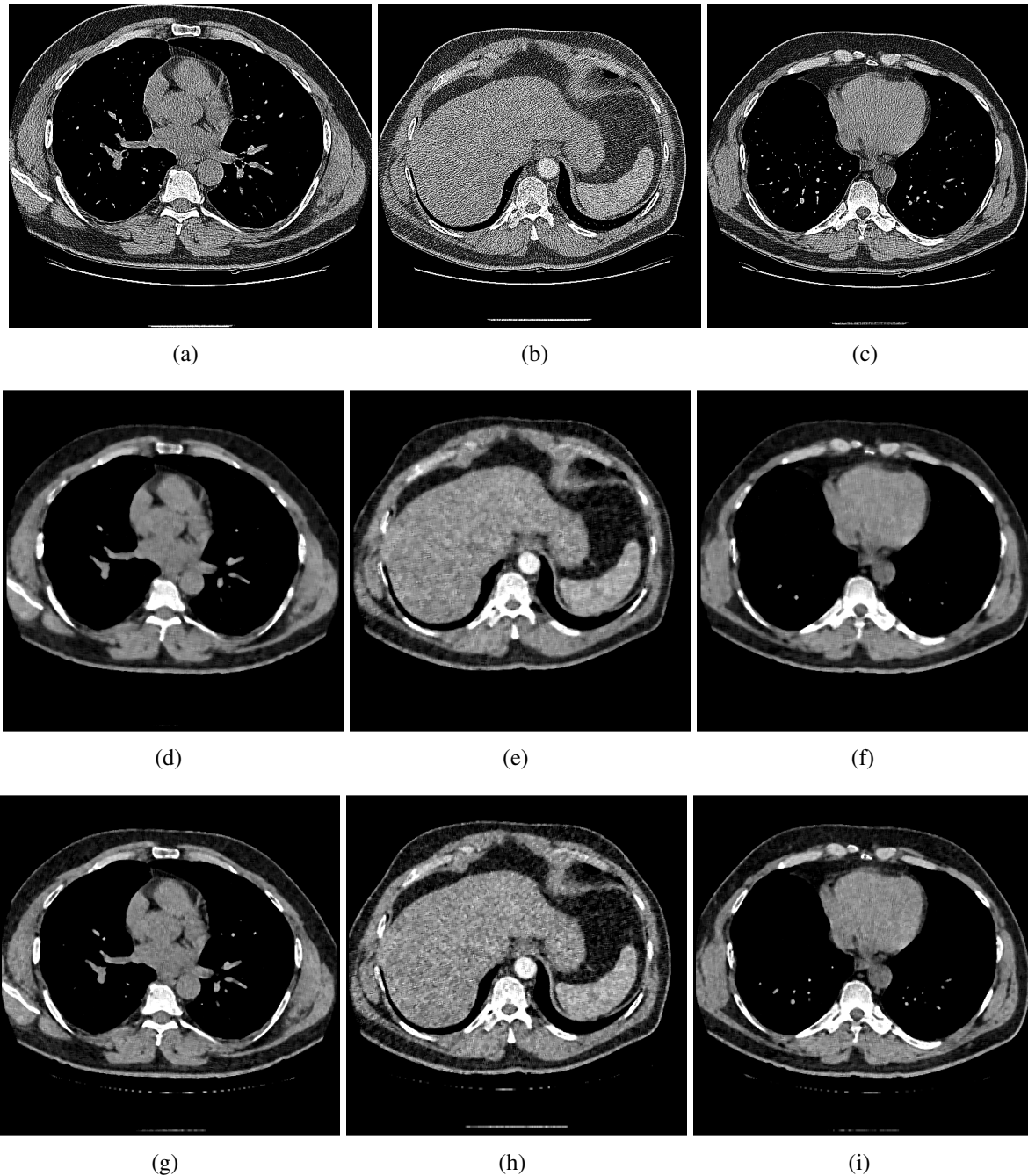
As imagens (d), (e) e (f) ilustradas através da Figura 47 apresentam a performance visual das imagens pulmonares de tomografia computadorizada de baixa radiação processadas pelo filtro da mediana. O tamanho da máscara de convolução utilizada como parâmetro foi 7x7 e é possível analisar que alguns detalhes foram perdidos, como pode ser comparado entre a Figura 47 (a) e (d), onde boa parte dos pixels brancos foram perdidos. Além disso, o ruído foi sofreu uma sensação de borramento e não foi removido como esperado.

Figura 47 – Performance visual obtida pelo filtro da mediana. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



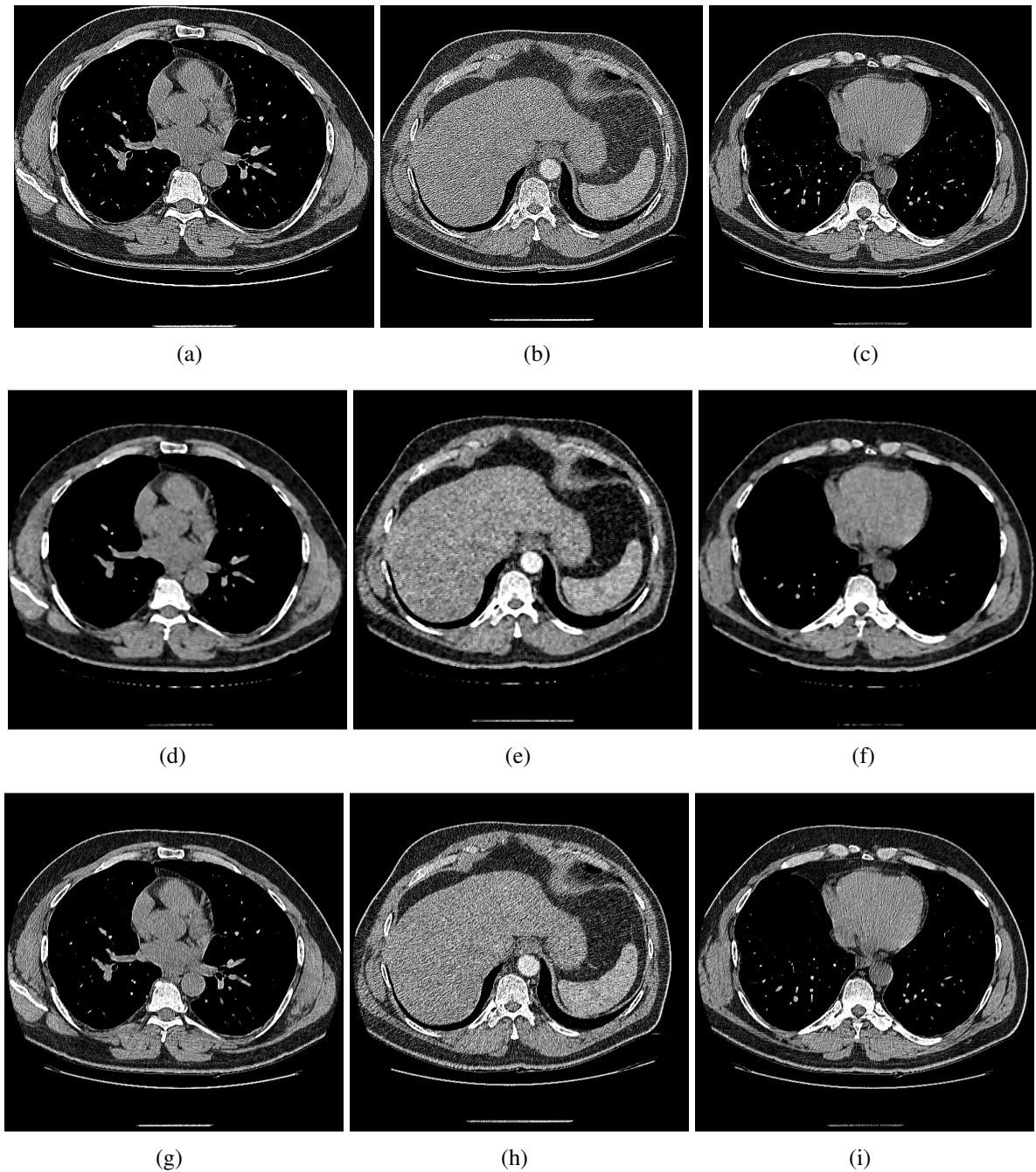
As técnicas derivadas da filtragem da mediana obtiveram resultados quantitativos muito semelhantes em todas as métricas utilizadas para validação de performance. As imagens ilustradas pela Figura 48 apresentam os resultados obtidos pelas técnicas AWMF (*Average Weighted Median Filter*) e AMF (*Adaptive Median Filter*). Na segunda e terceira linha são apresentadas as imagens resultantes do processo de filtragem pelas técnicas AWMF e AMF, respectivamente. É possível observar que a perda de informação foi muito parecida com a observada pela técnica de filtragem da mediana padrão, o que é provado pelos valores médios obtidos na métrica SSIM para cada técnica, apresentados pela Tabela 6. Além disso, em relação ao ruído presente nas imagens, a performance foi muito similar, uma vez que as métricas apresentam valores médios de PSNR bem próximos, de acordo com a Tabela 6. O tamanho das máscaras de convolução para as técnicas AWMF e AMF foram, respectivamente 7×7 e 5×5 , devido ao fato de apresentar uma performance média entre valores quantitativos e desempenho visual.

Figura 48 – Performance visual obtida pelos filtros AWMF e AMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem AWMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem AMF.



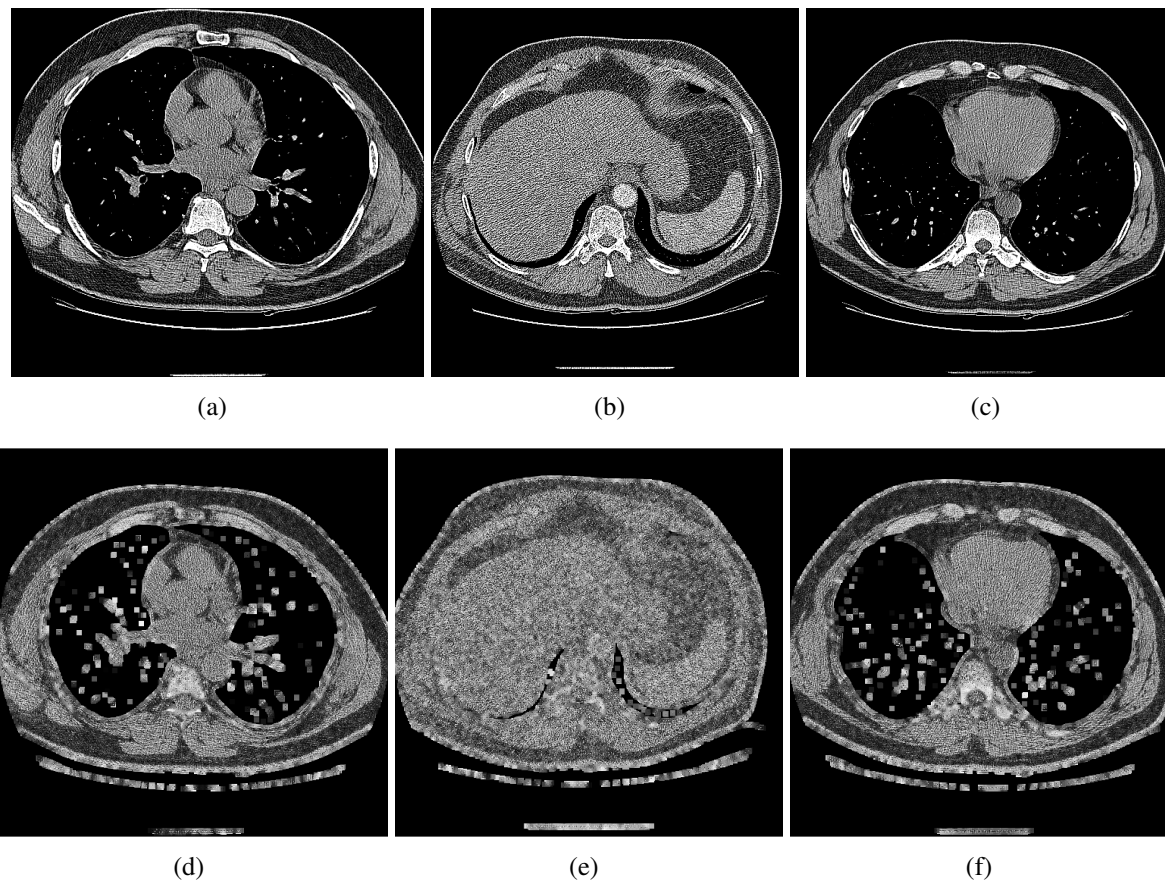
Além disso, as técnicas de filtragem PSMF (*Progressive Switching Median Filter*) e NAFSMF (*Noise Adaptive Fuzzy Switching Median Filter*). O ruído nas imagens processadas pelo PSMF apresentaram um leve borramento, muito parecido com o apresentado pelas imagens processadas pelo filtro AMF. Já o NAFSMF, é possível analisar que o ruído não foi removido. As imagens processadas por estas técnicas são apresentadas na Figura 49.

Figura 49 – Performance visual obtida pelos filtros PSMF e NAFSMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem PSMF, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem NAFSMF.



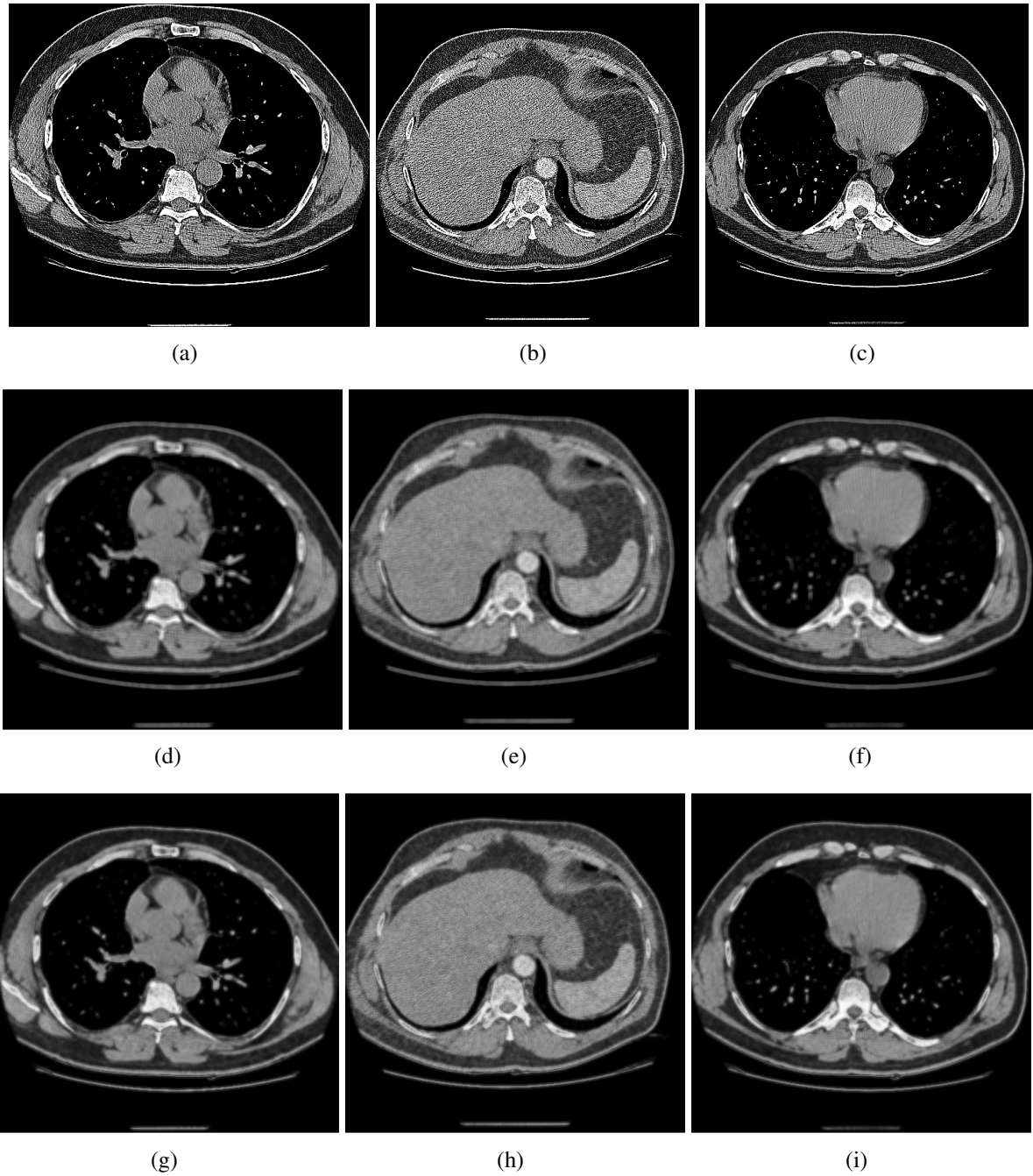
O filtro MDBUTMF (*Modified Decision-Based Unsymmetrical Trimmed Median Filter*) não apresentou uma performance visual adequada para as imagens do pulmão que, além de não filtrar o ruído presente, gerou artefatos indesejados nas imagens. Além disso, detalhes e bordas não foram bem preservados, uma vez que seus resultados quantitativos foram inferiores às demais técnicas derivadas da abordagem da mediana. A Figura 50 ilustra os resultados desta técnica.

Figura 50 – Performance visual obtida pelo filtro MDBUTMF. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



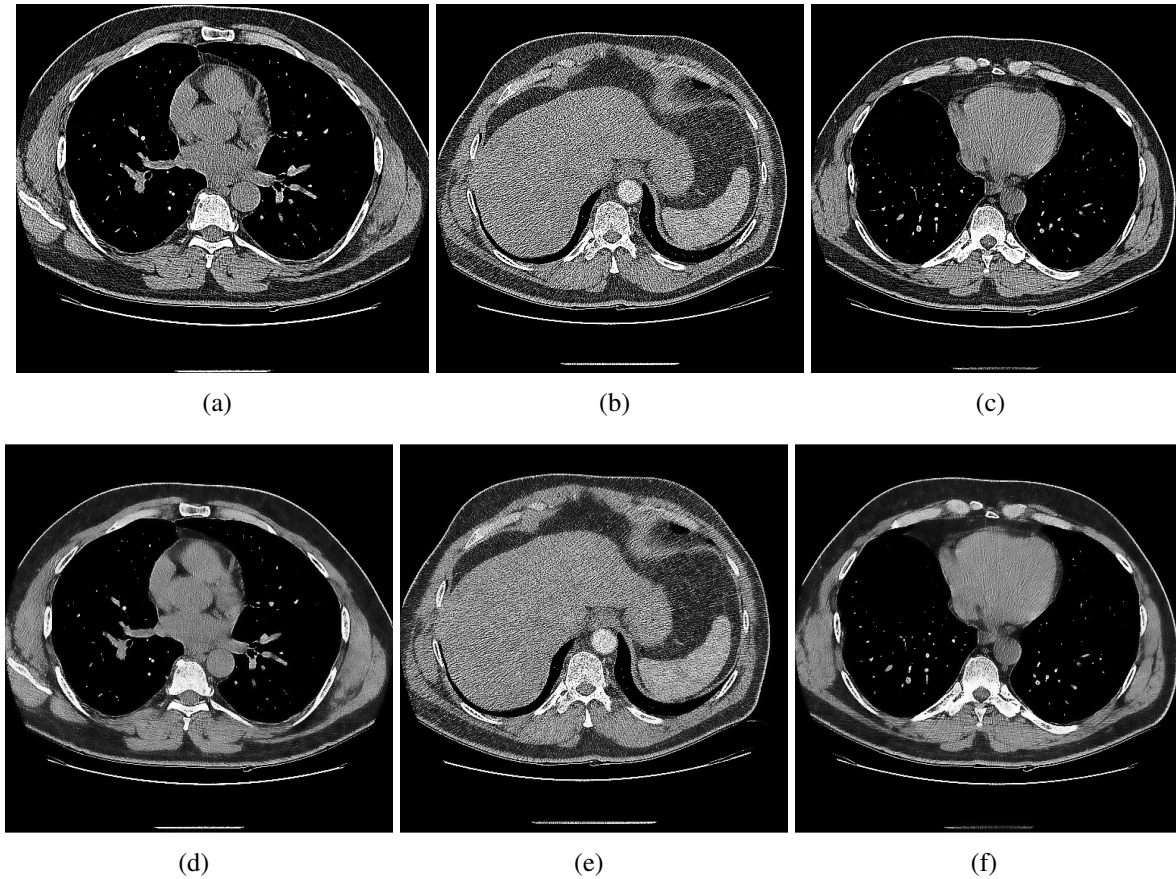
As imagens resultantes do processo de filtragem pelas técnicas Gaussiana e guiada apresentaram resultados similares, podendo ser observados através da Figura 51. Pequenas estruturas e detalhes foram preservados corretamente enquanto o ruído presente foi levemente borrado, fazendo com que sua presença ainda seja notada. A grande vantagem do filtro guiado é apresentada na Tabela 6, onde o valor médio obtido na métrica EPI, que avalia a preservação de bordas, foi 6% superior ao do filtro Gaussiano, deixando as bordas levemente mais nítidas. Para o filtro Gaussiano, a máscara de convolução utilizada foi de tamanho 7×7 , enquanto para o filtro guiado foi de 5×5 . Além disso, as imagens de orientação utilizadas na técnica guiada foram as imagens originais do pulmão.

Figura 51 – Performance visual obtida pelos filtros Gaussiano e guiado. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas. As imagens (d), (e) e (f) são resultantes da filtragem Gaussiana, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes da filtragem guiada.



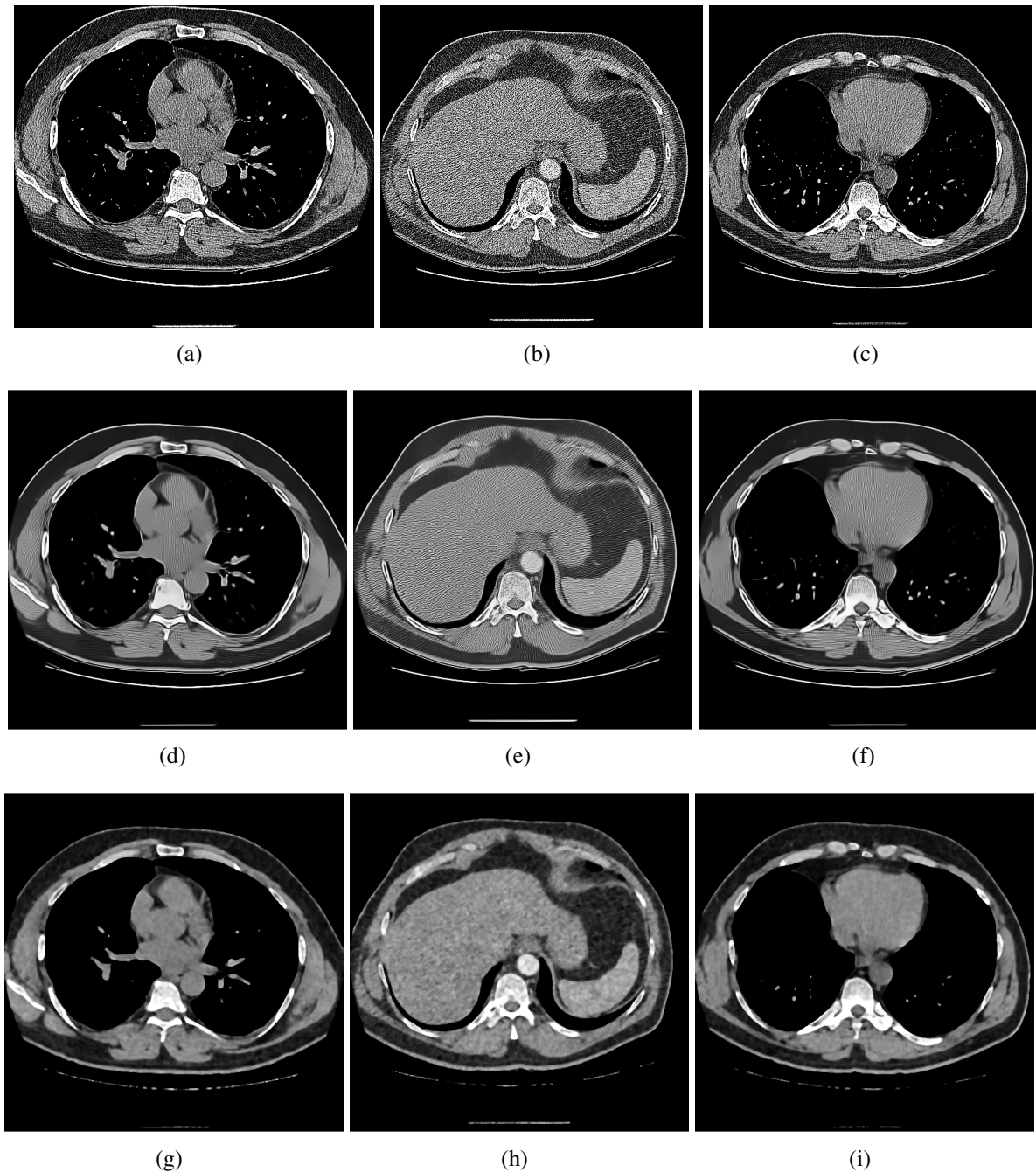
As imagens resultantes do filtro bilateral são ilustradas pela Figura 52. Nas imagens (d) e (f), o ruído foi levemente suavizado enquanto pequenos detalhes e as estruturas claras foram preservadas.

Figura 52 – Performance visual obtida pelo filtro bilateral. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



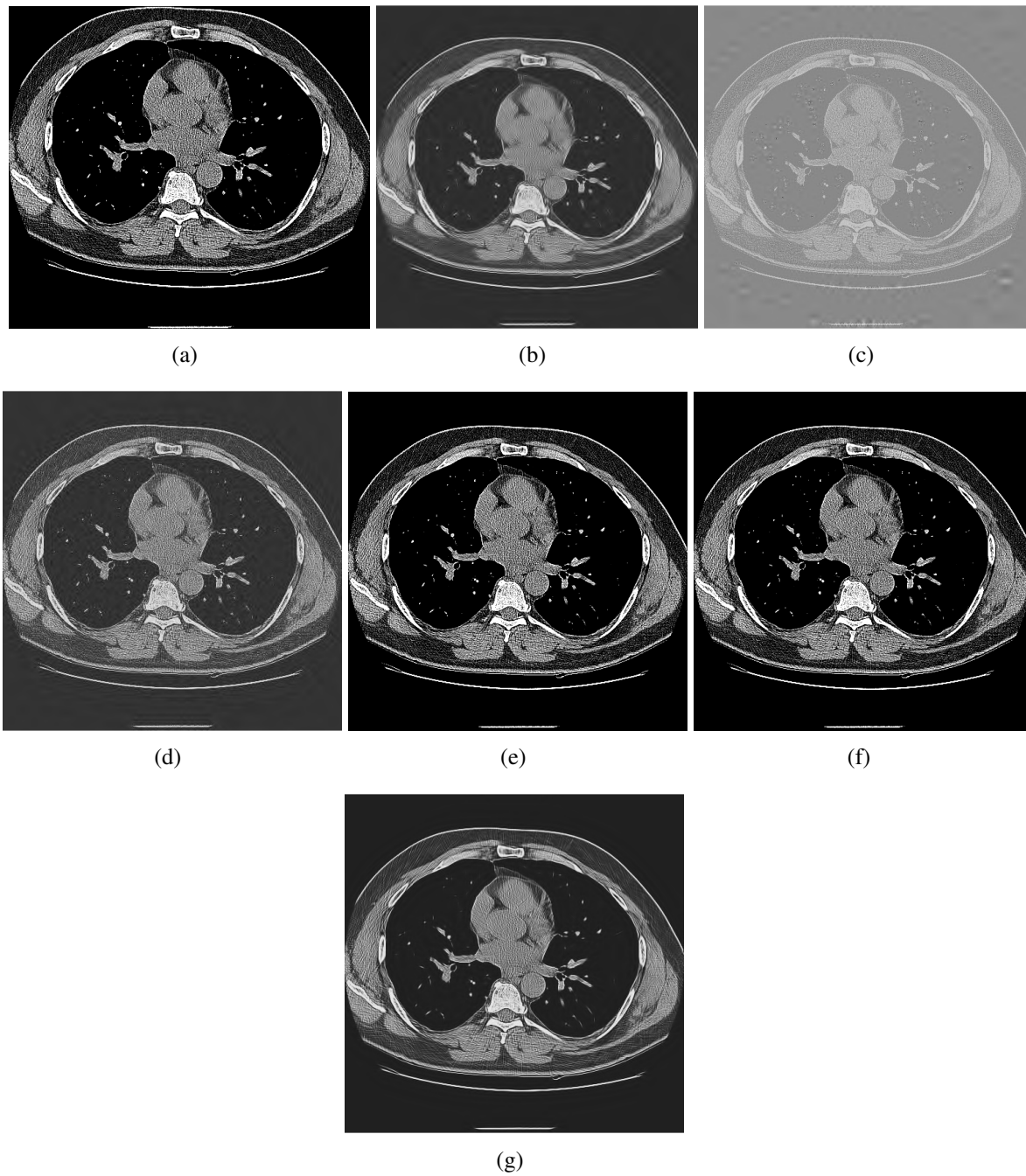
Assim como para as imagens dentais, a filtragem BM3D (*Block-Matching 3D*) também apresentou uma performance boa para filtrar ruído e preservar detalhes. As imagens resultantes obtidas por esta filtragem tiveram seu ruído reduzido em grande proporção, o que pode ser observado através das imagens (d) e (f) ilustradas pela Figura 53. Contudo, como observado anteriormente, o ruído presente na imagem (b) ainda se fez presente na imagem filtrada (e). Apesar disso, os valores quantitativos médios obtidos pelo filtro BM3D foram superiores à maioria das técnicas analisadas, ficando atrás apenas da técnica OBANLM nas métricas PSNR e EPI, e atrás da TTV na métrica PSNR. As imagens (g), (h) e (i) representam as imagens resultantes do processo de filtragem bitônica. Nesta técnica, o ruído foi suavizado de forma similar ao filtro Gaussiano e guiado, apresentando características semelhantes, enquanto alguns detalhes foram perdidos durante o processo de filtragem (ver imagens (g) e (i)).

Figura 53 – Performance visual obtida pelos filtros BM3D e bitônico. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela filtragem BM3D, enquanto (g), (h) e (i) são resultantes do filtro bitônico.



As técnicas do domínio da frequência não apresentaram resultados satisfatórios, seja quantitativos, apresentados pela Tabela 6, quanto visuais, ilustrados pela Figura 54. As técnicas Neigh-Shrink SURE, Visu-Shrink, SURELET, DSWT (seja com *threshold* rígido ou suave) e a transformada Shearlet (DST) não apresentaram resultados visuais positivos e, muitas vezes, danificaram ainda mais a qualidade das imagens, podendo ser observadas através da Figura 54.

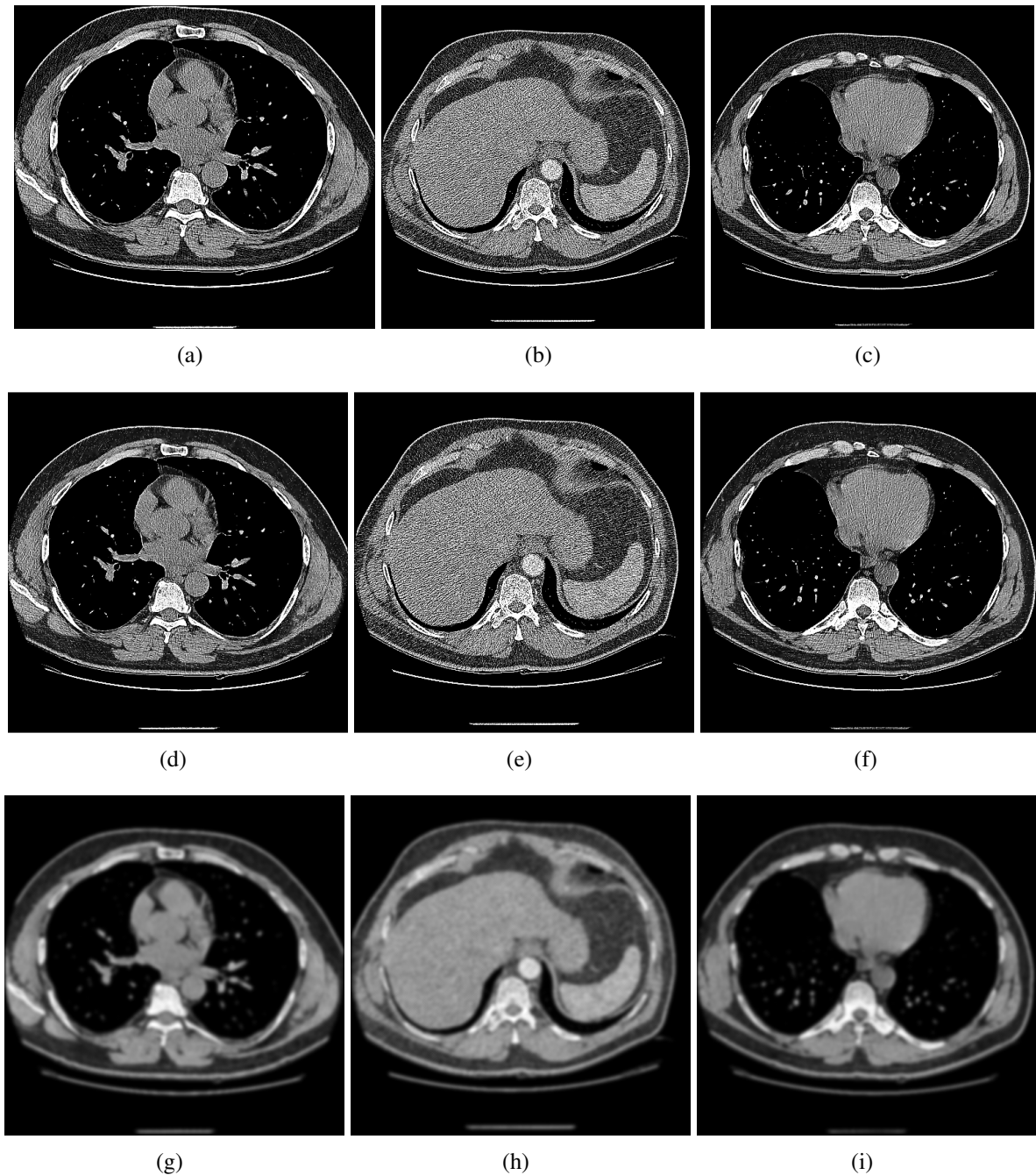
Figura 54 – (a) Original. (b) Neigh-Shrink SURE. (c) SURELET. (d) Visu-Shrink. (e) DSWT com *threshold* rígido. (f) DSWT com *threshold* suave. (g) DST.



Outra técnica que não apresentou melhorias significativas para este conjunto de imagens foi a técnica de difusão anisotrópica. Através da Figura 55, é possível observamos o fraco desempenho para redução de ruído da técnica. Por outro lado, detalhes e bordas foram bem preservados pela técnica devido ao fato de não ter realizado nenhuma mudança significativa nas imagens (imagens (d), (e) e (f) na Figura 55). Já as imagens (g), (h) e (i), também ilustradas através da Figura 55, foram processadas pela técnica Beltrami e apresentaram um grande des-

focamento, maior do que o do filtro guiado, em todas as estruturas das imagens. Os parâmetros para esta técnica foram os mesmos utilizados para as imagens dentais apresentados na seção anterior.

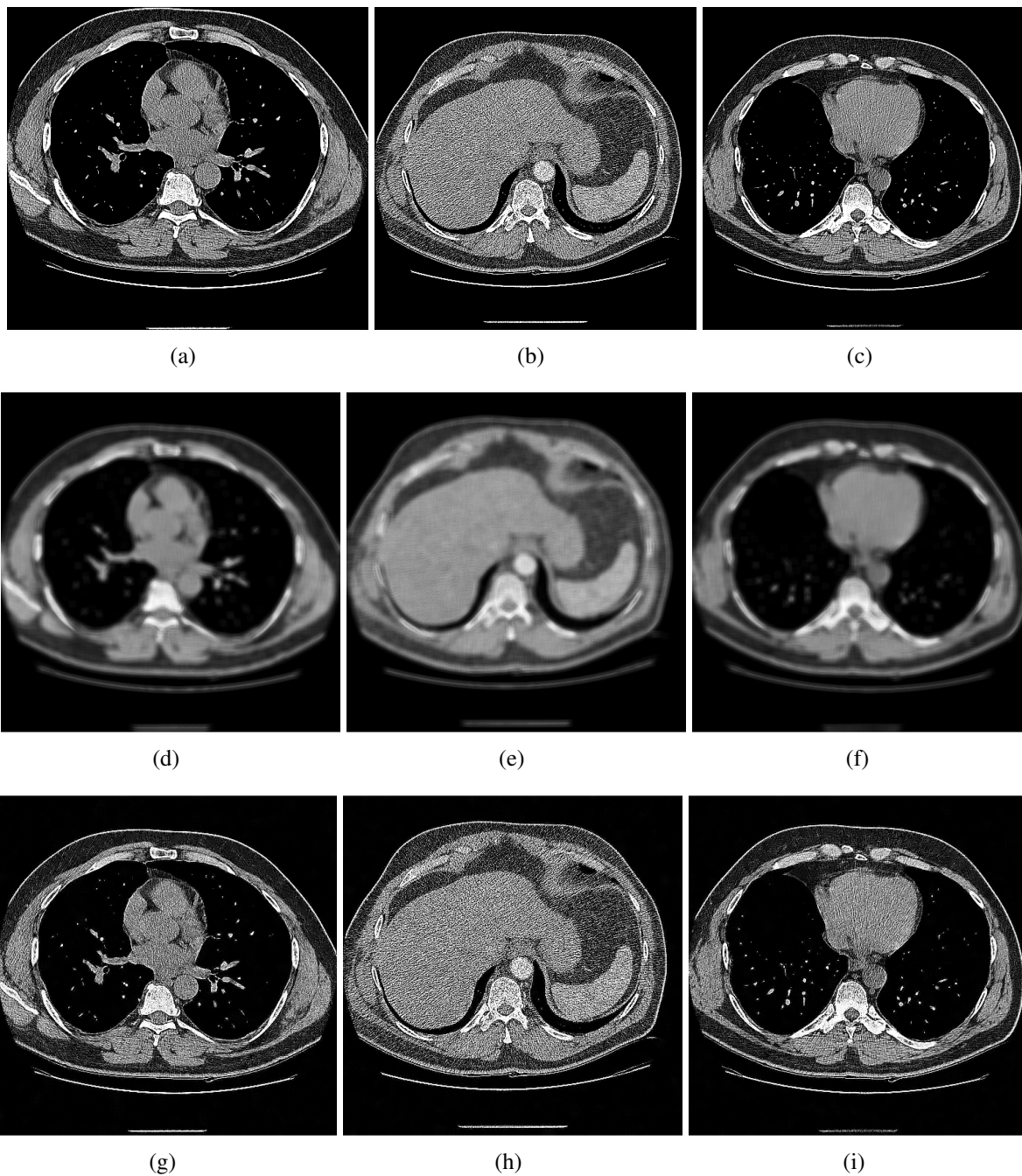
Figura 55 – Performance visual obtida pelas técnicas de difusão anisotrópica e Beltrami. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica de difusão anisotrópica, enquanto as imagens (g), (h) e (i) são resultantes da técnica Beltrami.



As imagens processadas pelas técnicas NLM e NLM-MCIA são apresentadas pela Figura 56. O filtro NLM padrão resultou em imagens com características visuais parecidas com a

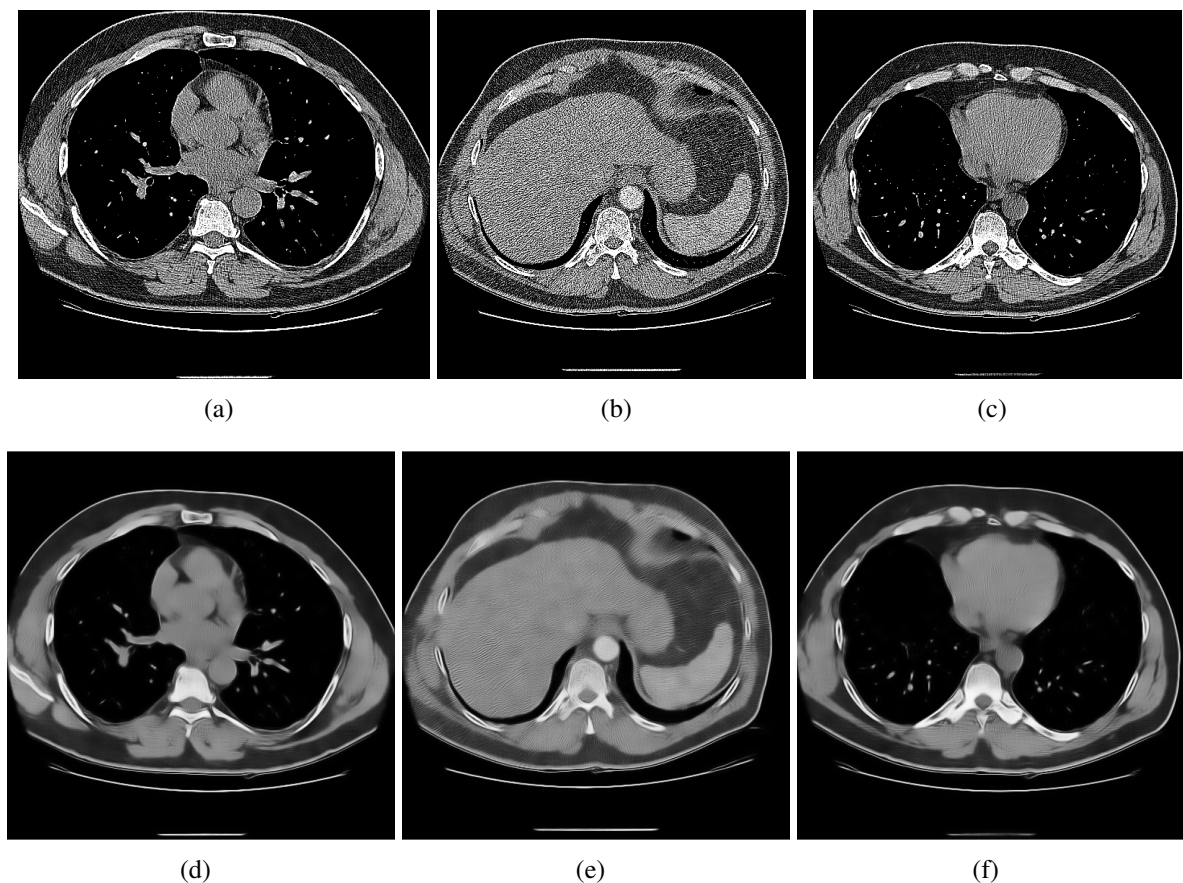
do filtro guiado e da técnica Beltrami, ou seja, a falta de nitidez e borramento é facilmente observada nas imagens (d), (e) e (f) da Figura 56. Já o filtro NLM-MCIA obteve uma performance visual melhor, fazendo com que as estruturas e bordas permanecessem nítidas, entretanto, o ruído não aparenta ter sido reduzido nestas imagens. Os parâmetros utilizados por ambas as técnicas foram os mesmos utilizados anteriormente.

Figura 56 – Performance visual obtida pelos filtros NLM e NLM-MCIA. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica NLM, enquanto as imagens (g), (h) e (i) são resultantes da técnica NLM-MCIA.



O filtro que utiliza a abordagem modificada do NLM e que obteve os melhores resultados, tanto quantitativos quanto visuais, foi o OBNLM (*Optimized Bayesian Non-Local Means*). Assim como o ocorrido com as imagens dentais, este filtro obteve um desempenho muito bom, também, em remover ruído de imagens do pulmão. Os valores médios obtidos pelo filtro nas métricas quantitativas foram satisfatórios e superiores às demais técnicas, apenas ficando atrás da técnica BM3D nas métricas SSIM e MSE, onde a diferença foi pequena. A Figura 57 apresenta as imagens resultantes desta filtragem, ilustradas pelas imagens (d), (e) e (f). Apesar de promover uma redução significativa de ruído e boa preservação de bordas, é possível observar que pequenas estruturas claras (imagens (d) e (f)) foram perdidas, em relação às mesmas estruturas presentes nas imagens (a) e (c).

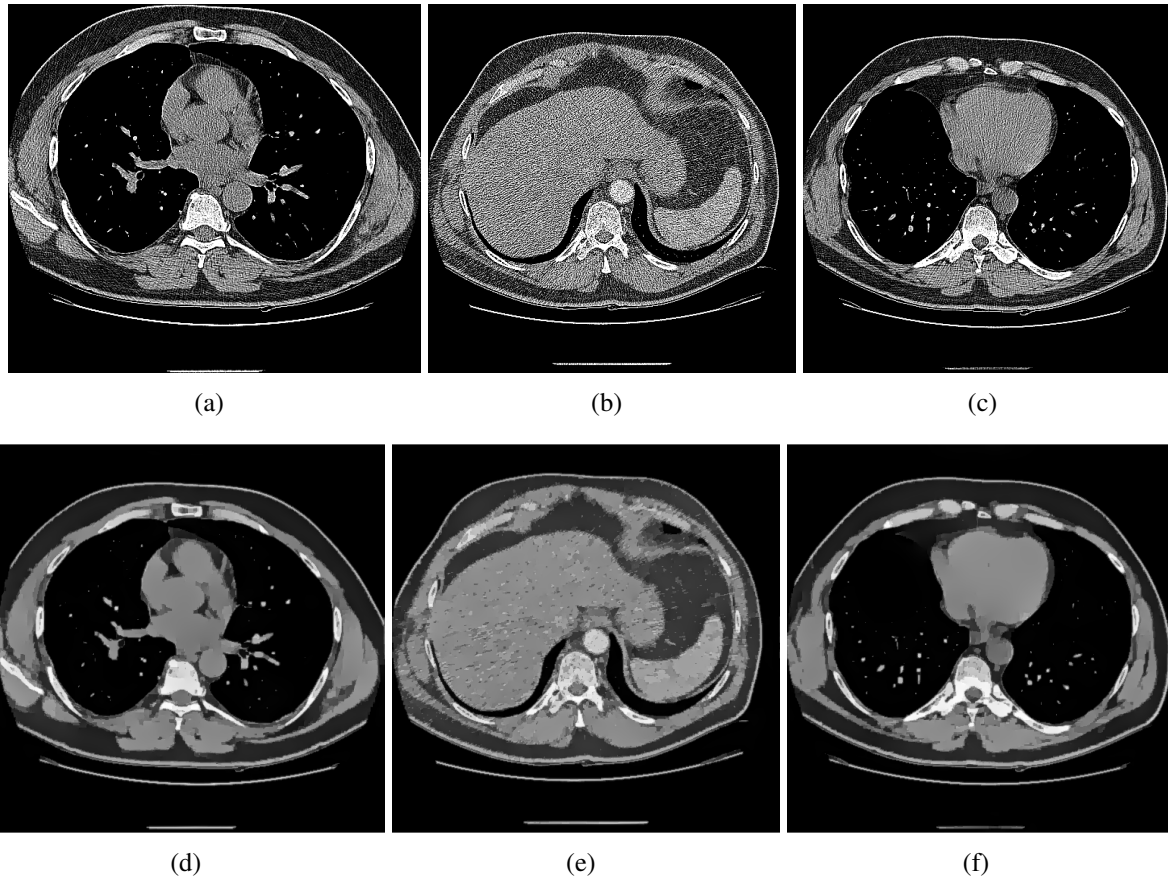
Figura 57 – Performance visual obtida pelo filtro OBNLM. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e) e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



O filtro TTV apresentou, novamente, bons resultados para redução de ruído. Entretanto, ao observar as imagens (d), (e) e (f) ilustradas pela Figura 58, é possível identificar que as bordas de algumas estruturas internas foram levemente borradas e que a tonalidade dos pixels

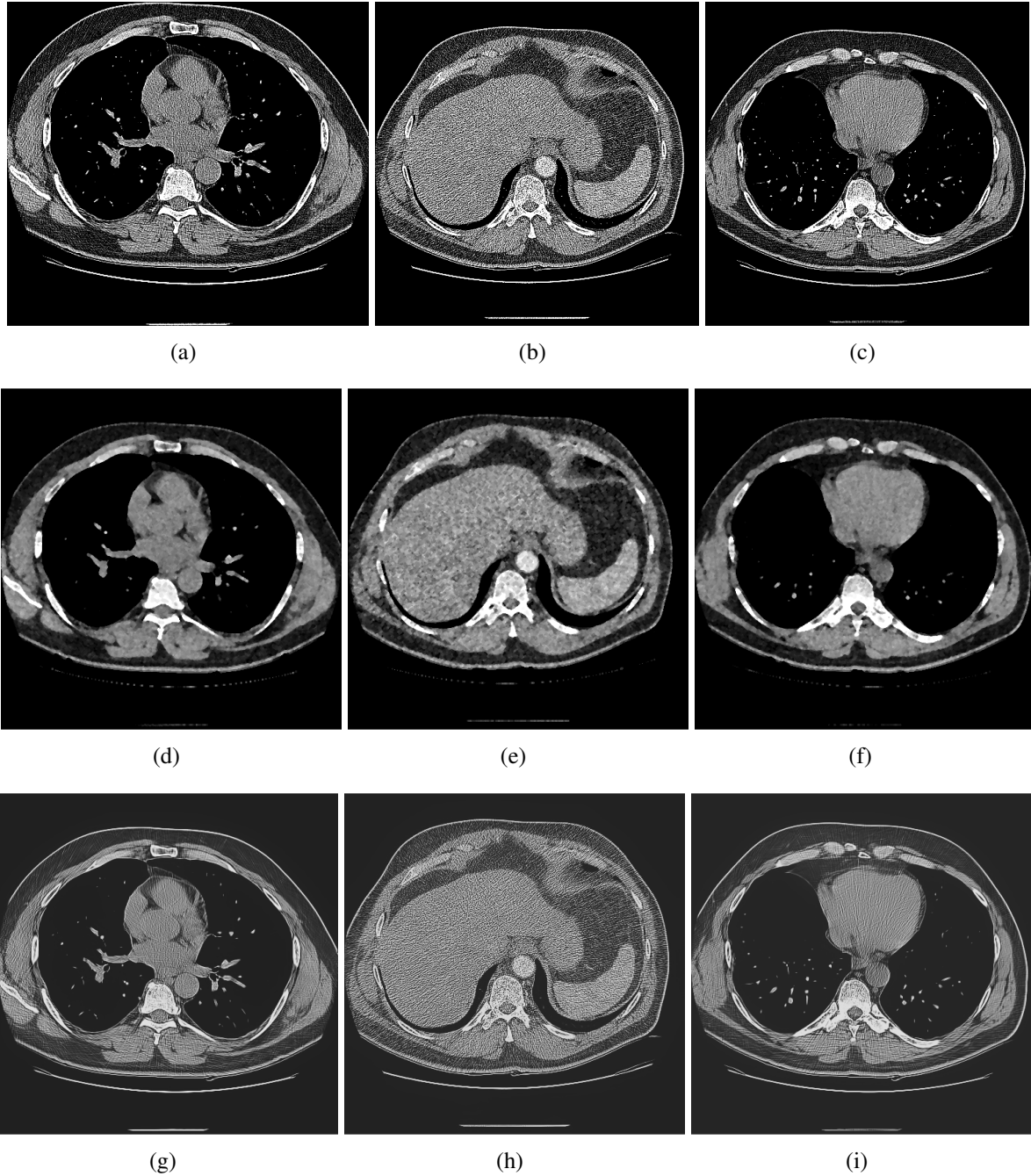
da região de *foreground* aparenta estar mais "sólida".

Figura 58 – Performance visual obtida pelo filtro TTV. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica.



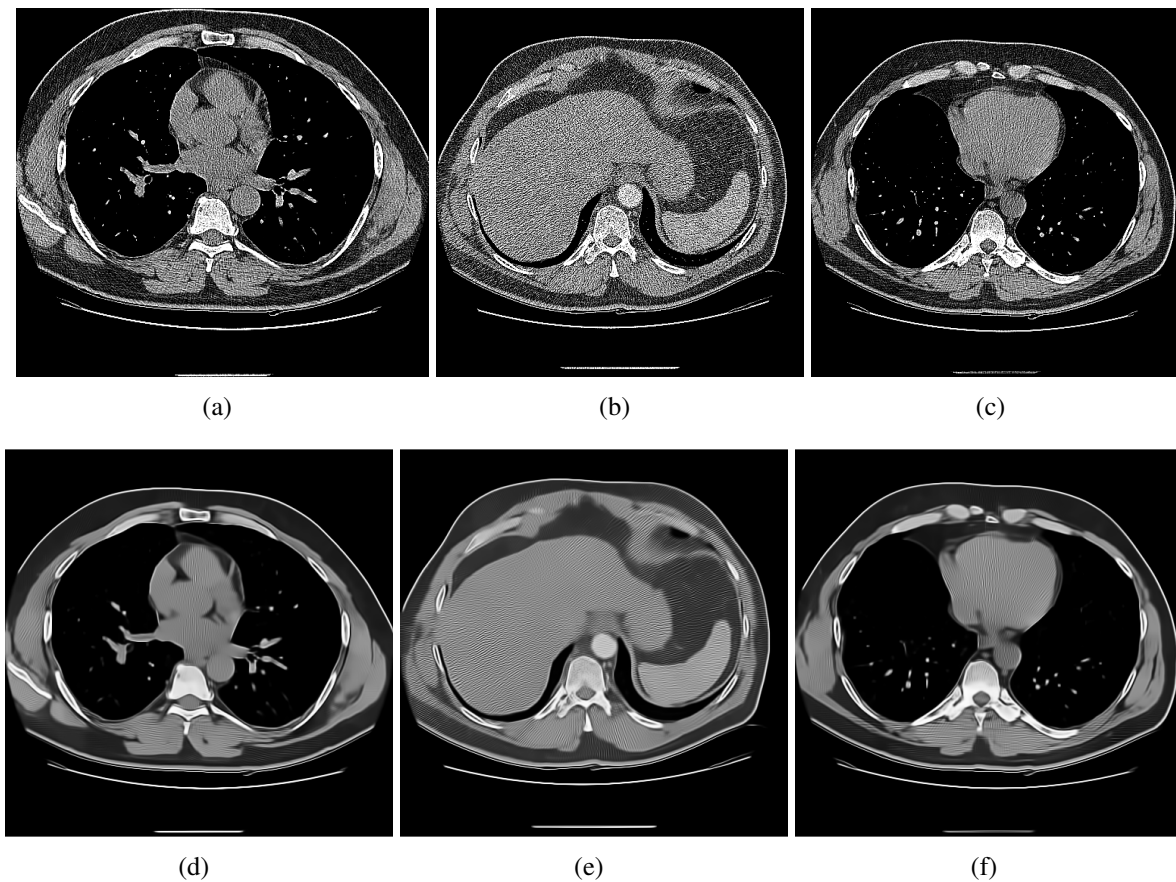
O resultado obtido pelos filtros OCS e o proposto por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015) são apresentados pela Figura 59. Na segunda linha, as imagens resultantes do filtro morfológico apresentaram uma grande perda nas pequenas estruturas presentes no *background* das imagens (a) e (c) além de não apresentar, visualmente, um bom resultado quanto à suavização de ruído. As imagens processadas pela técnica proposta por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015) (ver imagens da terceira linha), apresentaram melhor preservação de borda e estrutura, contudo, é possível observar que o ruído não foi muito bem suavizado e que a tonalidade das imagens resultantes foi alterada. Os parâmetros utilizados nestes filtros foram os mesmos utilizados anteriormente para processar as imagens dentais de TC de baixa radiação.

Figura 59 – Performance visual obtida pelos filtros OCS e pelo proposto por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015). As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas, as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pela técnica OCS, enquanto as imagens (g), (h) e (i) são resultantes da técnica proposta por Thakur et al. (THAKUR; DAMODARE; SAPKAL, 2015).



Por fim, as imagens obtidas pelo processo de filtragem pelo método proposto neste trabalho apresentaram resultados visuais e quantitativos superiores aos filtros avaliados. A Figura 60 apresenta as imagens resultantes deste processo. É possível observar que o ruído foi bem removido das imagens, bordas internas e externas foram bem preservadas e boa parte das estruturas também. Entretanto, um ponto negativo do método proposto neste trabalho para este conjunto de imagens pode ser destacado. Assim como para os filtros analisados anteriormente, o método proposto não realizou uma preservação total das estruturas presentes no *background* das imagens (a) e (c), contudo, o resultado visual foi levemente superior aos dois melhores filtros aqui avaliados (BM3D e OBNLM).

Figura 60 – Performance visual obtida pelo método proposto. As imagens (a), (b) e (c) ilustram as imagens originais ruidosas e as imagens (d), (e), e (f) representam as imagens processadas pelo método proposto.



6.3 CONCLUSÕES

Para reduzir ruídos em imagens médicas é preciso, além de remover o ruído presente, preservar ao máximo estruturas, detalhes, bordas e o contraste das imagens originais com o objetivo de não prejudicar a leitura das imagens pelo especialista e, conseqüentemente, o diagnóstico médico. Os resultados obtidos pelas técnicas propostas na literatura analisadas neste trabalho, muitas vezes, apresentaram este problema. Algumas técnicas apresentaram um bom desempenho para redução de ruído mas, ao mesmo tempo, não foram eficientes em preservar estruturas, detalhes e bordas. Além disso, pôde ser observado que algumas técnicas desempenharam uma boa performance em preservar tais estruturas porém, por outro lado, não apresentaram a mesma eficiência em remover ruído. O método proposto neste trabalho conseguiu, tanto para imagens dentais quanto pulmonares, alcançar bom desempenho tanto em reduzir ruído quanto preservar detalhes, estruturas, bordas e contraste. Para as imagens dentais, a preservação de pequenas estruturas foi melhor, enquanto para as imagens do pulmão, o único aspecto negativo observado nas imagens processadas pelo método proposto foi que algumas pequenas estruturas foram levemente perdidas devido ao tamanho do elemento estruturante, utilizado pelos operadores morfológicos, ser levemente maior que tais estruturas. Apesar disso, a performance visual obtida pelo método proposto se manteve superior aos demais filtros analisados neste trabalho.

7 CONCLUSÕES

Esta dissertação teve por objetivo criar um método para filtrar ruído e preservar detalhes em imagens médicas de tomografia computadorizada (TC) de baixa radiação, a fim de melhorar a qualidade destas. Para atingir este objetivo, foi desenvolvido um método computacional que remove ruído, neste caso ruído Gaussiano, e preserva detalhes, bordas, estrutura e o contraste das imagens de forma eficiente. O método proposto utiliza operadores morfológicos juntamente com uma filtragem BM3D e foi dividido em dois estágios principais: segmentação estrutural e filtragem de ruído. O método desenvolvido foi comparado com diversas técnicas de filtragem propostas na literatura para validar seu desempenho. Após a comparação, verificou-se que o método proposto neste trabalho apresentou resultados quantitativos superiores, além de proporcionar um aumento na qualidade das imagens de TC de baixa radiação. Até o presente momento, o método proposto obteve diversas publicações em congressos nacionais e internacionais.

Filtrar ruído e preservar importantes detalhes e estruturas em imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação tem por finalidade melhorar a qualidade de tais imagens, auxiliar no diagnóstico médico (permitindo a visualização de determinadas estruturas que, anteriormente, eram corrompidas por ruído) e incentivar o uso de baixas doses de radiação em exames radiológicos. Diversas técnicas de filtragem de ruído foram e vêm sendo propostas na literatura, entretanto, nem sempre são validados utilizando imagens médicas ou grandes conjuntos de imagens. À vista disso, o método proposto nesta dissertação obteve uma validação muito completa em relação à diversas técnicas propostas na literatura, utilizando mais de 1350 imagens para provar seu desempenho satisfatório.

As contribuições desta dissertação são sumarizadas a seguir:

- Proposição de um método computacional para filtrar ruído e preservar detalhes em imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação;
- Além disso, o método proposto alcançou resultados superiores em todas as métricas quantitativas. Além disso, a performance visual é superior à diversas técnicas propostas na literatura.

Como trabalhos futuros, pretende-se aprimorar o método proposto a fim de obter melhores resultados quantitativos e visuais. Além disso, pretende-se validar o método proposto

utilizando outros conjuntos de imagens médicas de baixa radiação e, também, de diferentes exames radiológicos como ultrassom e ressonância magnética, por exemplo, fazendo com que o método proposto possa ser aplicado à imagens de baixa radiação provenientes de diferentes tipos de exames.

REFERÊNCIAS

- BOVIK, A. C. **Handbook of image and video processing**. [S.l.]: Academic press, 2010.
- BRENNER, D. J.; HALL, E. J. Computed tomography—an increasing source of radiation exposure. **New England Journal of Medicine**, [S.l.], v.357, n.22, p.2277–2284, 2007.
- BUADES, A.; COLL, B.; MOREL, J.-M. A non-local algorithm for image denoising. In: IEEE COMPUTER SOCIETY CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION (CVPR'05), 2005. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2005. v.2, p.60–65.
- CHITHRA, K.; SANTHANAM, T. Hybrid denoising technique for suppressing Gaussian noise in medical images. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER, CONTROL, SIGNALS AND INSTRUMENTATION ENGINEERING (ICPCSI), 2017. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2017. p.1460–1463.
- CLARK, K. et al. The Cancer Imaging Archive (TCIA): maintaining and operating a public information repository. **Journal of digital imaging**, [S.l.], v.26, n.6, p.1045–1057, 2013.
- COUPÉ, P. et al. Nonlocal means-based speckle filtering for ultrasound images. **IEEE transactions on image processing**, [S.l.], v.18, n.10, p.2221–2229, 2009.
- DABOV, K. et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. **IEEE Transactions on image processing**, [S.l.], v.16, n.8, p.2080–2095, 2007.
- DENGWEN, Z.; WENGANG, C. Image denoising with an optimal threshold and neighbouring window. **Pattern Recognition Letters**, [S.l.], v.29, n.11, p.1694–1697, 2008.
- DIWAKAR, M.; KUMAR, M. A review on CT image noise and its denoising. **Biomedical Signal Processing and Control**, [S.l.], v.42, p.73–88, 2018.
- DONOHO, D. L. De-noising by soft-thresholding. **IEEE transactions on information theory**, [S.l.], v.41, n.3, p.613–627, 1995.
- DOU, Z. et al. Image smoothing via truncated total variation. **IEEE Access**, [S.l.], v.5, p.27337–27344, 2017.

ELAD, M.; AHARON, M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries. **IEEE Transactions on Image processing**, [S.l.], v.15, n.12, p.3736–3745, 2006.

ERKAN, U.; GÖKREM, L. A new method based on pixel density in salt and pepper noise removal. **Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences**, [S.l.], v.26, n.1, p.162–171, 2018.

FACON, J. **Morfologia Matemática: teoria e exemplos**. [S.l.]: Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 1996.

GHADRAN, S. et al. Low-dose computed tomography image denoising based on joint wavelet and sparse representation. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2014. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014. p.3325–3328.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**, Publishing House of Electronics Industry. **Beijing, China**, [S.l.], p.262, 2002.

GOYAL, B. et al. Two-dimensional gray scale image denoising via morphological operations in NSST domain & bitonic filtering. **Future Generation Computer Systems**, [S.l.], v.82, p.158–175, 2018.

GUI, Z.-g.; LIU, Y. Noise reduction for low-dose X-ray computed tomography with fuzzy filter. **Optik**, [S.l.], v.123, n.13, p.1207–1211, 2012.

HE, K.; SUN, J.; TANG, X. Guided image filtering. In: EUROPEAN CONFERENCE ON COMPUTER VISION. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.1–14.

HORE, A.; ZIOU, D. Image quality metrics: psnr vs. ssim. In: PATTERN RECOGNITION (ICPR), 2010 20TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.2366–2369.

HOUNSFIELD, G. N. Computerized transverse axial scanning (tomography): part 1. description of system. **The British journal of radiology**, [S.l.], v.46, n.552, p.1016–1022, 1973.

KIMMEL, R.; SOCHEN, N.; MALLADI, R. From high energy physics to low level vision. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SCALE-SPACE THEORIES IN COMPUTER VISION. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1997. p.236–247.

LI, Z. et al. Adaptive non-local means filtering based on local noise level for CT denoising. In: **MEDICAL IMAGING 2012: PHYSICS OF MEDICAL IMAGING. Anais...** [S.l.: s.n.], 2012. v.8313, p.83131H.

LI, Z. et al. Adaptive nonlocal means filtering based on local noise level for CT denoising. **Medical physics**, [S.l.], v.41, n.1, 2014.

LIM, W.-Q. The discrete shearlet transform: a new directional transform and compactly supported shearlet frames. **IEEE Transactions on Image Processing**, [S.l.], v.19, n.5, p.1166–1180, 2010.

LOUPAS, T.; MCDICKEN, W.; ALLAN, P. L. An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images. **IEEE transactions on Circuits and Systems**, [S.l.], v.36, n.1, p.129–135, 1989.

LUISIER, F.; BLU, T.; UNSER, M. A new SURE approach to image denoising: interscale orthonormal wavelet thresholding. **IEEE Transactions on image processing**, [S.l.], v.16, n.3, p.593–606, 2007.

MARQUES FILHO, O.; NETO, H. V. **Processamento digital de imagens**. [S.l.]: Brasport, 1999.

NASON, G. P.; SILVERMAN, B. W. The stationary wavelet transform and some statistical applications. In: **Wavelets and statistics**. [S.l.]: Springer, 1995. p.281–299.

OTSU, N. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE transactions on systems, man, and cybernetics**, [S.l.], v.9, n.1, p.62–66, 1979.

PARIS, S. et al. A gentle introduction to bilateral filtering and its applications. In: **ACM SIGGRAPH 2007 COURSES. Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p.1.

PEREIRA, C. H. et al. CTdBem-A New Protocol for Ultra Low Radiation Dose MDCT. **Studies in health technology and informatics**, [S.l.], v.245, p.1029–1032, 2017.

PERONA, P.; MALIK, J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**, [S.l.], v.12, n.7, p.629–639, 1990.

PIZER, S. M. et al. Adaptive histogram equalization and its variations. **Computer vision, graphics, and image processing**, [S.l.], v.39, n.3, p.355–368, 1987.

RAMBABU, T. G.; KISHORE, K. K. Medical image denoising using KPCA with local pixel grouping. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATION AND INFORMATICS (ICCCI), 2015. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015. p.1–5.

REZA, A. M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement. **Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology**, [S.l.], v.38, n.1, p.35–44, 2004.

SATTAR, F. et al. Image enhancement based on a nonlinear multiscale method. **IEEE transactions on image processing**, [S.l.], v.6, n.6, p.888–895, 1997.

SHIH, F. Y. **Image processing and mathematical morphology: fundamentals and applications**. [S.l.]: CRC press, 2017.

SOILLE, P. **Morphological image analysis: principles and applications**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013.

SOLOMON, C.; BRECKON, T. **Fundamentos de processamento digital de imagens: uma abordagem prática com exemplos em matlab**. [S.l.]: Grupo Gen-LTC, 2000.

STRINGHINI, R. M. et al. Low-Dose CT Dental Image Denoising by Morphological Operators and 3D Filtering. , [S.l.], 2019.

STRINGHINI, R. M.; WELFER, D. Método Baseado em Morfologia Matemática e BM3D para Redução de Ruído em Imagens Dentais de TC de Baixa Radiação. In: XIX SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO APLICADA À SAÚDE. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2019. p.210–221.

STRINGHINI, R. M.; WELFER, D.; DOTTO, G. N. Análise de métodos para suavização de ruídos em imagens de tomografia computadorizada multislice de baixa radiação. **Revista ComInG-Communications and Innovations Gazette**, [S.l.], v.3, n.1, p.39–49, 2018.

THAKUR, K.; DAMODARE, O.; SAPKAL, A. Hybrid method for medical image denoising using Shearlet transform and bilateral filter. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION PROCESSING (ICIP), 2015. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015. p.220–224.

TOH, K. K. V.; ISA, N. A. M. Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction. **IEEE signal processing letters**, [S.l.], v.17, n.3, p.281–284, 2009.

TOMASI, C.; MANDUCHI, R. Bilateral filtering for gray and color images. In: ICCV. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1998. v.98, n.1, p.2.

TREECE, G. The bitonic filter: linear filtering in an edge-preserving morphological framework. **IEEE Transactions on Image Processing**, [S.l.], v.25, n.11, p.5199–5211, 2016.

VASANTH, K.; MANJUNATH, T.; RAJ, S. N. A decision based unsymmetrical trimmed modified winsorized mean filter for the removal of high density salt and pepper noise in images and videos. **Procedia computer science**, [S.l.], v.54, p.595–604, 2015.

VERMA, R.; ALI, J. A comparative study of various types of image noise and efficient noise removal techniques. **International Journal of advanced research in computer science and software engineering**, [S.l.], v.3, n.10, 2013.

VERMA, R.; PANDEY, R. Non local means algorithm with adaptive isotropic search window size for image denoising. In: ANNUAL IEEE INDIA CONFERENCE (INDICON), 2015. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015. p.1–5.

VINCENT, L. Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: applications and efficient algorithms. **IEEE transactions on image processing**, [S.l.], v.2, n.2, p.176–201, 1993.

WANG, Y. et al. An efficient adaptive fuzzy switching weighted mean filter for salt-and-pepper noise removal. **IEEE Signal Processing Letters**, [S.l.], v.23, n.11, p.1582–1586, 2016.

WANG, Z. et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. **IEEE Transactions on Image Processing**, [S.l.], v.13, n.4, p.600–612, 2004.

WANG, Z.; ZHANG, D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. **IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing**, [S.l.], v.46, n.1, p.78–80, 1999.

YUAN, C.; LI, Y. Switching median and morphological filter for impulse noise removal from digital images. **Optik**, [S.l.], v.126, n.18, p.1598–1601, 2015.

ZE-FENG, D.; ZHOU-PING, Y.; YOU-LUN, X. High probability impulse noise-removing algorithm based on mathematical morphology. **IEEE signal processing Letters**, [S.l.], v.14, n.1, p.31–34, 2006.

ZHANG, Y. et al. Adaptive non-local means on local principle neighborhood for noise/artifacts reduction in low-dose CT images. **Medical physics**, [S.l.], v.44, n.9, p.e230–e241, 2017.

ZHAO, B. et al. Evaluating variability in tumor measurements from same-day repeat CT scans of patients with non–small cell lung cancer. **Radiology**, [S.l.], v.252, n.1, p.263–272, 2009.

ZHAO, B.; SCHWARTZ, L. H.; KRIS, M. G. Data from RIDER_Lung CT. **The Cancer Imaging Archive**, [S.l.], 2015.

8 ANEXO A - PARÂMETROS UTILIZADOS EM CADA FILTRO

- Filtro da mediana
 - Tamanho da máscara de convolução: 5x5
- Filtro de Wiener
 - Tamanho da máscara de convolução: 5x5
- Filtro Gaussiano
 - Tamanho da máscara de convolução: 5x5
- Filtro guiado
 - Tamanho da máscara de convolução: 5x5
 - Imagens de orientação: imagens originais ruidosas;
- Filtro bilateral
 - Tamanho da máscara de convolução: 7x7;
 - Desvio padrão: 0.3;
- BM3D
 - Desvio padrão: 50;
 - Perfil: *'high'*;
 - Níveis de decomposição: 2;
 - Iterações: 2;
 - Iterações da filtragem Wiener: 2;
 - *Lambda* 3D: 2.5;
 - *Beta* da filtragem Wiener: 1.5;
- Filtro bitônico
 - Máscara de convolução: disco de raio 3;

- Centil para os operadores morfológicos: 35;
- AWMF
 - Tamanho da máscara de convolução: 7x7
- AMF
 - Tamanho da máscara de convolução: 7x7
- Neigh-Shrink SURE
 - Desvio padrão: 5;
 - Níveis de decomposição: 4;
 - Tipo de wavelet: 'sym8';
- Visu-Shrink
 - Desvio padrão: 10;
 - Níveis de decomposição: 5;
 - Tipo de wavelet: 'db8';
- SURELET
 - Níveis de decomposição: 3;
 - Tipo de wavelet: 'sym8';
- Shearlet
 - Desvio padrão: 20;
 - Parâmetros para transformada shearlet: 'maxflat';
 - Escalares do *threshold* para os coeficientes passa-alta: 0, 3, 4;
 - Direções: 3, 3, 4, 4;
 - Tamanho da filtragem direcional local: 32, 32, 16, 16;
- DSWT com *threshold* rígido e suave
 - Níveis de decomposição: 5;

- Tipo de wavelet: 'db4';
 - Escarsidade: 5;
 - Coeficientes: horizontal;
- NLM
 - Tamanho da máscara de convolução: 5x5;
 - Tamanho da máscara de similaridade: 2x2;
 - Grau de filtragem: 1;
- NLM-MCIA
 - Tamanho da máscara de convolução: 13x13;
 - Tamanho dos blocos: 7x7
 - Desvio padrão: 25;
 - Parâmetro de suavização: 18.75;
- OBNLM
 - Tamanho da máscara de convolução: 7x7;
 - Tamanho dos blocos: 3;
 - Parâmetro de suavização: 5;
- Difusão anisotrópica
 - Número de iterações: 20;
 - Constante de integração: 0.08;
 - Módulo de gradiente: 30;
- Filtro Beltrami
 - Número de iterações: 25;
 - Desvio padrão: 0.25;

- PSMF
 - Tamanho da máscara de convolução: 5x5;
 - Número de iterações: 3;
 - *Threshold*: 50;

- NAFSMS
 - Tamanho da máscara de convolução: 7x7;
 - *Threshold 1*: 30;
 - *Threshold 2*: 10;

- MDBUTMF
 - Tamanho da máscara de convolução: 7x7;
 - Número de iterações: 3;

- OCS
 - Elemento estruturante para abertura-fechamento: diamante de tamanho 2;
 - Elemento estruturante para fechamento-abertura: diamante de tamanho 3;

- Thakur et. al
 - Tamanho da máscara de convolução: 3x3;
 - Desvio padrão do filtro bilateral: 0.3;
 - Desvio padrão da transformada Shearlet: 20;
 - Parâmetros para transformada shearlet: 'maxflat';
 - Escalares do *threshold* para os coeficientes passa-alta: 0, 3, 4;
 - Direções: 3, 3, 4, 4;
 - Tamanho da filtragem direcional local: 32, 32, 16, 16;

9 ANEXO B - PSEUDOCÓDIGO DO MÉTODO PROPOSTO

Algorithm 1 Pseudocódigo do método proposto

Entrada: imagem dental ou pulmonar ruidosa de TC de baixa radiação

Saída: imagem suavizada e com detalhes preservados

início

Converter a imagem de entrada f_1 para tons de cinza, obtendo f_2 ;

$$f_3 = \bigvee_{n \geq 1} \delta_{f_2}^{(n)}(\gamma_{f_2});$$

f_4 = método de Otsu em f_3 ;

f_5 = multiplicação pixel a pixel entre f_4 e f_2 ; {*foreground* ruidoso}

$f_6 = f_5 - f_2$; {*background* ruidoso}

$$f_7 = \gamma^B = \delta^B(\varepsilon^B(f_5));$$

f_8 = equalização de histograma CLAHE em f_7 ;

$$f_9 = \rho_{f_2}(f_8) = \bigvee_{n \geq 1} \delta_{f_5}^{(n)}(f_8);$$

$f_{10} = \text{BM3D}(f_9)$; {*foreground* suavizado}

$$f_{11} = \gamma^B = \delta^B(\varepsilon^B(f_6)); \text{ {background suavizado}}$$

$$f_{12} = f_{10} + f_{11}; \text{ {imagem filtrada de saída do método proposto}}$$

fim
