

Universidade de Brasília – UnB
Campus Gama – FGA
Engenharia Eletrônica

**ANÁLISE COMPARATIVA DE ALGORITMOS DE REDUÇÃO DE ARTEFATOS
METÁLICOS APLICADOS A IMAGENS DE TOMOGRAFIA POR RAIOS X**

**BRUNA MEDEIROS DA SILVA
GABRIEL COELHO**

Orientador: Dr. PHD. PROF. CRISTIANO JACQUES MIOSSO



UNB – UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FGA – FACULDADE GAMA

ENGENHARIA ELETRÔNICA

**ANÁLISE COMPARATIVA DE ALGORITMOS DE REDUÇÃO DE ARTEFATOS
METÁLICOS APLICADOS A IMAGENS DE TOMOGRAFIA POR RAIOS X.**

BRUNA MEDEIROS DA SILVA

GABRIEL COELHO

ORIENTADOR: PHD. PROF. CRISTIANO JACQUES MIOSSO

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

ENGENHARIA ELETRÔNICA

BRASÍLIA/DF, MAIO DE 2021

UNB – UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FGA – FACULDADE GAMA
ENGENHARIA ELETRÔNICA

**ANÁLISE COMPARATIVA DE ALGORITMOS DE REDUÇÃO DE ARTEFATOS
METÁLICOS APLICADOS A IMAGENS DE TOMOGRAFIA POR RAIOS X.**

BRUNA MEDEIROS DA SILVA
GABRIEL COELHO

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO SUBMETIDO À FACULDADE UNB GAMA DA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A
OBTENÇÃO DO GRAU DE BACHAREL EM ENGENHARIA ELETRÔNICA**

APROVADA POR:

PhD. Prof. Cristiano Jacques Miosso

(Orientador)

Filipe Emídio Tôrres, MSc.

Fernando Vinícius Souza, MSc.

FICHA CATALOGRÁFICA

SILVA, BRUNA MEDEIROS; SILVA, GABRIEL COELHO	
Análise comparativa de algoritmos de redução de artefatos metálicos aplicados a imagens de tomografia por raios X. Distrito Federal, 2021.	
74p., 210 × 297 mm (FGA/UnB Gama, Bacharelado em Engenharia Eletrônica, 2021).	
Trabalho de Conclusão de Curso, Faculdade UnB Gama, Engenharia Eletrônica	
1. Imageamento médico	2. Tomografia computadorizada
3. Processamento de imagens	4. Interface Gráfica
I. FGA UnB/UnB.	II. Título (série)

REFERÊNCIA

SILVA, BRUNA MEDEIROS; SILVA, GABRIEL COELHO (2021). Análise comparativa de algoritmos de redução de artefatos metálicos aplicados a imagens de tomografia por raios X. Trabalho de Conclusão de Curso, Engenharia Eletrônica, Faculdade UnB Gama, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 74p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Bruna Medeiros da Silva e Gabriel Coelho Silva

TÍTULO: Análise comparativa de algoritmos de redução de artefatos metálicos aplicados a imagens de tomografia por raios X

GRAU: Bacharel em Engenharia Eletrônica

ANO: 2021

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta monografia de conclusão de curso e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta monografia pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Bruna Medeiros, br.medeiros@hotmail.com

Brasília, DF – Brasil

Gabriel Coelho Silva, csilvagabriel@hotmail.com

Brasília, DF – Brasil

RESUMO

O planejamento radioterápico é uma etapa que exige muita precisão, tanto da aquisição dos dados quanto dos profissionais envolvidos. Assim, artefatos metálicos gerados durante o processo de imageamento são prejudiciais ao planejamento e, conseqüentemente, ao paciente em questão. Entretanto, devido ao elevado custo das soluções comerciais e ao baixo grau de preparo da solução para uso externo das soluções propostas pela academia, o Sistema Único de Saúde não dispõe de ferramentas de redução destes artefatos.

Desta forma, este trabalho visa desenvolver um software de código-aberto adequado ao ambiente hospitalar, para ser utilizado no contexto do planejamento radioterápico. Neste software foram implementadas diversas técnicas comumente utilizadas em algoritmos de redução de artefatos metálicos, tais como técnicas de reconstrução de imagens de tomografia por raios X e algoritmo de simulação de artefatos metálicos.

Para isso, duas técnicas de redução de artefatos distintas encontradas na literatura serão implementadas e comparadas com uma terceira técnica, desenvolvida neste trabalho, em busca da maior redução sem perda de qualidade da imagem. Para dar suporte a isto, técnicas de imageamento em tomografia por raios X, como a retroprojeção filtrada, e de simulação dos artefatos metálicos, baseadas no equacionamento do endurecimento dos feixes de raios X, também serão implementadas. Para a análise comparativa entre as imagens de referência e as imagens com o metal inserido antes e após a redução, serão utilizados o erro quadrático médio (SME), a medida de índice de similaridade estrutural (SSIM), a relação sinal-ruído (SNR) e a relação sinal-ruído de pico (PSNR).

Os resultados indicam, seguindo uma análise quantitativa, que a retroprojeção filtrada reconstrói as imagens com um MSE de zero, um SNR de 15,9 *dB*, PSNR de 72, *dB* e SSIM de 0,953 para um fantoma, e um MSE de 1340, SNR de 27, *dB*, PSNR de 16,8 *dB* e SSIM de 0,965 para imagens reais. Além disto, a simulação de inserção dos artefatos metálicos, utilizando-se dos feixes policromáticos, do ponto de vista qualitativo, resulta em uma imagem crível do que seria um ruído causado por artefatos metálicos em uma imagem, o que é o resultado esperado.

Em relação à comparação entre os algoritmos de redução de artefatos metálicos, o algoritmo proposto apresentou resultados ligeiramente superior ao NMAR, utilizando da interpolação por spline bidimensional. Isto foi indicado tanto pelo MSE (média de 28830 contra 31534) quanto pelo SNR (média de 13,9 *dB* contra 13,5 *dB*) e pelo PSNR (média de 3,4 *dB* contra 3,1 *dB*).

Das quatro métricas implementadas, o SSIM não apresentou resultados consistente

quando comparadas com as outras três, principalmente com o incremento do número de artefatos metálicos. Em um cenário com três artefatos inseridos, o NMAR, algoritmo de redução que melhor performou nessa métrica, apresentou um SSIM de 0,767, enquanto a imagem sem a redução do artefato possui um SSIM de 0,773. Cabe, nesta métrica, uma maior investigação sobre a sua viabilidade ou não.

Por fim, o encapsulamento destes algoritmos em uma interface amigável, quando se comparada as outras propostas da academia, de código aberto, possibilita com que testes iterativos de reconstrução e tratamento de redução de artefatos metálicos possam ser incorporadas ao tratamento radioterápico, dado um devido período de treinamento e adaptação dos profissionais da equipe médica. Isto diferencia este trabalho de outros, justamente por apresentar um resultado palpável para a comunidade externa a academia.

Keywords: Tomografia computadorizada. Retroprojeção Filtrada. Redução de Artefato Metálico. Simulação de Artefato Metálico.

ABSTRACT

The radiation treatment planning is a step that requires a lot of precision, both in the data acquisition and the professionals involved. So, metallic artifact generated during the imaging process are harmful to the planning and, hence, to the patient itself. However, due to the high cost of the commercial solutions and the low preparation level for external usage of the literature proposed solutions, the Sistema Único de Saúde doesn't have tools for reductions of these artifacts.

Thus, this work seeks to develop an open-source software suitable for medical environment, to be used in the radiation treatment planning context. In this software were implemented several commonly utilized techniques at metal artifact reduction, such as X-ray tomography image reconstruction and metal artifact simulation algorithm techniques.

For that, two distinct metal artifact reduction techniques were implemented and compared with a third one, developed in this work, to seek a greater reduction without image quality loss. To support this, X-ray tomographic imaging techniques, such as filtered backprojection, and the metal artifact simulation, based on the X-ray beam hardening equation, were also implemented. For the comparative analysis between the reference and the inserted metal ones before and after reduction, were used the mean squared error (MSE), the similarity structural index (SSIM), the signal to noise ratio (SNr) and the peak signal to noise ration (PSNR).

The result show that, following a quantitative analysis, the filtered backprojection implementation rebuild the images with a MSE of zero, a SNR of 15,9 *dB*, PSNR of 72,3 *dB* and SSIM of 0,953 for a phantom, and a MSE of 1340, SNR of 27,4 *dB*, PSNR of 16,8 *dB* and SSIM of 0,965 for real images. Furthermore, the metal artifact insertion simulation, utilizing polychromatic beams, from the qualitative point of view, results at a credible image of what should be the noise caused by metallic artifacts at a image, which is the expect result.

In relation to the comparison between the metal artifact reduction algorithms, the proposed one shown results slightly better than NMAR, using of the bidimensional Spline interpolation. That was indicated both by MSE (average of 28830 against 31534) and by SNR (average of 13,9 *dB* against 13,5 *dB*) and by PSNR (average of 3,4 *dB* against 3,1 *dB*).

Of the four utilized metrics, only SSIM doesn't shown consistent result when com-

pared to the other three, mainly with the incremento of the number of metallic artifacts. In a scenario with three inserted artifacts, the NMAR, reduction algorithm that had the best performance within this metric, presented a SSIM of 0,767, while the without artifact reduction image possess a SSIM of 0,773. It fits, in this metric, further investigation about its viability or not.

Lastly, the encapsulation of these algorithms into a friendly interface, when compared with other academic proposal, open-source, enables that iterative tests of metallic artifact reconstruction and treatments could be incorporated into the radiation treatment planning, given a due period of training and adaptation of the medic team professionals. This differentiaters this work from others, justly by present a palpable result for the external community to the academy.

Keywords: Computed Tomography. Filtered backprojection. Metal Artifact Reduction. Metal Artifact Simulation.

SUMÁRIO

1	Introdução	1
1.1	O problema dos artefatos metálicos no planejamento radioterápico utilizando tomografia computadorizada	1
1.2	A redução de artefatos metálicos no ambiente hospitalar	3
1.3	Objetivos	4
1.3.1	Objetivo Geral	4
1.3.2	Objetivos Específicos	4
1.4	Organização dos próximos capítulos	5
2	Fundamentação acerca de tomografia por projeções de raios X, retroprojeção e artefatos metálicos	7
2.1	Imageamento médico	7
2.2	Tomografia computadorizada	12
2.2.1	Transformada de Radon	12
2.2.2	Teorema dos cortes de Fourier	15
2.3	Retroprojeção filtrada	17
2.4	Artefato metálico	22
3	Materiais e Métodos	26
3.1	Banco de imagens de tomografia computadorizada	26
3.2	Algoritmo de reconstrução da imagem	27

3.3	Simulação de artefatos metálicos	27
3.4	Algoritmo de redução de artefatos metálicos	28
3.4.1	Linear Metal Artifact Reduction	28
3.4.2	Normalized Metal Artifact Reduction	29
3.4.3	Redução de artefato inspirado em [13]	30
3.5	Desenvolvimento da interface gráfica	32
3.6	Análise dos dados	33
4	Resultados e Discussões	36
4.1	Algoritmo de retroprojeção filtrada	36
4.2	Algoritmo de simulação de artefato metálico	38
4.3	Algoritmo de redução de artefato metálico	42
4.4	Interface gráfica	51
4.4.1	Funcionalidades implementadas	51
4.4.2	Visualização inicial da ferramenta	52
4.4.3	Importando imagens	52
4.4.4	Radon e Iradon	54
4.4.5	Adicionando artefatos	55
4.4.6	Definindo um <i>threshold</i>	57
4.4.7	Realizando a interpolação da região alterada	58
4.4.8	Salvando imagem e exportando dados	58
4.4.9	Pontos de destaque e informações adicionais	61
4.4.10	Falhas identificadas e pontos de melhoria	63
5	Conclusão	64

.1	Descrição matemática do algoritmo de simulação de artefatos metálicos .	71
----	---	----

LISTA DE TABELAS

3.1	Tipos de tomógrafos utilizados para a aquisição do dataset	26
4.1	Erro quadrático médio para um, dois e três metais	47
4.2	Relação Sinal-Ruído para um, dois e três metais	48
4.3	Relação Sinal-Ruído de pico para um, dois e três metais	49
4.4	Índice de similaridade estrutural para um, dois e três metais	49

LISTA DE FIGURAS

2.1	Exemplo de imagem gerada por raio-x.	8
2.2	Exemplo de imagem de raio-x com a presença de <i>piercings</i>	9
2.3	Escala de níveis de cinza	9
2.4	Exemplos de imagens binárias fora da área médica. É importante notar que os valores das imagens são representados apenas em 2 cores: preto e branco. Muitas vezes essa distinção auxilia na detecção de objetos e detalhes que não seriam tão destacados em imagens em níveis de cinza, por exemplo. Fonte: [16].	9
2.5	Exemplos de imagens em escala de cinza	10
2.6	Exemplos de imagens coloridas	11
2.7	Imagem de raio-x com objeto de alta densidade	12
2.8	A evolução do imageamento médico	13
2.9	Visualização geométrica da transformada de Radon. Fonte: [29].	14
2.10	Retroprojeção de uma figura quadrada no ângulo $\theta = 0$	18
2.11	Retroprojeção de um losango no ângulo $\theta = 0$	18
2.12	Retroprojeção de um objeto quadrado uniforme em diversos ângulos.	19
2.13	Média das retroprojeções de um quadrado uniforme centralizado em 3 direções. vale notar que a imagem reconstruída possui regiões claras, vindas de picos nas projeções individuais que não existem na imagem original. As projeções mostradas na imagem equivalem às retroprojeções nos ângulos $\theta = 0^\circ$, 45° ($\pi/4$) e 90° ($\pi/2$), respectivamente. Fonte: [34].	19

2.14	Média das retroprojeções de um quadrado uniforme centralizado em diversas direções. No primeiro caso (imagem da esquerda), tem-se uma reconstrução utilizando 10 ângulos diferentes. No segundo caso (imagem da direita), utiliza-se 17 direções diferentes. Fonte: [34].	20
2.15	Média das retroprojeções de um quadrado uniforme centralizado em 500 direções. Nota-se que a imagem não teve uma melhora tão significativa, que era o esperado pela análise dos resultados anteriores, gerando uma imagem "borrada", desfocada e com uma definição ruim do objeto original, suas bordas e detalhes. Fonte: [34].	20
2.16	Comparação entre imagem original e imagem reconstruída.	20
2.17	Da esquerda para a direita temos a imagem original, a imagem reconstruída com retroprojeção filtrada e a imagem reconstruída apenas com o processo de retroprojeção simples, sem utilizar a etapa de filtragem em baixas frequências, que remove em grande partes o erro gerado durante o processo. Fonte: [34].	21
2.18	Imagem de Raio-X com a presença de artefatos metálicos	23
3.1	Algoritmo de insercao do metal e artefatos metalicos, baseado em [43].	28
3.2	Descrição do algoritmo LMAR.	29
3.3	Descrição do algoritmo NMAR [36].	30
3.4	Descrição do algoritmo de redução de artefatos metálicos proposto em [13].	31
4.1	Fantoma de Shepp-Logan reconstruída com a retroprojecao filtrada	36
4.2	Imagem de Tomografia reconstruída com a retroprojecao filtrada	37
4.3	Imagem de Tomografia com artefato artificial inserido	38
4.4	Imagem de Tomografia com artefato artificial	38
4.5	Imagem de Tomografia com amalgama dentaria simulada	39
4.6	Imagem de Tomografia com amalgama dentaria simulada	40
4.7	Imagem de Tomografia com artefato artificial	40

4.8	Imagem de Tomografia com artefato artificial	41
4.9	Imagem de Tomografia com artefato artificial	43
4.10	Imagem de Tomografia com artefato artificial	43
4.11	Imagem de Tomografia com artefato artificial	44
4.12	Projeção obtida da imagem interpolada	45
4.13	Projeção obtida da imagem interpolada	45
4.14	Imagem de Tomografia com artefato artificial	46
4.15	Imagem de Tomografia com artefato artificial	47
4.16	Tela visualizada pelo usuário assim que o programa é iniciado.	53
4.17	Aba ” <i>Import</i> ” após adicionar uma imagem à interface.	53
4.18	Aba <i>Transform</i> antes de realizar a transformada da imagem.	54
4.19	Aba <i>Transform</i> após realizar a transformada da imagem.	55
4.20	Aparência da interface na aba <i>Add Artifact</i> utilizando uma imagem do tipo dicom.	56
4.21	Imagem extraída de um arquivo do tipo dicom durante o processo de adição de artefatos metálicos. a) Imagem Original, antes de realizar a adição. b)Imagem após adicionar o artefato, em seu domínio original. c)Sinograma da imagem, que é visualizado caso o usuário já esteja nesse domínio. . . .	57
4.22	Aba <i>Threshold</i> da interface desenvolvida, com imagem já importada. . .	57
4.23	Aba <i>Interpolation</i> da interface desenvolvida, com artefato simulado já adicionado à imagem.	58
4.24	Aba <i>Save</i> da interface, no caso de uma imagem previamente importada e o metal identificado.	60
4.25	Imagem resultante exportada em formato PNG.	61

4.26	Exemplo de diferença gerada pelo uso da funcionalidade de alterar as bordas da imagem, gerando um contraste visivelmente maior e facilitando a identificação de características da imagem durante a realização dos procedimentos. a) Imagem sem realizar nenhuma conversão. b) Imagem após realizar a conversão da borda. c) Imagem após conversão para a escala de Hounsfield.	62
4.27	Exemplo de situação em que a tentativa de conversão das bordas gera resultados indesejados na imagem, devido à existência de pixels de baixa intensidade dentro na imagem. Nesse caso, se trata de uma imagem em formato numpy (.npy) que possui artefatos gerados anteriormente, o que reduziu ainda mais a escala disponível para armazenar detalhes importantes e depositou grande parte das informações nos níveis mais baixos de intensidade.	63

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURAS E ABREVIACÕES

<i>CT</i>	–	<i>Computed Tomography</i>
<i>DICOM</i>	–	<i>Digital Image and Communication in Medicine</i>
<i>HU</i>	–	<i>Hounsfield Units</i>
<i>HUB</i>	–	<i>Hospital Universitário de Brasília</i>
<i>MAR</i>	–	<i>Metal Artifact Reduction</i>
<i>MSE</i>	–	<i>Mean Squared Error</i>
<i>PNG</i>	–	<i>Portable Network Graphics</i>
<i>PSNR</i>	–	<i>Peak Signal-to-noise Ratio</i>
<i>SNR</i>	–	<i>Signal-to-noise Ratio</i>
<i>SSIM</i>	–	<i>Structural Similarity Index</i>
<i>SUS</i>	–	<i>Sistema Único de Saúde</i>
<i>TF</i>	–	<i>Transformada de Fourier</i>

1 INTRODUÇÃO

1.1 O problema dos artefatos metálicos no planejamento radioterápico utilizando tomografia computadorizada

A radioterapia é uma das bases de tratamento para neoplasias malignas, cujo objetivo é de obtenção de um índice terapêutico favorável, preservando as células saudáveis enquanto leva as células malignas a perderem sua clonogenicidade. Para o tratamento radioterápico (RT, do inglês *Radiation Therapy*), faz-se uso de radiação ionizante de alta energia, idealmente visando a destruição das células tumorais, sem afetar as células saudáveis em volta [28].

Existem diversas formas conhecidas de tratamento de câncer. Entre elas tem-se a radioterapia, quimioterapia, imunoterapia, hormonioterapia ou por cirurgia. Apesar de tantas opções, radioterapia é uma importante ferramenta durante o tratamento. Pelo menos 50% dos tratamentos de câncer hoje passam por uma radioterapia, contribuindo ainda para 40% dos casos de tratamento [3].

Segundo a Organização Mundial da Saúde (WHO), o câncer é a segunda maior causa de mortes globalmente, sendo responsável por cerca de 9,6 milhões de mortes em 2018, o que corresponde a uma em cada seis mortes [41]. Enquanto isto, estima-se que cerca de metade dos pacientes com câncer poderiam se beneficiar da radioterapia, com propósitos curativos, adjuvantes ou paliativos [1]. No Brasil, dos 1.614.498 pacientes que realizaram tratamento oncológico no SUS, 875.768 deles, 54% dos pacientes registrados, realizaram algum procedimento radioterápico. sendo que cerca de 6200 óbitos são estimados devido a falta de acesso à radioterapia, nos próximos 10 anos [35].

O processo do planejamento radioterápico envolve diversas variáveis, cada uma com sua complexidade. Por exemplo, para a definição do volume alvo, é necessário definir os volumes tumorais, clínico alvo, alvo de planejamento e tratado, tudo isto levando em consideração as possíveis movimentações dos órgãos, suas margens internas, variações e margens de configuração, índice de conformidade e os órgãos que circundam a neoplasia.

Desta forma, é necessário que o responsável por este processo possua uma capacidade técnica aprimorada e excepcionais habilidades clínicas, bem como as ferramentas adequadas para esta função [2].

A aquisição dos dados para o planejamento radioterápico depende do volume a ser tratado, do tumor em si e dos órgãos que serão postos em risco. Desta forma, ferramentas como a tomografia computadorizada (CT), utilizada em conjunto com outras técnicas de forma individual, ressonância magnética (MRI) e a tomografia por emissão de pósitrons (PET) são as mais comuns [2].

Desta forma, a acurácia e a resolução da imagem gerada pelo CT é essencial ao planejamento e ao conseqüente sucesso do tratamento, visto que erros associados ao processo de reconstrução da imagem podem levar a estimativas erradas do volume alvo, causando efeitos indesejados, como a recorrência do tumor, em um caso de subestimativa do volume, ou na incidência excessiva de radiação ao paciente, no caso de uma superestimativa, podendo causar danos aos tecidos saudáveis em torno da área de tratamento [20].

Como a tomografia computadorizada refere-se ao processo de produzir uma imagem detalhada do interior de um organismo utilizando de raios X, este processo é extremamente sensível a fatores que influenciem a dinâmica de interação entre os raios ionizantes e os tecidos orgânicos, como os implantes metálicos [34]. Os raios X, ao encontrarem um objeto metálico, além de gerarem ruídos de Poisson, podem ser atenuados de uma maneira a gerar o endurecimento dos raios, como também podem ser dispersados, influenciando a qualidade das imagens e gerando o artefato metálico no momento da reconstrução [7], o que prejudica a qualidade final da imagem a ser obtida.

Entretanto, a presença de implantes metálicos é cada dia mais comum. Um exemplo disto pode ser visto nos Estados Unidos que, entre 2000 e 2010, o número de procedimentos de substituição total de quadril, no qual uma prótese metálica é implantada, mais do que dobrou em pacientes com mais de 45 anos [52]. Outra situação, desta vez no Brasil, são dos pacientes com neoplasias na cavidade oral, local em que a presença de artefatos gerados por amálgamas metálicas é relativamente comum, em que cerca de 85% dos pacientes registrados passaram por tratamento radioterápico [12]. Sendo assim, a disponibilidade de algoritmos que reduzam o impacto causado pelos metais nas imagens de CT serão cada dia mais relevantes no contexto oncológico.

Visto a frequência e a interferência causada pelos artefatos metálicos, soluções comerciais foram implementadas, sendo as mais comuns desenvolvidas pelas Canon Medical Systems (*Single-Energy Metal Artifact Reduction* - SEMAR); Philips Healthcare (*Metal Artifact Reduction for Orthopedic Implants* - O-MAR); pela General Electric Healthcare

(*Smart Metal Artifact Reduction Software* - Smart-MAR) e pela Siemens Healthcare (*Iterative Metal Artifact Reduction* - IMAR) [10]. Além disto, a academia vem desenvolvendo ao longo dos anos algoritmos cujos resultados são bons, mas não atendem o estado da arte, como o MDT (*Metal Deletion Technique*) [6], o NMAR (*Normalized Metal Artifact Reduction*) e suas evoluções [36] [37] [32] e caminha para a produção de algoritmos que utilize de redes neurais na redução do artefato, como o CNN-MAR (*Convolutional Neural Network-Enhanced Normalized Metal Artifact Reduction*) [43].

1.2 A redução de artefatos metálicos no ambiente hospitalar

Apesar de quatro grandes competidoras de mercado disponibilizarem algoritmos de redução de artefatos metálicos, eles possuem um preço alto de aquisição da licença, o que o torna proibitivo para a maioria dos hospitais da rede pública do Brasil. Para completar o cenário, os algoritmos disponibilizados pelas fabricantes está de forma que se é impossível a sua réplica [25] [45] [24] [26], tornando assim inviável a implementação do estado da arte sem seu elevado custo atrelado.

Já quanto aos algoritmos desenvolvidos pela academia, usualmente eles não têm seus códigos desenvolvidos disponibilizados e, mesmo quando o são, estes códigos não estão preparados para o uso em um ambiente hospitalar, seja por causa dos ajustes manuais necessários, sua interface não intuitiva, a utilização de softwares licenciados como o MatLab, com custos de aquisição atrelados, além do conhecimento da equipe em programação e nas configurações necessárias a serem realizadas, o que impede a sua inserção no espaço hospitalar.

Desta forma, este trabalho se propõe a elaborar um programa em código aberto que seja capaz de aplicar técnicas básicas de reconstrução de imagens em tomografia computadorizada, técnicas estas que serão a base para os métodos de tratamento de artefatos metálicos. Além disto, os programas permitirão a simulação dos artefatos metálicos durante o processo de reconstrução, para avaliação dos efeitos e posterior testes de tratamento de imagem. Também serão implementadas as técnicas de redução de artefato metálico apresentados em [13] para o tratamento de artefatos metálicos nas imagens de CT, porém em uma interface que pode ser utilizada no ambiente hospitalar, resolvendo, assim, esta lacuna encontrada. Na interface também serão disponibilizados diferentes tipos de interpolação, utilizadas no processo de substituição das regiões anteriormente ocupadas pelo metal e seus artefatos.

Para viabilizar estas implementações, será realizado um estudo teórico sobre a tomografia computadorizada, através dos seus principais princípios matemáticos - Transfor-

mada de Radon e Transformada dos Cortes de Fourier, utilizando de técnicas baseadas na retroprojeção filtrada para a reconstrução da imagem. Além destes estudos, será observado a geração dos artefatos metálicos durante o processo de aquisição da imagem e a ideia geral para o tratamento dos artefatos metálicos.

Neste sentido, este trabalho visa como contribuições a disponibilização de um código fonte pronto para ser utilizado em um ambiente hospitalar com um algoritmo testado em [13]. Além disto, visa a disponibilização de um algoritmo para simular estes artefatos metálicos e de algoritmos clássicos de reconstrução para que por meio deles possam ser feitos experimentos numéricos, tudo isso integrado a uma interface gráfica.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo avaliar e implementar algoritmos de reconstrução de imagem de tomografia computadorizada, de simulação de algoritmos metálicos nestas imagens e de redução dos artefatos metálicos criados ou existentes em imagens reais. A ideia é disponibilizar um *software* de código aberto e gratuito, distribuído para o sistema único de saúde (SUS), ou demais hospitais da região, com os algoritmos anteriormente citados implementados de maneira amigável ao usuário. Essa interface permitirá ao usuário replicar esses algoritmos em outras imagens ou mesmo testar outros algoritmos ou combinações de sua escolha, que envolvam as técnicas implementadas.

Para os resultados obtidos, a imagem de referência será comparada às imagens adicionadas de artefatos metálicos, antes e após a redução, a fim de avaliar a melhoria na qualidade da imagem após a correção. As escolhas de métodos e algoritmos a serem implementados e estudados foram todas realizadas considerando-se como hipótese central a ideia de que a técnica gera uma imagem com menor quantidade de artefatos metálicos. Essa hipótese pode ser verificada com base na análise de métricas quantitativas e qualitativas, tais como métricas e comparações a olho nu entre imagens, por exemplo.

1.3.2 Objetivos Específicos

Para que o objetivo geral seja alcançado, serão conduzidas as seguintes ações:

- Desenvolvimento e implementação de rotinas de leitura dos dados fornecidos pelos

equipamentos de CT;

- Implementação e avaliação em código-aberto de algoritmos de reconstrução de imagem, com base em técnicas de imageamento consagradas e funções já implementadas na linguagem;
- Desenvolvimento e implementação em código-aberto de algoritmo simulando o artefato metálico em imagens de CT que anteriormente não possuíam esse artefato;
- Desenvolvimento e implementação em código-aberto de algoritmos de redução de artefato metálico;
- Aplicação dos algoritmos implementados utilizando as imagens tomográficas com e sem o artefato metálico;
- Desenvolvimento e implementação em código-aberto de uma interface gráfica para o usuário final;
- Verificação e discussão da aplicabilidade dos algoritmos desenvolvidos, bem como sua melhora objetiva e visual e das imagens resultantes.

1.4 Organização dos próximos capítulos

Para o capítulo 2, temos a explicação dos conceitos básicos envolvendo o imageamento médico, incluindo tópicos como o formato DICOM e os níveis de cinza. Com isso, é possível entrar na explicação do que é a tomografia computadorizada e como sua imagem é formada, demonstrando os teoremas de Radon e dos Cortes de Fourier, além de especificidades das imagens geradas digitalmente. Em seguida, o detalhamento sobre a retroprojeção filtrada é realizado, fazendo a junção sobre como uma imagem de tomografia computadorizada pode ser adquirida através deste método. Por fim, os algoritmos metálicos são detalhados, quanto a sua característica física e seus impactos durante o processo de aquisição dos dados em um CT, além de uma breve descrição de como evitar/tratar a presença dos artefatos gerados.

Para o capítulo 3, será descrito sobre o banco de dados utilizado, como será desenvolvido os algoritmos de reconstrução da imagem, de simulação de artefatos metálicos e da redução destes. Além disto, uma visualização sobre a interface gráfica desenvolvida, compreendendo as relações de UX e UI e paradigmas de desenvolvimentos será realizada. Por fim, um detalhamento em relação aos parâmetros quantitativos utilizados, que serão o erro quadrado médio, relação sinal-ruído, relação sinal-ruído de pico e índice de similaridade estrutural, para a análise das imagens será realizado.

Para o capítulo 4, os resultados finais serão disponibilizados, compreendendo as etapas de simulação dos artefatos e suas correções. O resultado obtido da correção será comparado em relação as imagens originais e com inserção do artefato, utilizando os parâmetros quantitativos citados anteriormente como base de análise. Nesta etapa do trabalho, as etapas referentes a reconstrução da imagem tomográfica e a simulação dos artefatos já foi implementada, restando a redução de artefatos e as etapas analíticas para a versão final.

Por fim, no capítulo 5, serão descritos os resultados obtidos de maneira sucinta, relacionando-os aos objetivos anteriormente propostos, a fim de observar o seu cumprimento ou não. Além disto, considerações finais sobre o trabalho e suas possíveis melhorias serão abordados, juntamente com uma análise de suas limitações e funcionalidades, tornando mais minuciosa a avaliação e a detecção de característica que devem ou não ser implementadas para que o software possa ser considerado útil e possível de ser distribuído para uso externo.

2 FUNDAMENTAÇÃO ACERCA DE TOMOGRAFIA POR PROJEÇÕES DE RAIOS X, RETROPROJEÇÃO E ARTEFATOS METÁLICOS

2.1 Imageamento médico

Uma imagem é uma representação de uma porção, ou cena, do universo. Essa representação pode, ou não, possuir uma fidelidade na reprodução dos padrões ou objetos desta cena [8].

Imagens médicas ou com pretextos científicos possuem um objetivo principal de gerar uma reprodução de alta qualidade e alto nível de similaridade de padrões e objetos, baseando-se em seu conteúdo de massa e energia. No geral, para que essas imagens possuam um real sentido, essas grandezas precisam ser espacialmente dependentes, ou seja, devem possuir uma variação em seu domínio espacial, de forma a gerar diferenças que possam ser visualmente notadas e analisadas [8].

Desta forma, é necessário que estas imagens sejam uma representação confiável dos sinais e das características originais do sinal no qual elas foram baseadas. Isso significa que a imagem não necessariamente precisa gerar uma representação de todo o ambiente que está retratando, mas sim daquelas partes que serão úteis para cumprir o objetivo final do sistema [8].

Um exemplo claro dessa ideia é uma imagem gerada por raios X (Figura 2.1). Se fosse preciso mostrar todo o conteúdo do ambiente original na imagem, seria necessário mostrar roupas, pele, pelos do corpo, a estrutura do sistema de imageamento e todo o ambiente e objetos em torno do corpo que está sendo analisado. Considerando o objetivo da imagem, que é analisar estruturas internas do corpo, se uma imagem precisasse conter todo o conteúdo citado para ser considerada válida, imagens dificilmente seriam utilizadas dentro de ambientes médicos e hospitalares, visto que adição de tais componentes apenas atrapalharia a visualização e análise do objeto alvo. Além desses, outros fatores devem

ser considerados para verificar a real importância da geração de imagens sem tantas informações adicionais.



Figura 2.1. Nessa imagem, podemos notar que não vemos detalhes como tons de pele, vasos sanguíneos, cor das unhas nem nada desse tipo. Isso mostra como um sistema de imageamento deve ser guiado de acordo com seu objetivo final e que, a partir disso, o usuário deverá escolher a forma que mais se adapte às suas necessidades. Fonte: [15].

Idealmente, pode-se considerar que os sistemas de imageamento realmente consigam ultrapassar esses requisitos do sistema e gerar uma imagem que retrate a verdadeira natureza do que se está tentando medir. Entretanto, na realidade, grande parte desses sinais também interage com o ambiente em que estão ou até mesmo com o próprio equipamento de imageamento utilizado, gerando uma saída com dados e informações desnecessárias e muitas vezes inconvenientes para obtenção do resultado esperado, o que geralmente dificulta, atrasa e complica o processo [8].

Exemplos básicos de casos de "interferências externas" são imagens de raios-x de mãos com anéis nos dedos. A informação contida no anel normalmente não é de grande importância durante a análise dos resultados, mas talvez haja algo importante (como um osso fraturado, por exemplo), na região coberta pelo mesmo e que não foi possível de verificar devido à presença desse objeto.

Outro detalhe relacionado e que também é tratado na seção 2.4 é a redução da qualidade de imagens com a presença de jóias, tais como brincos, anéis e *piercings*, muitas vezes impedindo a detecção de patologias e a avaliação diagnóstica nas regiões examinadas, obscurecendo as demais partes e informações contidas na imagem [31]. A Figura 2.2 mostra um exemplo do caso citado anteriormente. É possível observar que, por se tratar de uma imagem de raio-x, os efeitos desse componente metálico não foram tão agravantes quanto em imagens de tomografia. Entretanto nota-se claramente que o *piercing* se destaca muito mais entre os demais componentes.

Observando esses problemas que surgem na imagem, entra-se em contato com de-



Figura 2.2. Imagem gerada por raio x com a presença de um *piercing*. É possível notar como o material se destaca dentre os demais materiais do corpo, como ossos e demais tecidos. Isso se deve à densidade mais elevada do objeto. Fonte: [4].



Figura 2.3. Imagem identificando os valores atribuídos a cada cor dentro de uma escala que varia entre 0 e 256 (*uint8*).

finalizações e conhecimentos relacionados ao processamento de imagens, que é extremamente necessário para entender as causas e os efeitos do que acontece no processo de imageamento e da obtenção da imagem final.

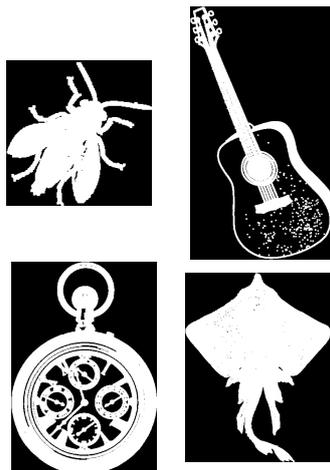


Figura 2.4. Exemplos de imagens binárias fora da área médica. É importante notar que os valores das imagens são representados apenas em 2 cores: preto e branco. Muitas vezes essa distinção auxilia na detecção de objetos e detalhes que não seriam tão destacados em imagens em níveis de cinza, por exemplo. Fonte: [16].

Imagens podem ser definidas como funções bidimensionais (2D) $f(x, y)$, em que x e y são coordenadas espaciais e f equivale à intensidade naquele ponto de x e y específico. A intensidade também pode ser chamada de *nível de cinza* da imagem. Imagens digitais são aquelas em que os valores de f , x e y possíveis são valores finitos e discretos, gerando um número finito de elementos em cada posição. Cada elemento desses ocupa um espaço diferente em x e y e também pode ser chamado de *pixel*, elemento pictórico, elemento de imagem ou *pels* [22], mas o mais comumente utilizado é a nomenclatura *pixel*. Enquanto os limites de x e y dependem das dimensões da imagem, a intensidade de um pixel ou a quantidade de níveis de cinza utilizada para representá-la é limitada de acordo com o tipo de dado utilizado para armazená-lo. Esses níveis são definidos devido à quantização da intensidade, necessária para um armazenamento e processamento digital da imagem e são valores inteiros e não negativos. Nesse contexto, uma imagem pode ser classificada em 3 principais tipos [38]:



Figura 2.5. Exemplos de imagens em escala de cinza. Nessas imagens fica clara a importância de uma quantidade relevante de níveis de cinza para a representação da intensidade de cada pixel. Nesses casos, já não vemos mais um salto de preto para branco, mas sim uma diferença gradual desde do preto, passando níveis de cinza escuros e por níveis de cinza "médios" até outros bem claros, chegando por fim ao branco, que é a representação do valor máximo de intensidade que pode ser atribuído à imagem. Fonte: [16].

- **Imagem binária:** Imagens binárias são aquelas que podem possuir apenas 2 valores em seus pixels. Esses valores podem ser 0 e 1, 0 e 255 ou outros valores, a depender do formato utilizado, e são visualmente traduzidos em preto (valor mais baixo) e branco (valor mais alto). Processamento morfológico de imagens são comumente aplicados e eficazes em imagens desse tipo (Figura 2.4) [18].
- **Imagem em escala de cinza:** São imagens monocromáticas que utilizam diversos níveis de cinza para representação da intensidade dos pixels. Se esses valores não estiverem normalizados (para ficarem contidos entre 0 e 1), costumam estar entre 0 e 255 para imagens de classe *uint8* (utiliza 8 bits para representação. $2^8 = 256$

valores distintos) e essa quantidade de bits representa a resolução de intensidade da imagem. Nesse caso, pode-se dizer que a imagem possui 256 níveis e 8 bits de resolução de intensidade. Apesar de imagens com 8 bits ser o mais comum, também existem casos em que pode ser necessário utilizar 16 bits para percepção de determinadas faixas, ou ainda 32 bits, que já é muito raro de se encontrar (ver Figura 2.3 para entender os valores das cores dentro de uma escala entre 0 e 256) [22].

- **Imagem Colorida:** Uma imagem colorida possui 3 grandezas: luminância (intensidade), saturação (comprimento de onda ou cor dominante) e matiz (tonalidade cromática, grau de pureza ou intensidade da matiz), que são termos utilizamos para classificar imagens de acordo com a percepção humana. Geralmente essas cores podem ser geradas pela combinação das cores vermelho, verde e azul e por isso uns dos formatos mais utilizados para representar imagens coloridas é o formato RGB (*Red-Green-Blue*), que possui 1 canal (uma matriz) para cada uma das 3 cores citadas. Também existem outros modelos, tais como CMY (*Cyan-Magenta-Yellow*) e HSI (*hue-saturation-intensity*), que é o mais similar à percepção humana. Alguns exemplos desse tipo de imagem pode ser visto na Figura 2.6 [39] [17].



Figura 2.6. Exemplos de imagens coloridas. Aqui já é possível notar uma distinção de cores em cada uma das imagens. Todas essas imagens podem ser representadas e processadas utilizando diferentes modelos para representação (RGB, HSI ou CMY, por exemplo), a depender da necessidade e do que será feito com a imagem a seguir. Fonte: [22].

Imagens médicas em sua grande maioria, principalmente aquelas geradas por raios-x, são imagens em escalas de cinza, com 256 níveis de cinza. Esses níveis, mesmo sendo suficiente para representar as densidades dos diversos tecidos do corpo, muitas vezes é limitada por objetos com valores de densidade muito mais elevadas (Figura 2.7). Esse problema, conforme informado anteriormente, é melhor detalhado na seção 2.4 e está diretamente ligada aos fatores e às características de imagens digitais aqui explicados.



Figura 2.7. Imagem de raios x da mão esquerda com um anel, representando o objeto de alta densidade citado no texto. Fonte: [22].

2.2 Tomografia computadorizada

Uma das formas de geração de imagens médicas mais comuns são as geradas a partir da tomografia computadorizada. A tomografia computadorizada (também conhecida por sua sigla em inglês *CT*, *Computed Tomography*) é um dos procedimentos de imageamento médico que atua com base nos princípios de raios-X para a obtenção de uma imagem detalhada do interior de um objeto (geralmente um corpo, um membro, um órgão ou parte de um desses). Essa imagem é gerada de acordo com a diferença entre a quantidade de feixes emitidos pela fonte e a quantidade de feixes que chega ao detector ou receptor, que se encontra do outro lado do objeto que está sendo examinado e por meio do qual esses feixes irão passar, refletir ou se espalhar. Quando mais denso esse material, mais difícil é para que esses raios consigam atravessá-lo e mais chance eles têm de se dispersar ou refletir [34]. Coletando esses dados em diversos pontos de uma dada direção, se torna completamente viável a construção de imagem em tons de cinza baseadas na quantidade de feixes que chegam ao detector: quanto mais branco, menos feixes chegaram ao detector nesse mesmo local e, por dedução, podemos dizer que maior é a densidade no ponto. Da mesma forma, quanto mais escuro, menor a quantidade de raios naquele ponto e menor a densidade do material que esses feixes atravessaram.

A Tomografia Computadorizada possui dois fundamentos matemáticos principais: a Transformada de Radon e o Teorema dos Cortes de Fourier.

2.2.1 Transformada de Radon

A transformada de Radon de uma função $I(x, y)$ para um ângulo fixo θ é dada por

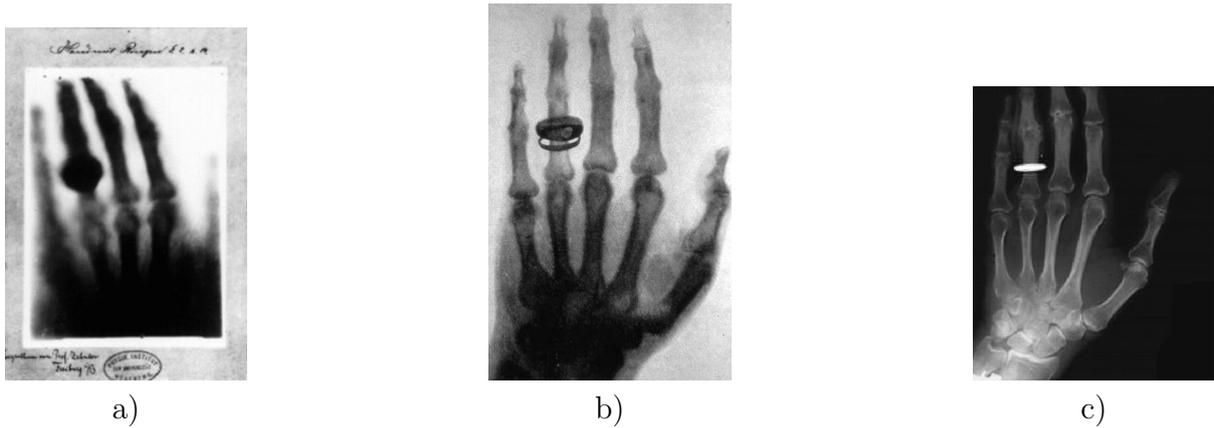


Figura 2.8. Comparação entre imagens médicas ao passar dos anos. a) Primeira imagem médica tirada por Wilhelm Röntgen, mostrando a mão esquerda de sua esposa, tirada em 1895. Fonte: [5]. b) Mão esquerda de Albert von Kölliker, tirada por Wilhelm Röntgen em 1896. Fonte: [5]. c) Imagem contemporânea de Raios-X. Fonte: [22]

$$R_{\theta}(t_0) = \int_{L(\theta, t_0)} I(x, y) dL,$$

e, caso essa transformada for aplicada em todos os pontos t_0 , podemos chamar o conjunto de todas elas de projeção.

Realizando uma parametrização $\alpha(\lambda)$ onde, $\forall \lambda \in \mathbb{R}$, $\alpha(\lambda)$ pertence a $L(\theta, t)$ e, além disso, em que \forall ponto em $L(\theta, t)$, $\exists \lambda \in \mathbb{R}$, $\alpha(\lambda)$ coincide com esse ponto. Nesse caso, realizando a parametrização e utilizando a propriedade de mudança de variável, temos que

$$\int_{L(\theta, t)} I(x, y) dL = \int_{-\infty}^{\infty} I(\alpha(\lambda)) \cdot \|\alpha'(\lambda)\| d\lambda.$$

Com isso, torna-se possível encontrar uma maneira de descrever o $\alpha(\lambda)$ como uma função de apenas uma variável. Para isso, deve-se considerar as características geométricas / trigonométricas do problema. Esse problema pode ser melhor entendido e visualizado por meio da Figura 2.9.

Nesse caso, o x da imagem será mantido, enquanto que o y será substituído por termos que dependam de x , auxiliando assim no processo de obtenção de uma equação de apenas uma variável.

Matematicamente, as considerações que podem ser feitas a partir da imagem são:

1. x_0 é o cateto adjacente ao ângulo θ ;

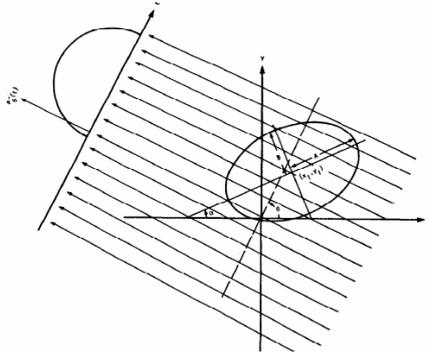


Figura 2.9. Visualização geométrica da transformada de Radon. Fonte: [29].

2. y_0 é o cateto oposto ao ângulo θ ;
3. O ângulo θ está no intervalo $0 \leq \theta \leq \pi/2$
4. t é maior que zero ($t > 0$)

O item 3 não é uma consideração feita pela imagem, mas sim um premissa que será considerada para facilitar o processo do cálculo. Assim, temos que os eixos x_0 e y_0 serão

$$\cos(\theta) = \frac{x_0}{t}, \quad (2.1)$$

$$x_0 = t \cdot \cos(\theta), \quad (2.2)$$

$$\sin(\theta) = \frac{y_0}{t}, \quad (2.3)$$

$$y_0 = t \cdot \sin(\theta). \quad (2.4)$$

Sabendo que, após passar por todos os pontos, o resultado será uma reta descrita em

$$y_0 = mx_0 + b, \quad (2.5)$$

cujos valores de m e b são

$$m = \frac{-\cos \theta}{\sin \theta}, \quad (2.6)$$

$$b = \frac{t}{\sin \theta}. \quad (2.7)$$

Tendo definido o valor de y em função de x , realiza-se a parametrização em $\alpha(x)$ e temos que

$$\alpha(x) = \left(x, \frac{t}{\sin\theta} - \frac{x}{\tan\theta}\right), \quad (2.8)$$

onde $\tan\theta = \frac{\sin\theta}{\cos\theta}$.

Voltando para (2.2.1), nós obtemos que

$$R_\theta(t) = \int_{-\infty}^{\infty} I(\alpha(\lambda)) \cdot \|\alpha'(\lambda)\| d\lambda, \quad (2.9)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} I\left(x, \frac{t}{\sin\theta} - \frac{x}{\tan\theta}\right) \cdot \frac{1}{|\sin\theta|} dx. \quad (2.10)$$

Como estamos considerando $\theta \in (0, \pi/2)$, obtemos

$$R_\theta(t) = \int_{-\infty}^{\infty} I\left(x, -x \frac{\cos\theta}{\sin\theta} + \frac{t}{\sin\theta}\right) \cdot \frac{1}{\sin\theta} \cdot dx. \quad (2.11)$$

Cabe ressaltar que esta equação pode ser demonstrada para faixas distintas de θ , desde que θ seja diferente de zero.

2.2.2 Teorema dos cortes de Fourier

O teorema dos cortes de Fourier afirma que a Transformada de Fourier da projeção $R_\theta(t)$ de uma imagem coincide com a transformada 2D da imagem $I(x, y)$, no ponto da reta de mesmo ângulo θ com o eixo x .

A comprovação desse teorema será feita em 3 passos:

1. Calcular a Transformada de Fourier (TF) da projeção;
2. Calcular a Transformada de Fourier (TF) da imagem;
3. Comparar os resultados dos itens anteriores.

Transformada de Fourier da projeção

Como visto anteriormente, a transformada de Radon de uma imagem é dada por

$$R_\theta(t) = \int_{-\infty}^{\infty} I\left(x, \frac{-\cos\theta}{\sin\theta}x + \frac{t}{\sin\theta}\right) \cdot \frac{1}{\sin\theta} dx, \quad (2.12)$$

enquanto a TF de uma função genérica $p(t)$ é dada por

$$\hat{P}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} p_\theta(t) e^{-j2\pi ft} dt. \quad (2.13)$$

Portanto, aplicando em 2.12, tem-se que

$$\hat{R}_\theta(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_\theta(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (2.14)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I\left(x, \frac{-\cos\theta}{\sin\theta}x + \frac{t}{\sin\theta}\right) \cdot \frac{1}{\sin\theta} dx e^{-j2\pi ft} dt. \quad (2.15)$$

Como $e^{-j2\pi ft}$ é constante em função de x , podemos colocá-la para dentro da integral interna, o que finaliza essa primeira etapa com o resultado

$$\hat{R}_\theta(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I\left(x, \frac{-\cos\theta}{\sin\theta}x + \frac{t}{\sin\theta}\right) \cdot \frac{e^{-j2\pi ft}}{\sin\theta} dx dt. \quad (2.16)$$

Transformada de Fourier da imagem

A TF em duas dimensões é descrita por

$$\hat{I}(f_h, f_v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x, y) e^{-j2\pi(f_h \cdot x + f_v \cdot y)} dx dy. \quad (2.17)$$

Fazendo uma mudança de variáveis de y para t , baseando-se em (2.8), e lembrando que ao fazê-lo deve-se multiplicar o resultado pela derivada interna, obtemos

$$\hat{I}(f_h, f_v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I\left(x, \frac{-\cos\theta}{\sin\theta}x + \frac{t}{\sin\theta}\right) \frac{1}{\sin\theta} e^{-j2\pi(f_h \cdot x + f_v \cdot (\frac{-\cos\theta}{\sin\theta}x + \frac{t}{\sin\theta}))} dx dt. \quad (2.18)$$

Sabendo que f_h e f_v são as componentes de uma frequência f , pode-se considerar, por suas propriedades trigonométricas, que

$$f_v = f \cdot \sin \theta, \quad (2.19)$$

$$f_h = f \cdot \cos \theta, \quad (2.20)$$

e, substituindo-os em (2.18), obtemos que

$$\hat{I}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x, \frac{-\cos \theta}{\sin \theta}x + \frac{t}{\sin \theta}) \frac{1}{\sin \theta} e^{-j2\pi f(\cos \theta \cdot x + \sin \theta(\frac{-\cos \theta}{\sin \theta}x + \frac{t}{\sin \theta}))} dx dt, \quad (2.21)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x, \frac{-\cos \theta}{\sin \theta}x + \frac{t}{\sin \theta}) \frac{1}{\sin \theta} e^{-j2\pi f(\cos \theta \cdot x - \cos \theta \cdot x + t)} dx dt, \quad (2.22)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x, \frac{-\cos \theta}{\sin \theta}x + \frac{t}{\sin \theta}) \frac{1}{\sin \theta} e^{-j2\pi ft} dx dt, \quad (2.23)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x, \frac{-\cos \theta}{\sin \theta}x + \frac{t}{\sin \theta}) \frac{e^{-j2\pi ft}}{\sin \theta} dx dt. \quad (2.24)$$

Comparando (2.16) e (2.24), pode-se ver claramente que ambas coincidem, confirmando portanto a validade do teorema dos Cortes de Fourier e a possibilidade de obter uma imagem reconstruída a partir da transformada inversa de Radon.

2.3 Retroprojeção filtrada

Para a reconstrução das imagens de tomografia utiliza-se de uma técnica chamada Retroprojeção. Essa técnica se baseia na geração e no uso de projeções em torno de um objeto com angulações ortogonais a um dado ângulo θ ao longo de direções t . Cada projeção é descrita por um único θ em diferentes valores de t (exemplo na Figura 2.10).

O ângulo θ é o ângulo perpendicular à direção dos raios e paralelo à "superfície" em que a retroprojeção é gerada. Ou seja, no caso da Figura 2.10, os raios estão em um ângulo de -90° , enquanto a superfície da retroprojeção foi gerada de forma perpendicular a $\theta = 0$. Logo, essa é a retroprojeção do objeto no ângulo $\theta = 0$.

Após realizar a retroprojeção em diversos ângulos, na tentativa de obter resultados de maior qualidade (exemplo Figura 2.12), sabe-se que cada uma das retroprojeções possui um pouco de informação acerca da imagem original e passa a ser necessário o uso de algo que represente as retroprojeções de cada um dos θ s gerados, de acordo com o ângulo θ e a distância t de cada ponto. Para chegar a isso, realiza-se a retroprojeção da Transformada de Radon desse objeto, que se resume a fazer a média das retroprojeções obtidas em uma

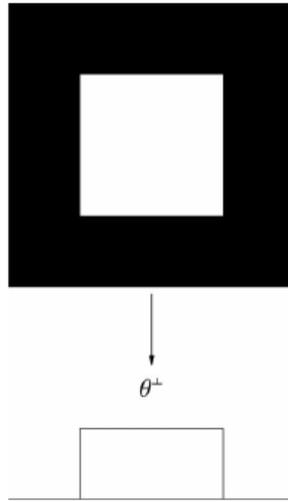


Figura 2.10. Retroprojeção de uma figura quadrada no ângulo $\theta = 0$. Nota-se que a retroprojeção identifica a quantidade de material ao longo de uma dada direção, ou seja, onde o raio não passou por nenhum material, o valor é zero. Enquanto que onde os raios passaram por materiais de densidade mais elevada, o valor será equivalentemente mais alto também. Fonte: [34].

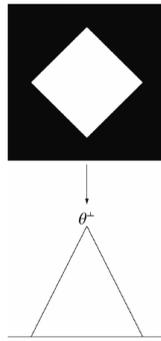


Figura 2.11. Retroprojeção de um losango no ângulo $\theta = 0$. Nesse caso, verifica-se que a retroprojeção gerada possui apenas um pico no centro e simétrica com relação a esse ponto, exatamente como a imagem original. Imaginando um padrão da esquerda para a direita, pode-se notar que no centro existe um pico em relação à quantidade de material, onde encontra-se a maior densidade dentre toda a imagem, gerando também um pico no valor da sua retroprojeção. Fonte: [34].

única Figura (2.13).

Com isso (resultado da Figura 2.13), fica evidente que, quanto maior o número de ângulos, mais próxima da original a figura reconstruída será. Isso pode ser novamente constatado da Figura 2.14.

Nesse processo, observasse uma melhora significativa na formação de uma figura similar ao objeto original. Desse forma, vale a pena testar como é a imagem reconstruída com um valor significativamente alto de direções. Na Figura 2.15 pode-se visualizar o

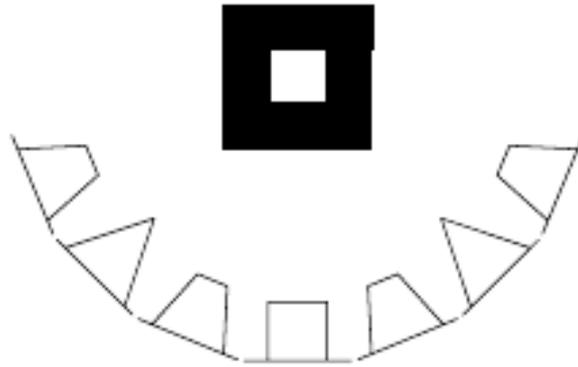


Figura 2.12. Retroprojeção de um objeto quadrado uniforme em diversos ângulos. É importante ressaltar a forma com que a retroprojeção consegue representar o conteúdo da imagem em diferentes ângulos e como, em alguns momentos, a retroprojeção acaba se equiparando à de outro objetos, como o da Figura 2.11, por exemplo. Fonte: [34].

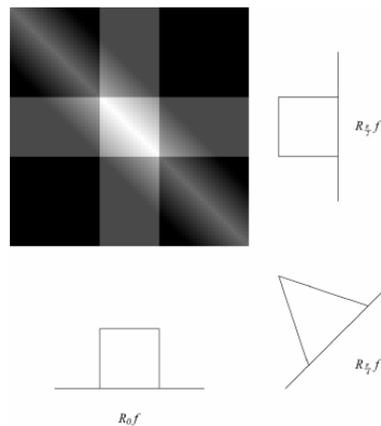


Figura 2.13. Média das retroprojeções de um quadrado uniforme centralizado em 3 direções. vale notar que a imagem reconstruída possui regiões claras, vindas de picos nas projeções individuais que não existem na imagem original. As projeções mostradas na imagem equivalem às retroprojeções nos ângulos $\theta = 0^\circ$, 45° ($\pi/4$) e 90° ($\pi/2$), respectivamente. Fonte: [34].

resultado da reconstrução utilizando 500 projeções, ou seja, 500 diferentes ângulos. O resultado não se saiu como esperado, se for considerado que quanto maior o número de projeções, melhor a imagem reconstruída. Isso se deve ao fato de o processo de reconstrução pela transformada de Radon acrescentar ruídos em baixa frequência na imagem, gerando um resultado desfocado e com uma definição ruim de bordas e detalhes, que são componentes de alta frequência na imagem. Essa análise pode ser feita utilizando a Figura 2.16, onde pode-se verificar a diferença entre as imagens original e reconstruída.

Para solucionar esse problema utiliza-se a retroprojeção Filtrada, onde todo o processo

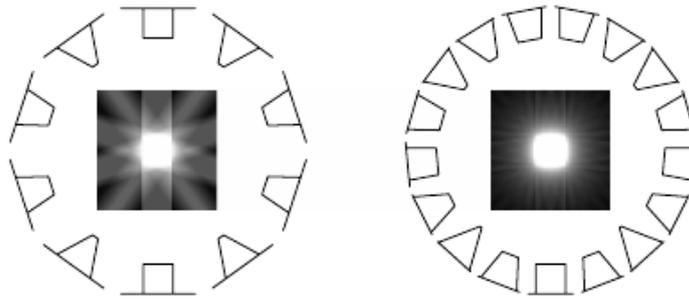


Figura 2.14. Média das retroprojeções de um quadrado uniforme centralizado em diversas direções. No primeiro caso (imagem da esquerda), tem-se uma reconstrução utilizando 10 ângulos diferentes. No segundo caso (imagem da direita), utiliza-se 17 direções diferentes. Fonte: [34].

de retroprojeção e reconstrução é feito normalmente, com o acréscimo de uma etapa de filtragem dos raios antes mesmo do momento em que as médias das projeções são calculadas. O resultado pode ser visualiado na Figura 2.17, onde pode-se notar claramente a importância da filtragem no processo.



Figura 2.15. Média das retroprojeções de um quadrado uniforme centralizado em 500 direções. Nota-se que a imagem não teve umamelhora tão significativa, que era o esperado pela análise dos resultados anteriores, gerando uma imagem "borrada", desfocada e com uma definição ruim do objeto original, suas bordas e detalhes. Fonte: [34].

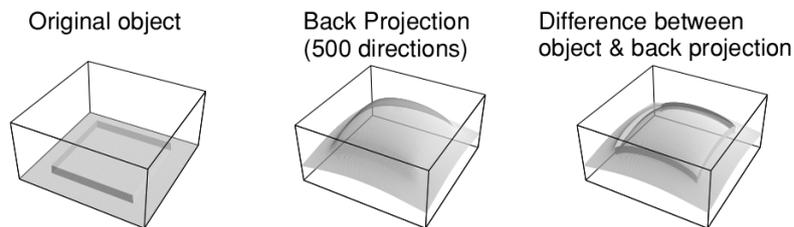


Figura 2.16. Representação em relevo da imagem original, da imagem reconstruída e da diferença entre elas, respectivamente. Na segunda e na terceira Figura é possível notar o processo de reconstrução gerou um *offset* em toda a imagem, mesmo onde os valores eram nulos. Esse valor também pode ser classificado como um sinal de baixa frequência, e pode ser corrigido pelo processo de retroprojeção filtrada. Fonte: [34].

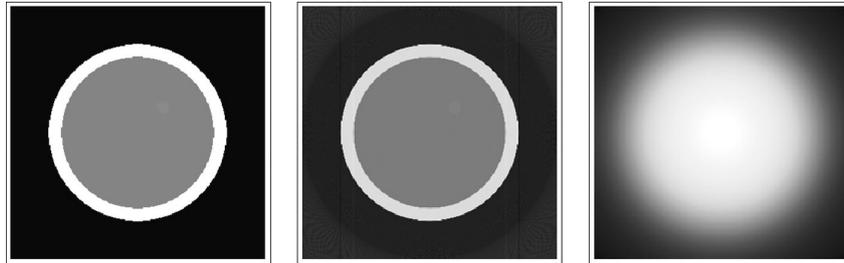


Figura 2.17. Da esquerda para a direita temos a imagem original, a imagem reconstruída com retroprojeção filtrada e a imagem reconstruída apenas com o processo de retroprojeção simples, sem utilizar a etapa de filtragem em baixas frequências, que remove em grande partes o erro gerado durante o processo. Fonte: [34].

2.4 Artefato metálico

Tendo por base a dinâmica do sistema de imageamento, explicado em detalhes nas seções 2.1 e 2.2, pode-se imaginar que existem diversas problematizações relacionadas, principalmente, à densidade dos materiais. Se esse sistema trabalha verificando a densidade dos materiais pelos quais ele passa, pode-se imaginar o que deveria acontecer se esses feixes emitidos se deparassem com um material de densidade muito mais elevada (tal como um metal) do que a densidade de todos os demais componentes do corpo (como ossos e músculos). Na Figura 2.18 vemos um exemplo do que realmente acontece nesses casos, gerado pela presença de obturações dentárias de amálgama em um paciente.

Fazendo uma análise de forma numérica e mais objetiva: a densidade da amálgama é de 11.4 g/cm^3 , enquanto que a densidade mineral do dente gira em torno de 2.750 g/cm^3 , do osso da mandíbula (cortical) é de 1.920 g/cm^3 , da língua e de músculos gerais na região da cabeça é de 1.050 g/cm^3 . Com esses dados podemos concluir de forma objetiva que a diferença entre os próprio tecidos do corpo humano, quando comparados à diferença entre eles e o material de amálgama, por exemplo, se torna de certa forma insignificante [42] [44].

Utilizando a densidade da Amálgama como um valor máximo global para representação em uma imagem, o zero como valor mínimo e a densidade do dente como um valor máximo dentre os demais materiais do corpo representados na imagem, podemos verificar essa relação em termos percentuais:

$$\frac{\rho_{\text{muscles}}}{\rho_{\text{amalgama}}} = \frac{2.75 \text{ g/cm}^3}{11.40 \text{ g/cm}^3} = 0.241 \quad (2.25)$$

Isso significa que, se o dente possui a maior densidade dentre os demais tecidos, se tivéssemos uma imagem com 100 níveis de cinza disponíveis para representação, utilizaríamos apenas 24 para representar as diferenças entre os tecidos biológicos em si e uma faixa de 76 valores apenas para conseguir representar a diferença entre a densidade da amálgama e a do dente. Isso gera uma redução de contraste e imprecisão na representação da imagem reconstruída.

Considerando a situação descrita, pode-se imaginar que uma solução que envolva o uso de algo similar a uma filtragem de altas frequências, eliminando assim todas as componentes da imagem com valores acima da faixa desejada, já resolveria grande parte do problema (se não todo ele). Porém, olhando para a imagem na Figura 2.18 e comparando com as observações feitas até agora, pode-se notar que existem alguns fatores adicionais que complicam ainda mais a situação.

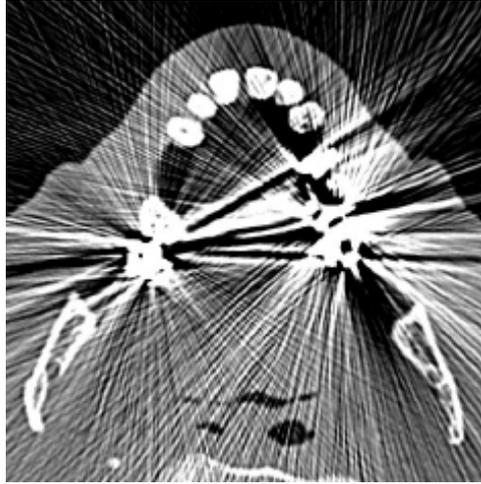


Figura 2.18. Efeito gerado em imagens de Raios-X pela alta densidade de materiais metálicos. Esse efeito reduz o contraste da imagem pela desproporcionalidade entre a densidade dos tecidos biológicos e de materiais metálicos, dificultando a análise da imagem gerada. Fonte: [33]

Sabe-se que esses artefatos, originalmente, ocupam um espaço relativamente pequeno e bem definido dentro da área de interesse. Entretanto, com a imagem reconstruída, nota-se que esses "excessos de densidade" estão corrompendo toda a imagem. Isso é causado durante o processo de aquisição da imagem, sendo as distorções devido as bordas do metal e a densidade do material. Os efeitos físicos gerados pelo metal são o endurecimento e dispersão de feixe, além do ruído de Poisson. Já as bordas do metal causam subamostragem, artefatos de movimentação, de *windmill* e de *cone-beam* [7].

O ruído de Poisson é causado a partir do erro estatística causado pela baixa contagem de fótons, que resulta em faixas aleatórias, finas, em tons claros e escuros que aparecem, geralmente, na direção de maior atenuação. Este efeito prejudica majoritariamente os tecidos moles em valores elevados, não afetando tanto os tecidos mais densos [7].

Ambos endurecimento e dispersão de feixes produzem feixes escuros entre os objetos de maior atenuação, como entre o metal e os ossos, como também feixes claros adjacentes aos escuros. O endurecimento de feixes ocorre quando a fonte de raios X é policromática. Devido à diferença entre atenuação dos fótons de baixa e alta energia, com fótons de baixa energia atenuando mais rapidamente e vice versa, os feixes de transmissão não seguem o decaimento exponencial simples observado em raios X monocromáticos. Isso é problemático com materiais de alto número atômico, como os ossos e metais, visto que a atenuação destes materiais, dada primariamente em função ao efeito Compton, segue uma proporção de $1/E$, enquanto materiais de baixo número atômico, como a água, cuja atenuação é causada primariamente em função do efeito fotoelétrico, seguem uma atenuação proporcional a Z^3/E^3 (Z é o número atômico e E a energia)[7].

Já a dispersão dos feixes, causado pelo efeito de Compton, faz com que os fótons de raio X cheguem em detectores diferentes do pretendido, devido a mudança de direção e energia dos feixes, sendo o maior erro gerado quando o fóton disperso chega a um detector que receberia poucos fótons, caso não houvesse essa interferência. No caso particular do implante bloquear todos os fótons, seu detector corresponderá apenas aos fótons dispersos que forem detectados. Além disso, a dispersão torna-se significativamente pior com o aumento de linhas de detectores, devido ao maior volume de tecido irradiado [7].

Desta forma, para raios X muito atenuados, tanto o endurecimento quanto a dispersão dos feixes faz com que mais fótons sejam detectados do que o esperado, o que resulta em feixes escuros ao longo das linhas de maior atenuação. Além disso, devido a filtragem em altas frequências utilizadas na retroprojeção filtrada, a diferença entre elementos adjacentes acaba sendo exagerada, produzindo feixes claros em outras direções [7].

Assim, para evitar a geração de artefatos metálicos, pode-se realizar seis grandes classes de procedimentos [21]:

1. Idealmente, prevenir que haja a presença de metal, seja por utilizar implantes não metálicos ou removendo o metal do paciente antes do exame;
2. Minimizar o impacto do metal durante a aquisição de dados, ajustando os parâmetros do tomógrafo;
3. Corrigir o dado bruto e/ou melhorar o algoritmo de reconstrução;
4. Se a qualidade dos dados for ruim a ponto do passo anterior não ser possível, substituir completamente as projeções e/ou;
5. Utilizar de processos iterativos de reconstrução;
6. Implementar MAR no pós-processamento da imagem reconstruída.

Cada uma dessas técnicas possui seus prós e contras, seus requisitos e suas limitações. Por exemplo, usualmente é impossível de retirar o metal do paciente, anulando a primeira possibilidade levantada; ou o ajuste do tomógrafo implica diretamente em aumentar a carga de radiação direcionada ao paciente, algo também não desejável [21]. Dito isto, o foco deste estudo será de trabalhar em métodos que, primariamente, corrijam o dado bruto e/ou melhoram o algoritmo de reconstrução, utilizando-se também de técnicas iterativas e pós-processamento quando necessário e adequado à situação.

Apesar dos primeiros algoritmos não comerciais datarem de 1978, as empresas começaram o desenvolvimento dos seus próprios algoritmos apenas recentemente, adequados aos seus

próprios sistemas de aquisição [21]. Como exemplo de algoritmos comerciais, temos o Orthopedic Implants (O-MAR), o Smart MAR (SMAR) e o MARIS, das empresas empresas Philips Healthcare, General Electric Healthcare e Siemens Healthcare, respectivamente. Além disto, até 2015, pelo menos, estes algoritmos não eram capazes de gerar um resultados melhores do que os algoritmos não comerciais quando fala-se em termos de erro médio absoluto como parâmetro [49].

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Banco de imagens de tomografia computadorizada

As imagens utilizadas no trabalho são parte do dataset CQ500, disponibilizadas pelo Centro de Pesquisas avançadas em Imageamento, Neurociências e Genômicas (CARING - *Centre of Advanced Research in Imaging, Neurosciences and Genomics*) [9]. Este dataset corresponde a validação clínica do dataset Qure25k, que contém mais de 300 mil radiografias de cabeça. O formato das imagens é em DICOM.

Essas imagens foram adquiridas de seis tomógrafos diferentes, o que pode ser observado na tabela 3.1, sempre respeitando um conjunto de regras como critério de exclusão, que são:

- Pacientes devem ter mais de sete anos de idade e sua identidade deve ser preservada;
- Pacientes não devem possuir nenhum defeito proveniente de pós-operatório;
- Possuir, pelo menos, uma série de CT com cortes axiais e núcleo de reconstrução macio que observe o cérebro em sua inteiridade.

Tabela 3.1. Tipos de tomógrafos utilizados para a aquisição do dataset

Dataset	Modelos de tomógrafos utilizados
CQ500	GE BrightSpeed, GE Discovery CT750 HD, GE LightSpeed, GE Optima CT660, Philips MX 16-slice, Philips Access-32 CT

3.2 Algoritmo de reconstrução da imagem

Como algoritmo de reconstrução de imagem tomográfica foi escolhido a retroprojeção filtrada, usando como ferramenta as transformadas direta e inversa de Radon disponíveis pela Scikit-image [46]. Sua explicação detalhada fica na seção 2.3.

3.3 Simulação de artefatos metálicos

A primeira abordagem quanto à simulação de artefatos metálicos foi a inserção direta de objetos na imagem para então realizar o processo da retroprojeção filtrada, de forma a gerar os ruídos na imagem reconstruída. Esses artefatos, nesse primeiro momento, tendem a ser figuras geométricas básicas, facilitando a identificação da influência de pontas e bordas na imagem e verificando-se o maior problema relacionado ao escopo da pesquisa (geração de ruído do tipo *streak*).

Mesmo com esta abordagem inicial implementada, foi necessária uma busca por uma solução que melhor atendesse às necessidades de análise deste trabalho. Após uma revisão na literatura sobre o assunto, foi possível encontrar um algoritmo disponibilizado via github, sendo o mesmo desenvolvido em [43] e implementado em MatLab. Uma explicação detalhada sobre o funcionamento do algoritmo pode ser encontrada no apêndice .1.

De maneira resumida, o algoritmo realiza a transformação da imagem de CT, dada em unidade de Hounsfield (HU), para unidade de área, a fim de simular numericamente o comportamento dos feixes de raio X durante o processo de aquisição dos dados. O comportamento destes feixes policromáticos é descrito como

$$y \simeq -\ln \int_0^E \tau_e \exp\left[-\frac{m^w(E)d_j^w}{m^w(E_0)} - \frac{m^b(E)d_j^b}{m^b(E_0)} - \frac{m^m(E)d_j^m}{m^m(E_0)}\right] de, \quad (3.1)$$

sendo τ_e a proporção de fótons de energia e , E_0 é intensidade de energia do raio monocromático, $m^k E$ é o coeficiente de massa, d_j^k é a projeção linear computada e $k = b, w, m$, representando respectivamente ossos (*bones*), água (*water*) e metal (*metal*).

Desta forma, uma imagem final é formada a partir das três imagens segmentadas em diferentes materiais obtidas a partir da imagem de referência. Além disto, o ruído de Poisson é adicionado a imagem, bem como o ajuste de curvas polinomial em referência ao comportamento da água frente a raios X policromáticos. Posteriormente, a imagem é retornada a HU, realizando o processo de forma similar ao que ocorreria em um CT, de maneira inversa ao realizado anteriormente. A descrição mais detalhada sobre a execução

do algoritmo é demonstrada na figura 3.1.

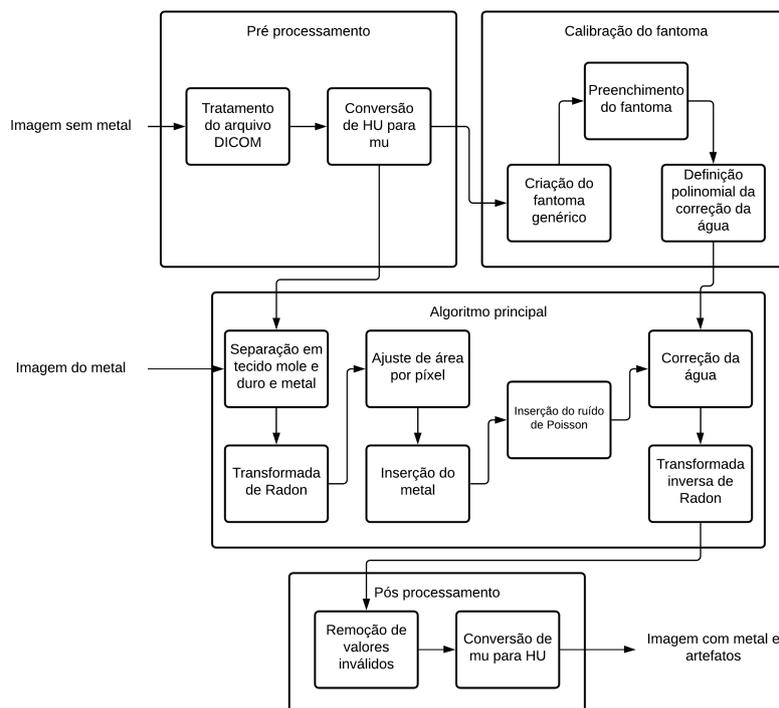


Figura 3.1. Algoritmo de inserção do metal e artefatos metálicos, baseado em [43].

3.4 Algoritmo de redução de artefatos metálicos

Para este trabalho, três foram os algoritmos implementados, conforme subseções abaixo. O objetivo da implementação de diferentes técnicas é de realizar uma comparação, tanto qualitativa quanto quantitativa, da qualidade das imagens geradas. As duas primeiras técnicas já são famosas e validadas pela academia, enquanto a última faz parte de uma proposta recente e ainda requer processos de teste e validação para que seu funcionamento seja confirmado.

3.4.1 Linear Metal Artifact Reduction

O algoritmo *Linear Metal Artifact Reduction* (LMAR) [30], ou algoritmo de redução de artefatos metálicos linear, em tradução livre, é um dos primeiros algoritmos de redução propostos pela academia, sendo ele de 1987, e é considerado como referencial básico para demonstrar o desempenho de algoritmos de redução.

Este algoritmo é relativamente simples de ser implementado, e tem como ideia central a substituição do espaço correspondente ao metal no sinograma por um valor determinado

a partir da interpolação dos termos mais próximos da região do metal, através de uma interpolação por vizinhança mais próxima (*Nearest Neighbor Interpolation*). Para a realização disto, é necessário previamente identificar qual região corresponde ao metal, o que usualmente é realizado na imagem e atualmente, no nosso caso, é realizado de maneira manual. A partir desta região identificada, a imagem é transformada em sinograma, através da Transformada de Radon, em que a região do metal é determinada a partir da sinograma da região correspondente ao metal anteriormente determinada na imagem. Por fim, após a interpolação, o sinograma passa pela transformada inversa de Radon para retornar a imagem reduzida do artefato metálico.

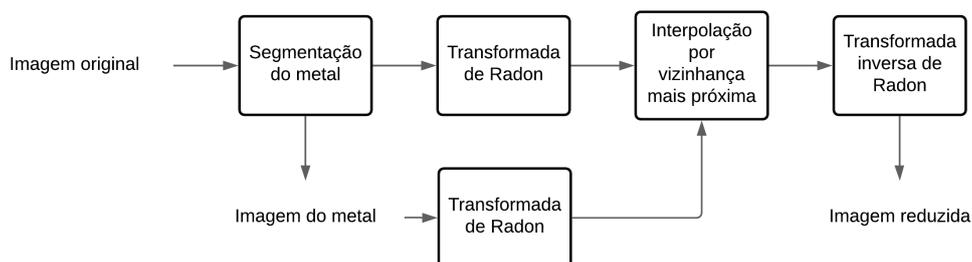


Figura 3.2. Descrição do algoritmo LMAR.

3.4.2 Normalized Metal Artifact Reduction

O algoritmo *Normalized Metal Artifact Reduction* (NMAR) [36] é um dos algoritmos mais conhecidos e validados da literatura. Seu diferencial é o de normalizar a imagem original, utilizando uma imagem a priori produzida, o que gera maior qualidade da imagem, quando comparado com algoritmos como o LMAR.

Ele consiste em segmentar a imagem original não corrigida em duas, a primeira contendo apenas o metal e a segunda sendo a imagem a priori. Para determinar a imagem a priori, são necessário três passos. O primeiro é passar a imagem não corrigida por uma etapa de redução de artefatos, utilizando um método *inpainted-based*. Este tipo de metodologia utiliza de interpolações ou de transformadas diretas de Radon para completar o sinograma na posição do metal, que é considerada como informação faltante. Para a realização desta etapa, de maneira similar ao algoritmo original, utilizou-se da interpolação linear na redução inicial. Então, uma filtragem gaussiana é realizada na imagem reduzida, com um $\sigma = 3$ experimental, visto que seu valor não é definido em [36]. Por fim, uma limiarização é realizada, transformando todos os valores abaixo de -500 HU em ar (-1000 HU) e os valores entre -500 HU e o limiar do osso (300 HU), foram para 0 HU, delimitando assim os tecidos moles. Os valores referentes aos ossos na imagem não foram modificados.

Seguindo o algoritmo, a transformada direta de Radon é realizada em ambas imagens. Então, o sinograma da imagem original é dividido pelo sinograma da imagem a priori, que anteriormente teve seu valores de zero substituídos por um *eps*, evitando assim erros de cálculo (como divisões por zero, por exemplo). Assim, utilizando o sinograma normalizado e o do metal, a interpolação linear é realizada, utilizando a posição do metal como ausente de informação e reconstruindo esses locais a partir da informação presente no sinograma normalizado. Por fim, a imagem é denormalizada, multiplicando o sinograma da imagem a priori, e a transformada inversa de Radon é realizada, chegando assim à imagem reduzida.

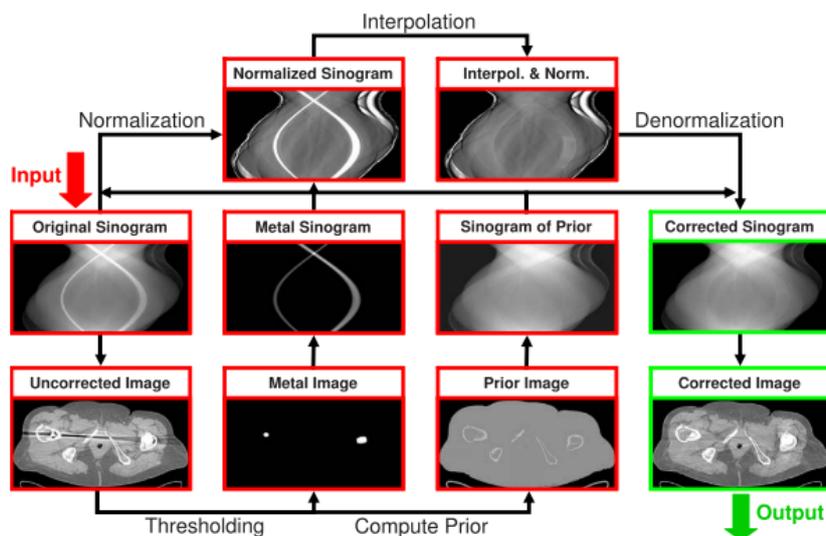


Figura 3.3. Descrição do algoritmo NMAR [36].

3.4.3 Redução de artefato inspirado em [13]

Para o algoritmo de redução de artefatos metálicos, utilizou-se das inspirações proporcionadas por [13], em que o algoritmo segue os seguintes passos:

Ao obter a imagem com o metal inserido, é realizada a transformada de Radon da imagem, a fim de obter o sinograma da imagem poluído com o metal. Então, a partir da imagem original, uma nova imagem é gerada, contendo apenas o metal. Esta segmentação é realizada de maneira automática, através do uso de limiares de valor, onde é definido que os valores obtidos durante a aquisição que se igualam a um percentual fixo do valor máximo encontrado do CT [37]. Com isto, realiza-se a transformada de Radon para obtenção do sinograma do metal que, em seguida, será subtraído do sinograma da imagem original, gerando um sinograma resultando contendo a imagem sem o metal, mas ainda com os artefatos gerados por ele.

Para remover os artefatos metálicos gerados, a imagem segmentada contendo apenas

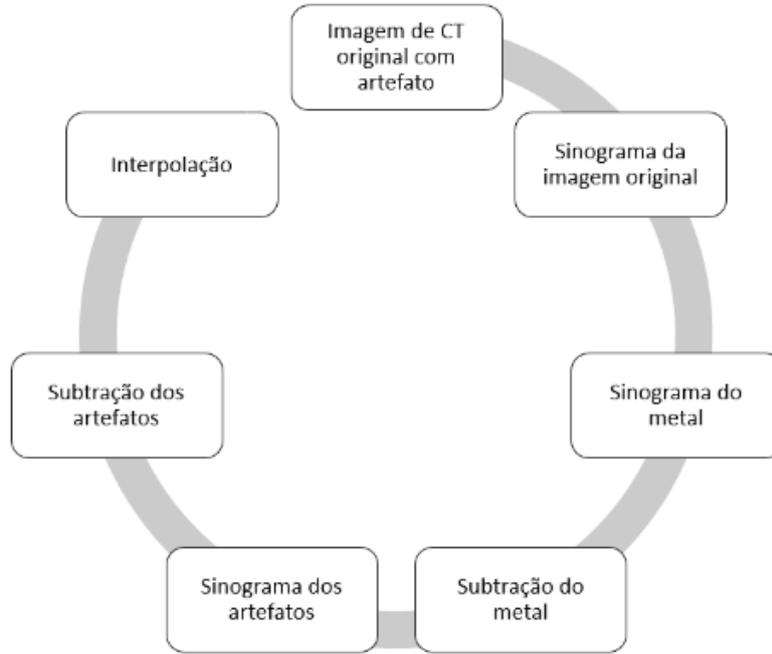


Figura 3.4. Descrição do algoritmo de redução de artefatos metálicos proposto em [13].

o metal é inserida a um plano de fundo branco de mesma dimensão da imagem original, respeitando as coordenadas da imagem original quanto ao seu posicionamento. Posteriormente, a retroprojeção filtrada é realizada, de forma a se obter o padrão de saída dos artefatos metálicos que, em seguida, passam pela transformada de Radon para gerar o sinograma dos artefatos metálicos que serão subtraídos do sinograma da imagem original.

Agora este sinograma, sem as informações referentes ao metal e aos seus artefatos, possuirá uma ausência de informação nesses locais em que as subtrações ocorreram, o que prejudica a imagem que será gerada. Desta forma, é necessário realizar a interpolação dos dados para minimizar este efeito e reduzir a perda de informações espaciais. Em [13], são propostos diversos métodos de interpolação, tanto em 1D quanto em 2D, como: interpolação polinomial de vários graus; Interpolação Polinomial Cúbica de Hermite por Partes - PCHIP (do inglês *Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial*); Interpolação por Vizinhança Natural (do inglês *Natural Neighbor Interpolation*); Interpolação por Vizinhança mais Próxima (do inglês *Nearest Neighbor Interpolation*); *Spline*; Cúbica; Regressão por Vetor de Suporte - SVG (do inglês *Support Vector Regression*) e Lanczos.

Finalmente, após o processo de interpolação, a imagem é reconstruída, com o auxílio da transformada inversa de Radon, finalizando assim a retroprojeção filtrada da imagem original, gerando uma imagem sem o metal nem os artefatos metálicos. Para fins de visualização, o artefato metálico é reinsertado no pós-processamento da imagem.

Para esta implementação do algoritmo, três principais interpolações foram implementadas: a interpolação linear, por splines e de Whittaker-Shannon. As interpolações lineares e por spline foram utilizadas em suas formas unidimensionais e bidimensionais. As duas primeiras interpolações foram implementadas utilizando a biblioteca Scipy, que permite diversas variações internas, utilizando o parâmetro de método(*method*) para definir o método utilizado.

3.5 Desenvolvimento da interface gráfica

Para o planejamento da experiência do usuário e da interface inicial, utilizou-se do software Figma, de forma que foi possível mapear todo o caminho do usuário ao utilizar o software e, desta forma, validar e realizar possíveis alterações, sem que haja um impacto direto no desenvolvimento. A utilização deste software intermediário visa obter uma resposta mais rápida do usuário sobre a usabilidade do programa, sem que seja necessário um grande esforço de desenvolvimento inicial, nem grandes alterações posteriores do software, com base na resposta do usuário. Já para o desenvolvimento da UI (*User Interface*), utilizou-se dos software GIMP, para edição de imagens rasterizadas, e o Inkscape, para a edição de vetores gráficos, em conjunto com o PyQt5, proporcionando, assim, uma interface amigável e profissional, condizente com o ambiente em que deve ser inserida.

Para o desenvolvimento e implementação da interface final foi utilizada a linguagem Python (Versão 3.8) e algumas de suas bibliotecas, em conjunto com a ferramenta Qt-Design [11]. Essa ferramenta faz uso da biblioteca PyQt5 e seus diferentes módulos, tais como QtCore, QtGui e QtWidgets para auxiliar de forma visual a implementação de componentes básicos a avançados dentro da linguagem, possibilitando o desenvolvimento de interfaces capazes de suprir as necessidades e os requisitos do projeto proposto.

Para leitura e manipulação de dados de arquivos dicom, foi utilizada a biblioteca pydicom e para operações gerais e leitura/escrita de arquivos np tipo NPY (derivado de sua natureza original, um NumPy Array) foi utilizada a biblioteca numpy [23]. Para interação com sistema operacional, tal como alteração da pasta raiz e a verificação do *path* atual, foram utilizadas as bibliotecas já inclusas na linguagem, os e sys [19]. Para a transformada de Radon, direta e inversa, e suas definições, foram utilizadas as versões disponibilizadas na biblioteca SciKitImage [47]. Já para a implementação de alguns processos em multi-thread, utilizou-se a biblioteca threading, em conjunto com a biblioteca time, para controle de loops e *delays* nesse processo [19] [48].

3.6 Análise dos dados

Para a análise de dados, serão utilizados das seguintes ferramentas estatísticas:

- Relação Sinal-Ruído - SNR (em inglês *Signal to Noise Ratio*);
- Relação Sinal-Ruído de Pico - PSNR (em inglês *Peak Signal to Noise Ratio*);
- Erro Quadrático Médio - MSE (em inglês *Mean Squared Error*);
- Medida de Índice de Similaridade Estrutural - SSIM (em inglês *Structural Similarity Index Measure*).

O erro quadrático médio (MSE), em inglês *Mean Squared Error*, corresponde na comparação entre dois sinais, o primeiro dito como original, isto é, sem erros; enquanto o segundo está distorcido [50]. Desta forma, é possível quantificar o grau de similaridade entre os sinais, bem como o nível de distorção. Esta relação é descrita por

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_{original} - I_{distorcida})^2. \quad (3.2)$$

A relação Sinal-Ruído (SNR), em inglês *Signal to Noise Ratio*, é a relação de força entre um sinal (normalmente elétrico) que carrega informação quando comparado a uma interferência, ou seja, uma relação que explicita numericamente o quanto de informação útil é recebida, em comparação a informação inútil que acompanha o sinal [14].

Matematicamente, esta relação é dada por

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{|I_{original}|^2}{|I_{distorcida} - I_{original}|^2}. \quad (3.3)$$

Já relação Sinal-Ruído de Pico (PSNR), em inglês *Peak Signal to Noise Ratio*, é descrita a partir do erro quadrático médio e do valor de pico do sinal, isto é, seu valor máximo global. Em processamento de imagens, usualmente é utilizado como valor de pico (L) o valor máximo possível dada a resolução em bits da imagem, sendo 8 bits a mais comum, de forma que $L = 2^8 - 1 = 255$ para esta resolução [50]. Desta forma, a PSNR é dada por

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{L^2}{MSE}, \quad (3.4)$$

com MSE sendo o erro quadrático médio apresentado em (3.2).

Por fim, o Índice de Similaridade Estrutural (SSIM), do inglês *Structural Similarity Index*, é uma métrica que tenta se aproximar da maneira como o olho humano identifica uma imagem. De forma simplificada, podemos segmentar a avaliação de uma imagem a três componentes essenciais: luminescência, contraste e estrutura da imagem [51].

A luminescência, que representa o produto da iluminação e da reflectância, é uma função que varia a depender da cena observada e pode ser descrita por

$$l(1, 2) = \frac{2\mu_1\mu_2 + C_1}{\mu_1^2 + \mu_2^2 + C_1}, \quad (3.5)$$

Considerando uma primeira imagem (I_1) como original e uma segunda como aquela que contem as distorções (I_2), a luminescência é dada a partir da relação das intensidades médias presente em ambas imagens, acrescido de uma constante necessária para evitar instabilidades quando $\mu_1^2 + \mu_2^2$ é muito próximo de zero. Para determinar o valor da constante C_1 , tem-se a relação presente em

$$C_1 = (K_1 \cdot L)^2, \quad (3.6)$$

em que L é valor de pico (igual ao apresentado no PSNR) e $K_1 \ll 1$ é uma pequena constante.

O contraste, em contra partida, é uma relação entre os desvios padrões das duas imagens I_1 e I_2 e pode ser descrita conforme em (3.7). Sua constante C_2 pode ser obtida através da mesma lógica apresentada em

$$c(1, 2) = \frac{2\sigma_1\sigma_2 + C_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + C_2}, \quad (3.7)$$

apenas adequando o termo K_2 , que também é uma constante muito menor que zero.

Por fim, a função de comparação da estrutura é descrita a partir dos desvios padrões das imagens e do coeficiente de correlação entre elas, o que pode ser observado em (3.8). Este coeficiente de correlação condiz aos valores que se mantêm constantes, tanto na luminescência quanto no contraste. Assim, o coeficiente de correlação, na sua forma discreta, pode ser estimado conforme

$$s(1, 2) = \frac{\sigma_{12} + C_3}{\sigma_1\sigma_2 + C_3}, \quad (3.8)$$

em que o termo σ_{12} é dado por

$$\sigma_{12} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (I_1 - \mu_1)(I_2 - \mu_2). \quad (3.9)$$

Desta forma, obtemos que o SSIM é dado por

$$SSIM(1, 2) = [l(1, 2)]^\alpha \cdot [c(1, 2)]^\beta \cdot [s(1, 2)]^\gamma, \quad (3.10)$$

em que os termos α , β e γ são parâmetros de ajuste da importância de cada termo deve ser maior que zero. Normalmente, usa-se a simplificação $\alpha = \beta = \gamma = 1$ e $C_3 = C_2/2$.

A utilização destas ferramentas se dará comparando a imagem original, sem o metal inserido, com todos os cenários possíveis. Desta forma, teremos as métricas para cada etapa, desde a inserção do artefato metálico até o resultado de todos os algoritmos de redução implementados, passando por todas as suas possíveis variações testadas. Desta forma, uma noção numérica clara será formada com base nas métricas explicitadas, deixando claro quais soluções são ou não são adequadas para a resolução do problema exposto.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Algoritmo de retroprojeção filtrada

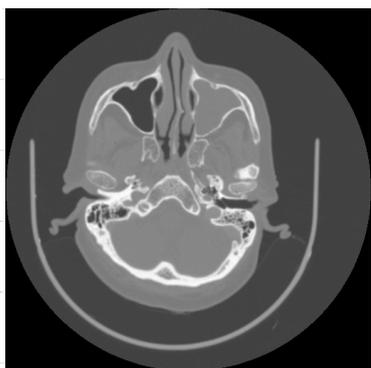
A retroprojeção filtrada foi implementada primeiramente com um fantoma de Shepp-Logan, a fim de verificar o seu funcionamento sem aumentar a complexidade entrando em dados reais no dado momento. Para isto, temos as figuras apresentadas em 4.1 como saídas da retroprojeção filtrada utilizando 1000 ângulos, filtro Hann e interpolação do tipo KNN, *K-Nearest Neighbor Interpolation*.



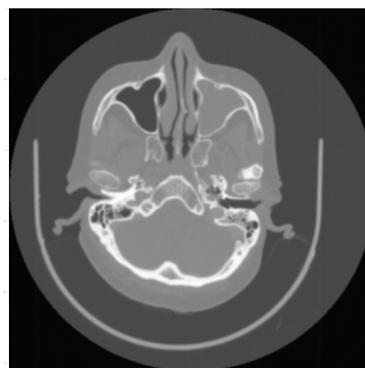
Figura 4.1. Fantoma de Shepp-Logan reconstruída com a retroprojeção filtrada. Na Figura a), tem-se o fantoma de referência, enquanto na Figura b) tem-se o fantoma obtida após a retroprojeção filtrada.

Observando as métricas, temos um erro quadrático médio de, aproximadamente, zero; uma relação sinal-ruído de $15,9 \text{ dB}$, uma relação sinal-ruído de pico de $73,2 \text{ dB}$ e um SSIM de $0,953$, o que indica que a reconstrução é capaz de manter a imagem original, de maneira virtualmente idêntica, o que também é constatado visualmente.

Desta forma, a mesma função foi utilizada para uma imagem aleatória do banco de imagens, utilizando tanto as mesmas configurações anteriores quanto os ângulos, filtro e interpolação, o que gerou as imagens apresentadas em 4.2.



a)



b)

Figura 4.2. Imagem de Tomografia reconstruída com a retroprojeção filtrada. Na Figura a), tem-se a imagem de referência, enquanto na Figura b) tem-se imagem obtida após a retroprojeção filtrada.

Novamente é possível observar que não houve perdas de qualidade significativa da imagem. Sobre as métricas, temos que o erro quadrático médio é de 1340, a relação sinal-ruído é de $27,4 \text{ dB}$, a relação sinal-ruído de pico de $16,8 \text{ dB}$ e o SSIM de 0,965. Apesar do decréscimo do MSE e PSNR, tem-se um incremento no SNR e no SSIM. Neste cenário, essa diferenciação não está aparente no resultado qualitativo.

Com estes resultados positivos obtidos, foi possível avançar para as próximas etapas, visto que ambos algoritmos de simulação e redução de artefatos são extremamente dependentes da retroprojeção filtrada, sendo esta primeira etapa, consequentemente, essencial para o bom andamento do trabalho.

4.2 Algoritmo de simulação de artefato metálico

Para a realização da simulação, utilizou-se do primeiro algoritmo proposto, realizando apenas a inserção do objeto na imagem original apresentada na imagem A da Figura 4.3. A partir disto, adicionou-se três tipos de formas geométricas visando observar o comportamento da figura, dada a proposta inicial de simulação de artefatos metálicos: Um quadrado, um triangular e um octogonal.



Figura 4.3. Imagem de Tomografia com artefato inserido artificialmente. Na Figura a), tem-se a imagem original em que será inserido o metal, enquanto na Figura b) tem-se a mesma figura com um metal de formato triangular inserido utilizando a primeira técnica.



Figura 4.4. Imagem de Tomografia com artefato inserido artificialmente. Na Figura a), tem-se a a figura original com o artefato quadrado inserido, enquanto na Figura b) tem-se a mesma figura, mas com um artefato metálico octogonal.

Em todos os 3 casos (Figuras 4.3 e 4.4) observa-se uma perda no contraste da imagem, mas nota-se também que não ocorre a geração de artefatos do tipo *streak*, que era o

esperado. Isso ocorre porque esse ruído é adicionado à imagem durante o processo de aquisição da imagem, visto que o artefato é gerado a partir da interação física entre os feixes de raios X e o metal. Desta forma, constatou-se a necessidade de um maior refino para conseguir simular com melhor verossimilhança o metal e os seus consequentes artefatos.

Partindo para o segundo algoritmo proposto, o mesmo foi parcialmente implementado, com excessão da inserção de ruído de Poisson na figura antes do processo da transformada inversa de Radon. Para isto, inicialmente utilizou-se da imagem disponibilizada por [43], visto que é a imagem padrão utilizada em seu trabalho. O objetivo inicial é de implementar na imagem confirmadamente viável para o algoritmo e, a posteriori, balanceá-lo para ser capaz de receber qualquer tipo de imagem de CT. Independente disto, os resultados obtidos até o momento estão apresentados nas figuras 4.5 e 4.6.



a)

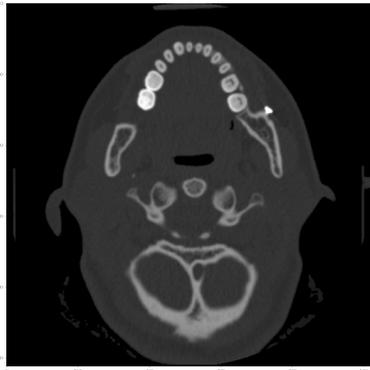
b)

Figura 4.5. Imagem de Tomografia com amálgama dentária inserida artificialmente. Na Figura a), tem-se a imagem de referência, enquanto na Figura b) tem-se a imagem após a inserção do artefato metálico utilizando raios X monocromáticos.

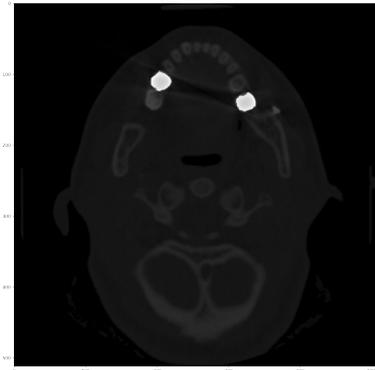
É possível observar que há uma melhoria quanto ao realismo da imagem em ambos os casos, mono e policromáticos. O caso monocromático apresenta maiores perdas de informações, menor contraste e uma maior quantidade de artefatos quando comparada ao caso policromático, o que é esperado, visto que a aquisição em dados em diferentes espectros de energia permite um melhor mapeamento das informações.

Para ambos os casos, ocorre o surgimento de artefatos metálicos e relativa perda de informações espaciais em decorrência destes, o que representa uma melhora significativa em relação ao primeiro algoritmo de simulação proposto. Entretanto, ainda é necessário inserir o ruído de Poisson às imagens.

Os resultados obtidos nas figuras 4.5 e 4.6 utilizaram um conjunto de dados disponi-



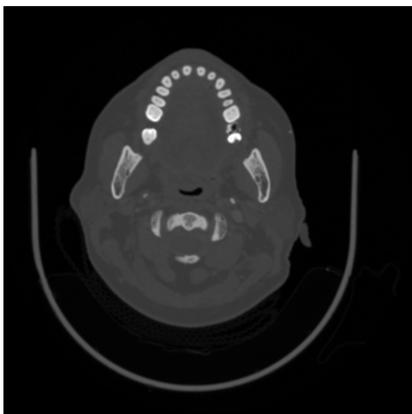
a)



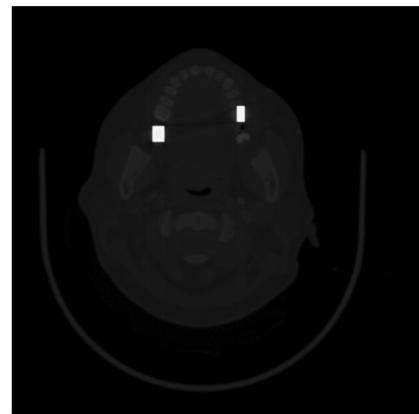
b)

Figura 4.6. Imagem de Tomografia com amálgama dentária inserida artificialmente. Na Figura a), tem-se a imagem de referência, enquanto na Figura b) tem-se a imagem após a inserção do artefato metálico utilizando raios X policromáticos.

bilizados no Github por [43]. Desta forma, utilizando a fonte de dados obtida conforme descrito na Seção 3.1, reproduzindo duas amálgamas dentárias de maneira semelhante às figuras 4.5 e 4.6, obtêve-se as imagens presente em 4.7.



a)

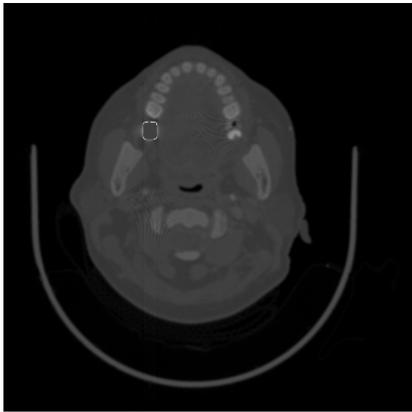


b)

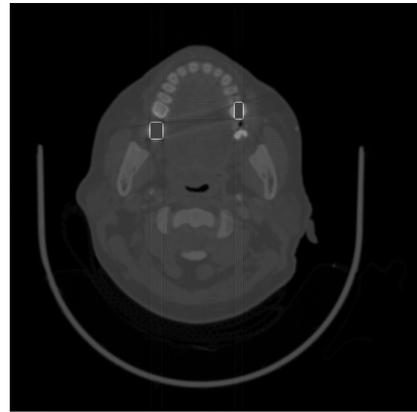
Figura 4.7. Imagem de Tomografia com artefato inserido artificialmente. Na Figura a), tem-se a imagem original após um pré-processamento, enquanto na Figura b) tem-se a mesma figura após a inserção do artefato metálico artificial.

O resultado obtido compreende os dois maiores problemas gerados pela presença de metais em imagens de tomografia computadorizada: a perda de resolução devido ao alto coeficiente de atenuação linear dos metais, quando comparado aos tecidos humanos; e os artefatos gerados durante o processo de aquisição da imagem. Entretanto, devido ao primeiro problema, o segundo aparenta-se ausente. Desta forma, de maneira lúdica,

subtraiu-se o apenas o metal das imagens cujo metal foi inserido, de forma a explicitar o impacto causado pelos artefatos gerados, o que pode ser visualizado em 4.8.



a)



b)

Figura 4.8. Imagem de Tomografia com artefato inserido artificialmente e com o metal removido. Na Figura a), tem-se o impacto do artefato metálico de um metal, enquanto na Figura b) tem-se o impacto da presença de dois metais na geração dos artefatos metálicos.

4.3 Algoritmo de redução de artefato metálico

A imagem principal utilizada para obter os resultados e métricas dos algoritmos de redução de artefatos metálicos, utilizou-se de uma imagem que possuísse um alto nível de contraste entre os tecidos orgânicos, com presença de tecidos moles e duros, em semelhança a imagem utilizada em [43]. Nela, inseriu-se três variações de metais, sendo elas:

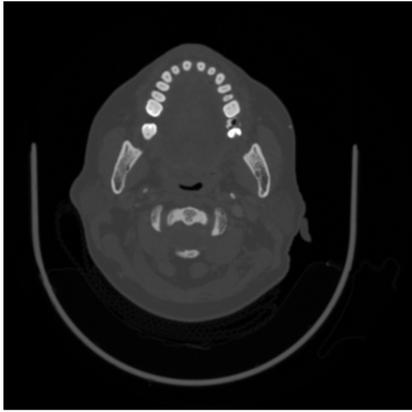
- Um metal, em posição correspondente a um implante dentário;
- Dois metais, ambos em posição correspondente a implantes dentários, em lados opostos da arcada dentária;
- Três metais, com dois metais em posições de implantes dentários, e o terceiro metal no centro da cabeça.

De maneira ilustrativa, as imagens demonstradas correspondem ao primeiro caso reportado, contendo apenas um artefato metálico. Na figura 4.9, é possível observar a imagem original à esquerda e a imagem com o metal e artefatos metálicos inseridos à direita, utilizando o algoritmo apresentado em 3.3. É notável que, comparando as imagens, há uma perda clara de contraste, visto o alto nível em unidades de Hounsfield (HU) de metais, quando comparado a tecidos orgânicos. Além disto, devido a esta perda de contraste, a presença dos artefatos metálicos não fica tão clara, visto que estes artefatos possuem valores em HU semelhantes aos tecidos moles.

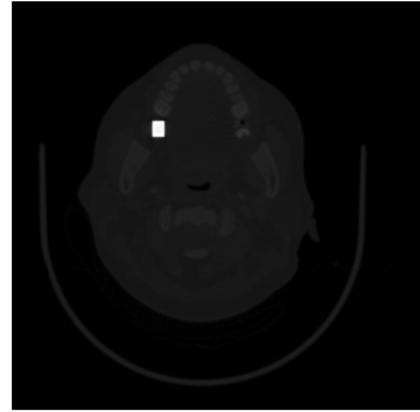
Como base de comparação, tanto quantitativa quanto qualitativa, dois algoritmos renomados foram utilizados: o LMAR [30] e o NMAR [36], que são realizados conforme explicado nas seções 3.4.1 e 3.4.2, respectivamente. Os resultados obtidos, utilizando a imagem gerada conforme demonstrado na figura 4.9, podem ser visualizados nas figuras em 4.10.

Qualitativamente, é possível observar uma melhoria na visualização da imagem após a redução do artefato metálico, principalmente na imagem resultante do algoritmo NMAR. No algoritmo LMAR, apesar de remover parcialmente os artefatos metálicos, ocorre a inserção de novos artefatos, provenientes da reconstrução, principalmente nas quinas do metal. Isto não ocorre no NMAR que, conseqüentemente, acaba possuindo uma redução mais significativa nos artefatos e, além disto, uma maior melhoria no contraste entre os tecidos moles, quando comparado ao LMAR. Essa melhoria já foi reportada previamente na literatura, em [36], o que era o resultado esperado neste cenário.

Quanto ao resultado obtido através do algoritmo proposto em [13], há uma certa

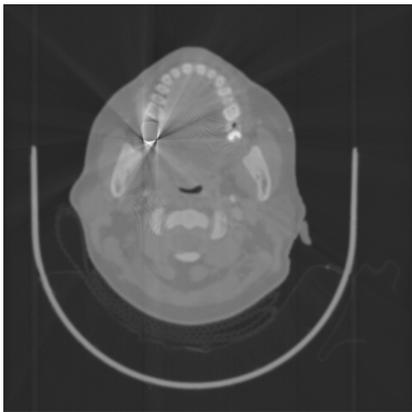


a)

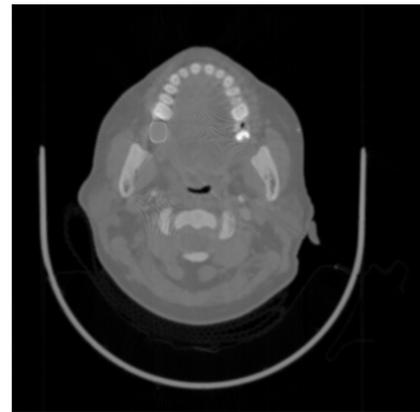


b)

Figura 4.9. Imagem de Tomografia com artefato inserido artificialmente. Na Figura a), tem-se a imagem original após um pré-processamento, enquanto na Figura b) tem-se a mesma figura após a inserção do artefato metálico artificial.



a)



b)

Figura 4.10. Imagem de Tomografia após a redução de artefato metálico. Na Figura a), tem-se redução utilizando o algoritmo LMAR [30], enquanto na Figura b) tem-se a mesma figura utilizando o algoritmo NMAR [36].

variação no resultado final graças ao tipo de interpolação utilizada, sendo a interpolação o maior influenciador na qualidade final da imagem reduzida. Isto acontece devido a capacidade da interpolação de inserir novos artefatos, durante o processo de reconstrução dos espaços vazios do metal no sinograma, o que deve ser evitado ao máximo, para evitar contaminar a imagem final.

Como pode ser observado na figura 4.11, na esquerda, a imagem passada apenas no

algoritmo de redução, sem a interpolação, é apresentada. O objetivo disto é demonstrar a eficiência especificamente do algoritmo, sem a influência das interpolações, além de servir como outra base de comparação, tanto qualitativa quanto quantitativa. Desta forma, espera-se que as imagens reduzidas e interpoladas possuam melhorias quando comparadas a imagem que foi unicamente reduzida.

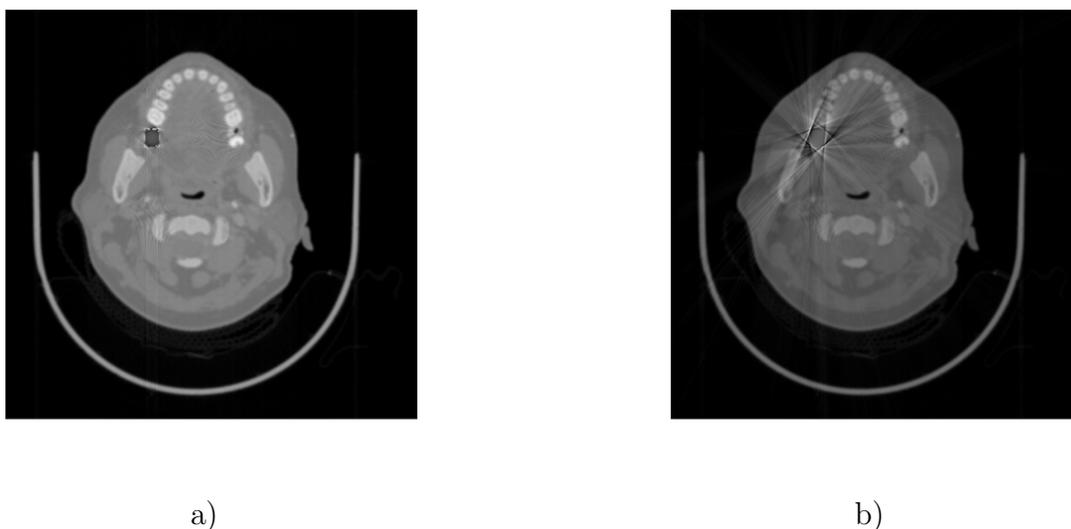


Figura 4.11. Imagem de Tomografia após a redução de artefato metálico utilizando o algoritmo proposto em [13]. Na Figura a), tem-se a redução sem uso de interpolação, como imagem controle; enquanto na Figura b) tem-se a redução com a interpolação de Whittaker-Shannon.

A imagem interpolada utilizando Whittaker-Shannon gera os mesmos artefatos de reconstrução observados no LMAR. Observando as projeções e os valores obtidos pela interpolação, uma explicação plausível para este problema foi encontrada. A interpolação de Whittaker-Shannon realiza uma amostragem para cada projeção, sendo seu limitador o tamanho do metal (no caso de conter apenas um), que não deve ser considerado uma amostra válida para a realização da interpolação. Isto significa que o menor distanciamento (ou intervalo) possível entre amostras corresponde ao tamanho do metal, o que garante que o metal nunca será amostrado como informação válida, contanto que ambos valores imediatamente anteriores/posteriores às bordas do metal sejam utilizados como amostras.

A problemática gerada por isto é que, no caso de uma variação muito grande de valores em um intervalo menor do que a amostragem obtida, existe um deslocamento do valor interpolado em direção ao lado melhor amostrado, o que acaba gerando um desnível do metal quando comparado à sua vizinhança, tanto positiva quanto negativamente, conforme pode ser observado na Figura 4.13. Por consequência, o resultado final da imagem demonstra estes desníveis como artefatos de reconstrução, ou com valores positivos (mais

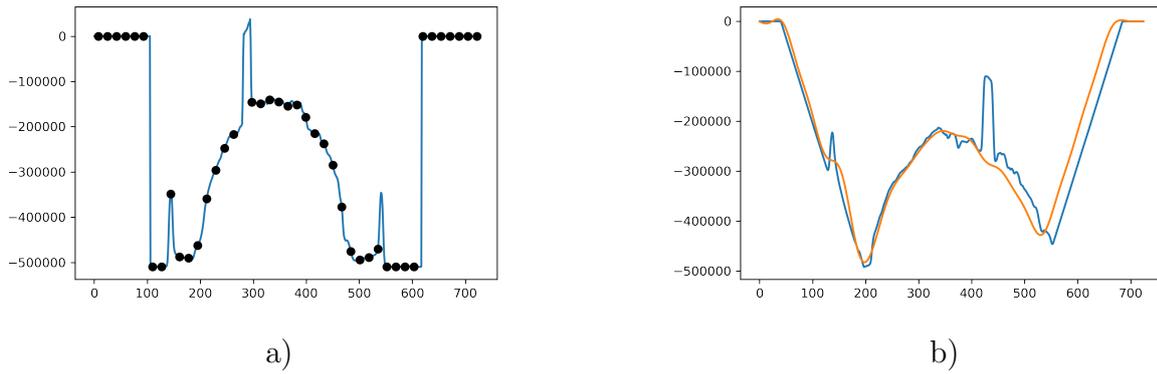


Figura 4.12. Projeções da imagem reduzida com a interpolação de Whittaker-Shannon. Na Figura a), tem-se a projeção da imagem contendo o artefato metálico e sua amostragem; enquanto na Figura b) tem-se a a projeção contendo o artefato metálico (em azul) e a projeção obtida pela interpolação (em laranja).

esbranquiçados) ou negativos (mais escuros), o que é claramente apresentado na imagem a esquerda na Figura 4.11.

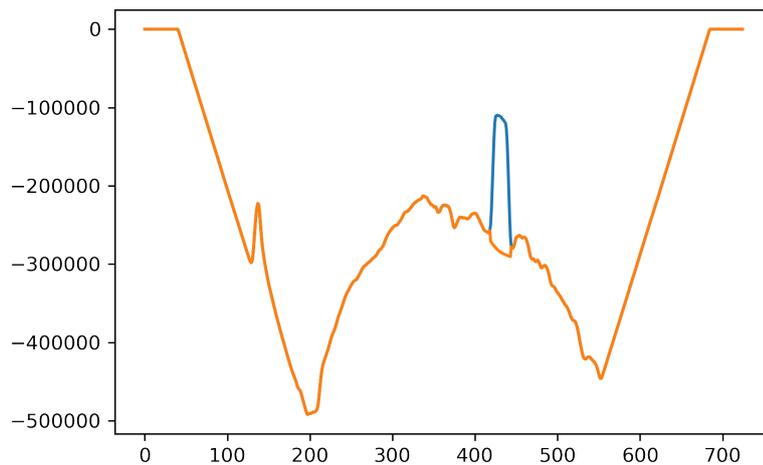


Figura 4.13. Projeções da imagem contendo o artefato metálico (em azul) e da imagem reconstruída (em laranja). Importante notar o desnível gerado na projeção reconstruída, o que gera o artefato de reconstrução

Prosseguindo, tem-se apresentadas na Figura 4.14 as imagens interpoladas utilizando a interpolação linear unidimensional e bidimensional, respectivamente. Qualitativamente, há uma melhora significativa de ambas imagens, quando comparados a imagem com metal, sendo a interpolação bidimensional ligeiramente superior à unidimensional. Entretanto, ambas reconstruções apresentam os resultados esperados, que são a redução dos artefatos metálicos e a melhoria do contraste, sem uma alta presença de artefatos de reconstrução. Sendo assim, qualitativamente dizendo, ambas imagens apresentam resultados melhores que o cenário sem interpolação, com interpolação de Whittaker-Shannon

e utilizando o LMAR, rivalizando com o resultado obtido do algoritmo NMAR.

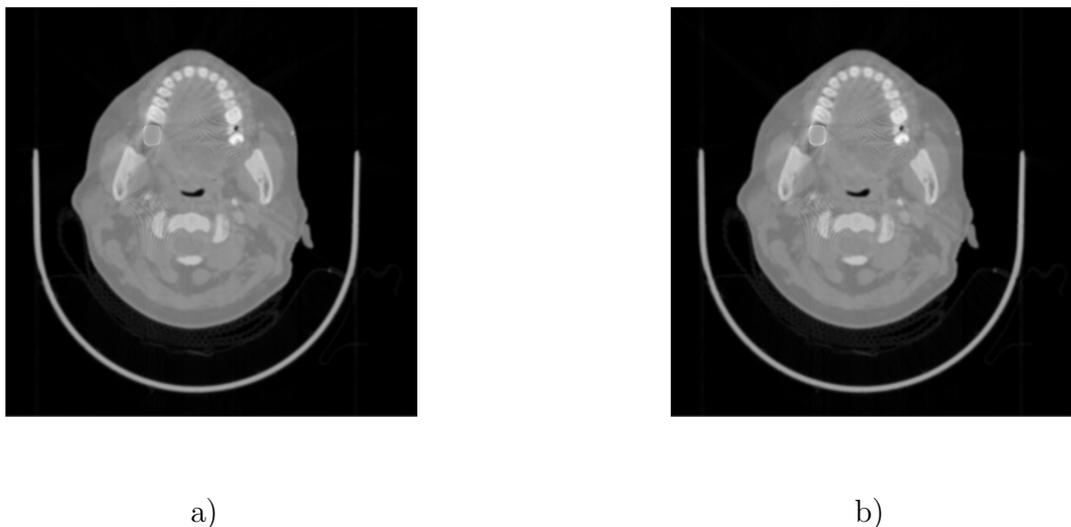
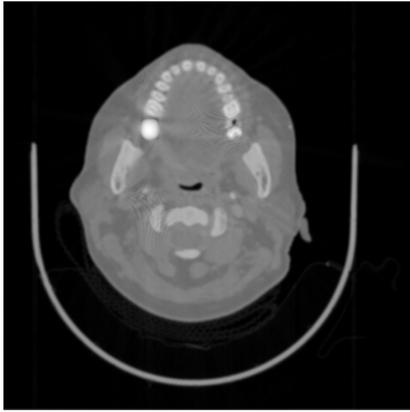


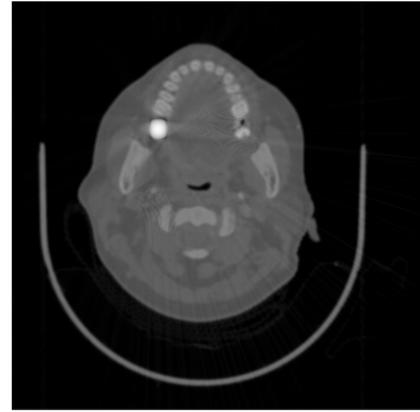
Figura 4.14. Imagem de Tomografia após a redução de artefato metálico utilizando o algoritmo proposto em [13]. Na Figura a), tem-se a redução a interpolação linear unidimensional, enquanto na Figura b) tem-se a mesma figura utilizando a interpolação linear bidimensional.

Já na Figura 4.15, tem-se as imagens utilizando as interpolações por spline unidimensional e bidimensional, respectivamente. Neste cenário, quando comparado ao caso linear, há uma maior presença de artefatos de reconstrução, principalmente no caso bidimensional. Entretanto, justamente nesse caso, há um maior contraste entre os tecidos moles e duros, contraste este que se assemelha mais à imagem original, enquanto os casos lineares apresentam um resultado com uma menor diferenciação dos tecidos moles. Desta forma, é possível observar uma troca entre os artefatos de reconstrução e o contraste dos tecidos moles, neste cenário em específico.

Partindo para o ponto de vista quantitativo, é possível observar que para todas as métricas, no caso de imagens contendo um metal, há uma melhoria de qualidade, quando comparado ao resultado da imagem contendo o artefato, em relação aos resultados da redução. Para o erro quadrático médio, temos um resultado melhor para as reduções utilizando spline, seguindo pelos casos lineares. Em ambos cenários a implementação bidimensional se demonstrou ligeiramente superior à unidimensional, com exceção do cenário com três metais para a Spline. O algoritmo NMAR apresenta-se como melhor que o caso linear e pior que aquele por spline, enquanto o LMAR assemelha-se ao caso da redução sem a utilização de interpolação. Por fim, a utilização de Whittaker-Shannon mostra-se extremamente superior ao objeto contendo o metal, mas pior que todos os outros cenários.



a)



b)

Figura 4.15. Imagem de Tomografia após a redução de artefato metálico utilizando o algoritmo proposto em [13]. Na Figura a), tem-se a redução utilizando a interpolação por spline unidimensional, enquanto na Figura b) tem-se a mesma figura utilizando a interpolação por spline bidimensional.

Tabela 4.1. Erro quadrático médio para um, dois e três metais

	Um Metal	Dois Metais	Três Metais
Imagem com Artefato Metálico	81736	120852	242417
Algoritmo LMAR	33310	37400	40151
Algoritmo NMAR	30968	31378	32256
Sem interpolação	33785	35935	36906
Interpolação de Shannon	36500	46110	58706
Interpolação Linear 1D	32665	33826	34874
Interpolação Linear 2D	32457	33212	34082
Interpolação por Spline 1D	29288	28808	31057
Interpolação por Spline 2D	28678	27711	32102

Observa-se um MSE médio de 32228 ± 22650 em relação ao caso com um metal, de 34267 ± 6015 com a imagem contendo dois metais e de 37954 ± 9469 no caso contendo três metais. O que corresponde a uma redução média de cerca de 60,6%, 71,6% e 84,3% do MSE, respectivamente, das imagens tratadas utilizando o algoritmo proposto, em comparação à imagem sem tratamento. Diante disso fica clara a melhoria, com a redução no erro quadrático médio em todos os cenários, além de uma redução média percentual praticamente linear com o aumento do número de objetos metálicos.

Já na relação sinal-ruído, obtem-se um resultado semelhante com o erro quadrático médio. Em geral, a interpolação por spline 2D apresenta as melhores métricas, seguida pelo seu caso unidimensional. O algoritmo NMAR posiciona-se, novamente, a frente da interpolação linear, sendo inferior à Spline. Diferentemente da métrica anterior, neste

caso, o algoritmo LMAR apresenta-se como melhor que o caso sem interpolação, porém pior que a interpolação linear. Por fim, a interpolação de Whittaker-Shannon, como anteriormente, é melhor apenas quando comparado ao objeto sem a redução.

Para o SNR, observa-se a um valor médio de $13,5 \pm 0,3dB$ em relação ao caso com um metal, de $13,3 \pm 0,6dB$ com a imagem contendo dois metais e de $12,9 \pm 0,9dB$ no caso contendo três metais. Isto corresponde a um aumento médio de 42,5%, 70,3% e 169,1%, respectivamente. Novamente, é possível observar uma melhoria relevante na métrica, comparando o algoritmo proposto em relação a imagem com metal, sendo esta melhoria potencializada com o aumento de número de objetos metálicos presente.

No caso da relação sinal ruído de pico, tem-se, novamente, uma alta similaridade do comportamento do resultado desta métrica com as duas outras anteriormente citadas. Neste caso em específico, a relação de melhoria da métrica respeita a mesma ordem apresentada na SNR, o que é o resultado esperado. É importante observar que o valor de PSNR para o caso sem a redução de artefatos metálicos fica negativa, o que significa que a raiz quadrada do MSE entre a imagem com artefato e a imagem original é menor que o valor de resolução máxima da imagem, que é de 255 (8 bits), de forma que o logaritmo deste valor resultante da divisão, menor que um, é um termo negativo. Isso indica que o erro entre o sinal com o metal e o original é muito alto para a determinada resolução, o que explica a diferença de contraste apresentada na imagem com o metal. O fato das imagens reduzidas possuir um PSNR positivo é um claro indicativo de que houve uma melhoria na qualidade das imagens resultantes, em comparação com a imagem com artefatos.

Analisando os dados apresentados de PSNR, é possível notar que o valor médio no primeiro caso é de $3,1 \pm 0,3 dB$, de $2,8 \pm 0,6 dB$ no segundo caso e de $2,5 \pm 0,8 dB$ no terceiro. Assim, temos um aumento médio de $4,0 \pm 0,3 dB$, $5,5 \pm 0,6 dB$ e $8,2 \pm 0,8 dB$, respectivamente. Novamente, é visto que nas imagens com mais metais, há uma melhoria

Tabela 4.2. Relação Sinal-Ruído para um, dois e três metais

	1 Metal (dB)	2 Metais (dB)	3 Metais (dB)
Img com Artefato Metálico	9,5	7,8	4,8
Algoritmo LMAR	13,7	12,9	12,6
Algoritmo NMAR	13,4	13,6	13,5
Sem interpolação	13,3	13,0	12,9
Interpolação de Shannon	13,0	12,0	10,9
Interpolação Linear 1D	13,5	13,3	13,2
Interpolação Linear 2D	13,5	13,4	13,3
Interpolação por Spline 1D	13,9	14,0	13,7
Interpolação por Spline 2D	14,0	14,2	13,5

Tabela 4.3. Relação Sinal-Ruído de pico para um, dois e três metais

	1 Metal (dB)	2 Metais (dB)	3 Metais (dB)
Img com Artefato Metálico	-0,9	-2,7	-5,7
Algoritmo LMAR	2,9	2,4	2,1
Algoritmo NMAR	3,2	3,1	3,0
Sem interpolação	2,8	2,5	2,4
Interpolação de Shannon	2,5	1,5	0,4
Interpolação Linear 1D	3,0	2,8	2,7
Interpolação Linear 2D	3,0	2,9	2,8
Interpolação por Spline 1D	3,5	3,5	3,2
Interpolação por Spline 2D	3,6	3,7	3,0

mais significativa na métrica.

Por fim, para a utilização do índice de similaridade estrutural, os valores do expoentes foram ajustados, tal que $\alpha = 15$, $\beta = 0,1$ e $\gamma = 1$, sendo estes os expoentes para os quais os valores encontrados foram os mais consistentes, quando comparados a outras métricas e à análise qualitativa. Mesmo assim, a diferença entre os métodos de redução é muito baixa, além de que, no caso da imagem com três metais, o SSIM comparativo da imagem com metal com a original é melhor do que o SSIM obtido dos algoritmos de redução.

Quando observando apenas os valores de SSIM das imagens reduzidas, no geral, temos que a interpolação linear é a que apresenta melhor resultado, com o NMAR em seguida. O algoritmo LMAR apresenta o terceiro melhor resultado, seguido pela interpolação por spline e encerrando com a interpolação de Whittaker-Shannon causando uma piora quando relacionado à redução sem interpolação.

Este resultado não condiz com o que foi obtido, quando comparado com as outras métricas. Com os valores padrão dos expoentes, sendo eles todos iguais a um, esta discrepância entre o SSIM da imagem com metal e da reduzida se torna ainda maior, sendo que o SSIM indica que há uma maior similaridade estrutural entre a imagem com

Tabela 4.4. Índice de similaridade estrutural para um, dois e três metais

	Um Metal	Dois Metais	Três Metais
Img com Artefato Metálico	0,751	0,756	0,773
Algoritmo LMAR	0,762	0,757	0,737
Algoritmo NMAR	0,765	0,769	0,767
Sem interpolação	0,752	0,753	0,756
Interpolação de Shannon	0,757	0,736	0,703
Interpolação Linear 1D	0,766	0,772	0,764
Interpolação Linear 2D	0,767	0,772	0,764
Interpolação por Spline 1D	0,761	0,742	0,726
Interpolação por Spline 2D	0,758	0,744	0,724

o metal introduzido do que da imagem reduzida. Uma justificativa possível é que, durante o processo de redução de artefatos metálicos, há a inserção não intencional de artefatos que afetam tanto as partes já alteradas pelos metais quanto áreas não afetadas anteriormente, o que reduz a similaridade das estruturas originais e reduzidas.

4.4 Interface gráfica

Conforme proposto durante o desenvolvimento deste trabalho, foi desenvolvida uma interface que possibilita ao usuário a implementação e o desenvolvimento de diferentes algoritmos de redução de artefatos, simulação de artefatos e interpolação da região alterada.

Vale ressaltar que a interface se trata de uma primeira versão que tem muito a ser otimizado, mas que ainda hoje possibilita a pesquisadores e operadores de equipamentos médicos o uso de ferramentas muitas vezes restritas a empresas privadas ou mesmo à parcela habilitada para atuar utilizando programação. A eliminação da programação direta facilita o acesso a tais ferramentas, além de reduzir o tempo despendido em seu uso, auxiliando na implementação e utilização destas soluções. Na versão atual dessa interface, já seria possível auxiliar essa parte dos usuários no desenvolvimento de novas pesquisas e métodos, ou apenas na aplicação de métodos já conhecidos em imagens distintas.

4.4.1 Funcionalidades implementadas

As principais funcionalidades que a interface desenvolvida possibilita realizar, sem a necessidade de qualquer interação com códigos e linguagens de programação são:

- Importar imagens do tipo DICOM (.dcm), PNG, JPEG e NumpyArray (.npy) (utilizado pela biblioteca padrão da linguagem python, *numpy*);
- Visualizar a imagem ao decorrer do processo, possibilitando a análise dos processos;
- Adicionar artefatos simulados do tamanho e na posição desejada à imagens do tipo DICOM;
- Gerar o sinograma da imagem com valores variáveis de ângulos antes ou após qualquer uma das etapas do processo;
- Realizar a reconstrução da imagem utilizando qualquer um dos filtros e das técnicas de interpolação disponibilizadas pela biblioteca;
- Definir um limiar (*threshold*) para remoção de artefatos ou partes indesejadas da imagem, estando eles acima ou abaixo do valor escolhido (o usuário terá a opção de escolher o modo desejado);

- Realizar a interpolação na região alterada, utilizando diversas bibliotecas reconhecidas na linguagem, seja ela definida por *threshold* ou mesmo pela adição dos artefatos;
- Exportar a imagem gerada após qualquer uma das etapas, com nome e formato definidos pelo usuário;
- Exportar histórico de todas as operações realizadas desde o início do programa para um arquivo texto (.txt);
- Gerar um arquivo MAT (.mat) com a imagem original, imagem gerada, informações do arquivo dicom, máscara do metal e o histórico de operações;
- Exportar o histórico de informações utilizando um arquivo de texto;
- Limpar histórico de operações;
- Identificar e remover o metal em qualquer um dos domínios e realizar a interpolação da região equivalente no outro (domínio da imagem ou do sinograma)

Existem várias funcionalidades a serem posteriormente implementadas e adicionadas ao código em trabalhos futuros. Essas melhorias serão melhor discutidas no tópico de 4.4.10.

4.4.2 Visualização inicial da ferramenta

Assim que inicializado, o programa dará ao usuário a possibilidade de importar a imagem diretamente do computador que estará usando. É possível ainda navegar pelas demais abas da interface tanto utilizando os botões (*Next* e *Previous*), quanto clicando no nome da aba que deseja-se visitar (na parte superior). Entretanto, enquanto a imagem não for escolhida, o usuário não conseguirá utilizar nenhuma outra funcionalidade, visto que todas elas dependem da imagem para serem realizadas.

4.4.3 Importando imagens

Para iniciar o processo de tratamento e processamento, a primeira etapa a ser realizada é a escolha da imagem na qual esse processamento será aplicado. Para isso, é necessário apenas clicar no botão *Load Image* e escolher o arquivo que será carregado para dentro do programa. Assim que escolhida a imagem, o usuário poderá visualizá-la no canto inferior esquerdo da interface (Figura 4.17).

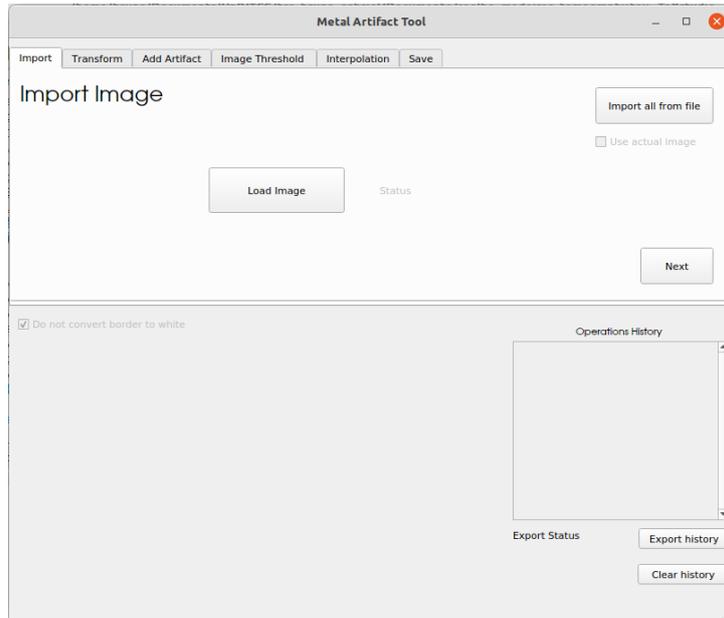


Figura 4.16. Tela visualizada pelo usuário assim que o programa é iniciado.

Ao realizar essa operação, será adicionado ao histórico um texto indicando que uma imagem foi importada, junto ao nome do arquivo.

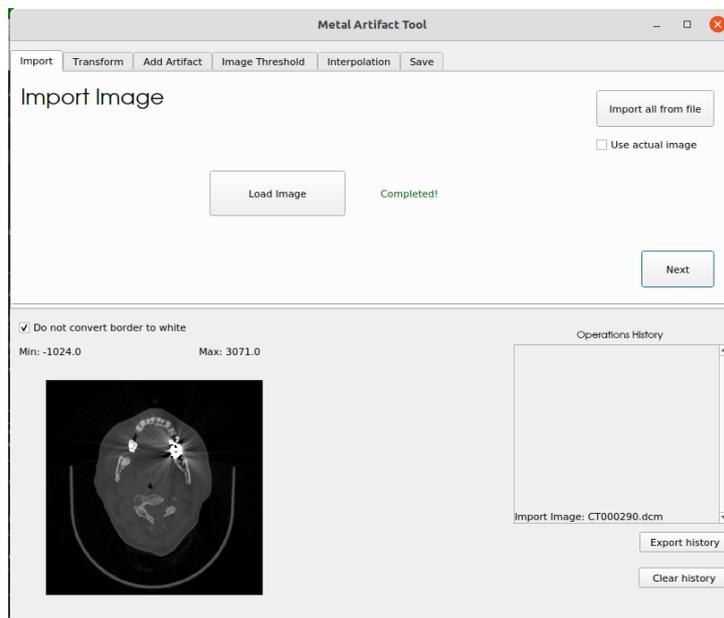


Figura 4.17. Aba "Import" após adicionar uma imagem à interface.

O usuário também pode optar por importar um arquivo de uma execução anterior (.mat), utilizando a imagem salva no próprio arquivo (mesma utilizada anteriormente) ou a imagem atualmente carregada na interface, marcando a caixa de seleção abaixo do botão. Fazendo isso, todas as operações anteriormente realizadas serão repetidas na imagem escolhidas, possibilitando a replicação em outras imagens ou mesmo a continuação no processo de onde parou.

4.4.4 Radon e Iradon

Após a escolha da imagem, as funcionalidades realizadas nas demais abas da interface ficam disponíveis para serem utilizadas. A primeira delas (logo após a aba onde o arquivo é importado) é a *Transform*, onde pode-se utilizar as transformadas direta (*Radon Transform*) ou inversa de Radon (*Inverse Radon Transform*) na imagem. Considerando que a imagem importada sempre estará em seu domínio original, de início só é permitido ao usuário, neste momento, aplicar a transformada direta.

A transformada pode ser realizado utilizando uma quantidade de ângulos que varia de 1 a 10000, definida na barra de rolagem presente aproximadamente no centro da interface (Figura 4.18). Assim que concluída, essa ação também será adicionada ao histórico, indicando que a transformada direta foi realizada e o número de ângulos utilizados.

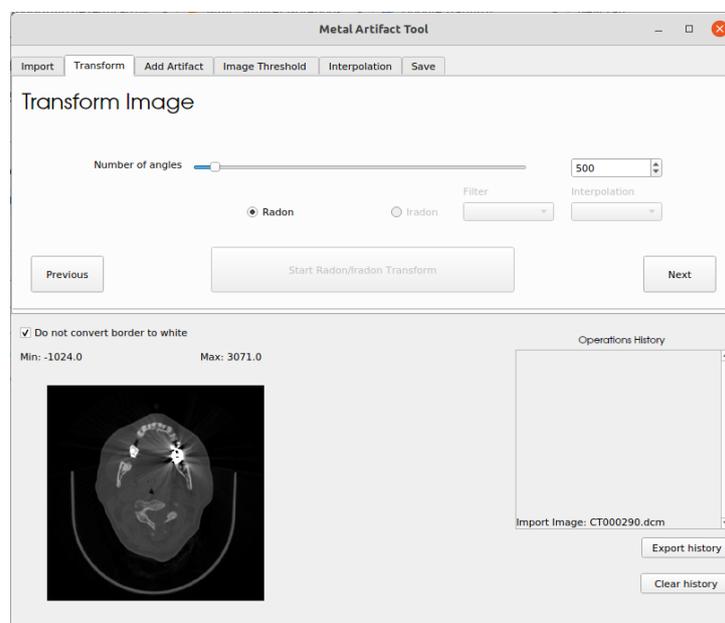


Figura 4.18. Aba *Transform* antes de realizar a transformada da imagem.

Quando a imagem estiver no domínio do sinograma, a interface liberará ao usuário a opção de voltar novamente para o domínio da imagem (Figura 4.19). Para isso, podem ser definidos tanto o tipo de interpolação (knn, linear ou cúbica) quanto o filtro (rampa, Shepp-Logan, cosseno, Hamming ou Hann) utilizados no processo. O usuário também pode optar por não utilizar nenhum filtro. Caso o filtro e/ou a interpolação não sejam escolhidos, deixando os campos em branco, serão utilizados os valores padrão da biblioteca, que se resumem à opção "linear", no caso da interpolação, e ao filtro rampa (visualizado como "ramp", dentro das opções disponíveis).

Dado que o número de ângulos deve ser igual ao utilizado na transformada direta, nessa etapa a barra de rolagem e o campo de texto que definem o número de ângulos

estaram bloqueados, evitando erros durante o processo.

Assim que o botão for clicado e a transformada for finalizada, a operação será adicionada ao histórico indicando o número de ângulos, a interpolação e o filtro utilizado.

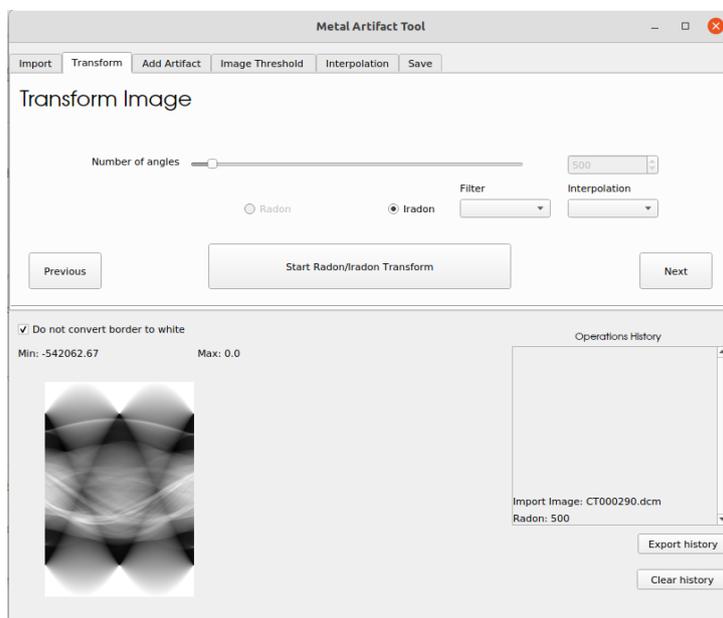


Figura 4.19. Aba *Transform* após realizar a transformada da imagem.

4.4.5 Adicionando artefatos

A adição de artefatos utilizada no desenvolvimento dessa ferramenta foi realizada utilizando o algoritmo descrito na Seção 3.3. Para isso, foi desenvolvida uma biblioteca contendo todas as etapas do processo de adição e, por isso, existem algumas limitações em sua implementação.

Uma das características do código implementado é que ele utiliza dados vindo do arquivo DICOM. O primeiro dado é a coeficiente de atenuação linear dos materiais contidos na imagem, principalmente da água, neste caso, sendo utilizado como padrão para mapear os demais componentes da imagem e definir o valor adequado a ser atribuído ao metal que será simulado. O segundo valor é o espaçamento dos pixels, que descreve a quantidade de pixels por unidade de espaço que o equipamento foi capaz ou configurado para gerar.

Com isso, a possibilidade de simulação e adição de artefatos metálicos só é garantida na interface desenvolvida caso a imagem escolhida seja do formato DICOM. Caso contrário, nessa aba estarão disponíveis para uso apenas os botões para ir para a próxima aba/etapa ou voltar à anterior.

O tamanho e posição poderão ser escolhidos pelo usuário por meio dos 4 campos na lateral esquerda da interface. Os números ali inicialmente presentes são os valores padrão, usados durante grande parte dos testes da biblioteca e também podem ser utilizados diretamente, caso desejado.

Outra característica dessa funcionalidade é que, até o momento, são adicionados apenas artefatos retangulares. O artefato será adicionado à imagem original, obtida do arquivo dicom. Após o metal retangular ser adicionado à imagem, verifica-se se o usuário estava no domínio da imagem ou do sinograma. Caso seja no do sinograma, a nova imagem com o metal e o artefato inclusos serão convertidos para este mesmo domínio. Caso contrário, a imagem não precisará passar por essa etapa adicional (Figura 4.21). Por fim, limita-se o valor do metal a, no máximo, 10 níveis de intensidade acima do valor máximo da imagem original. Ou seja, caso a imagem original tenha uma intensidade máxima de 3000, o valor do metal e do artefato não ultrapassará 3010, o que permite visualizar melhor o efeito do algoritmo sem muita interferência da intensidade e escala da imagem.

Se realizada, essa etapa será adicionada ao histórico informando os limites do artefato adicionado (ponto x inicial e final, ponto y inicial e final).

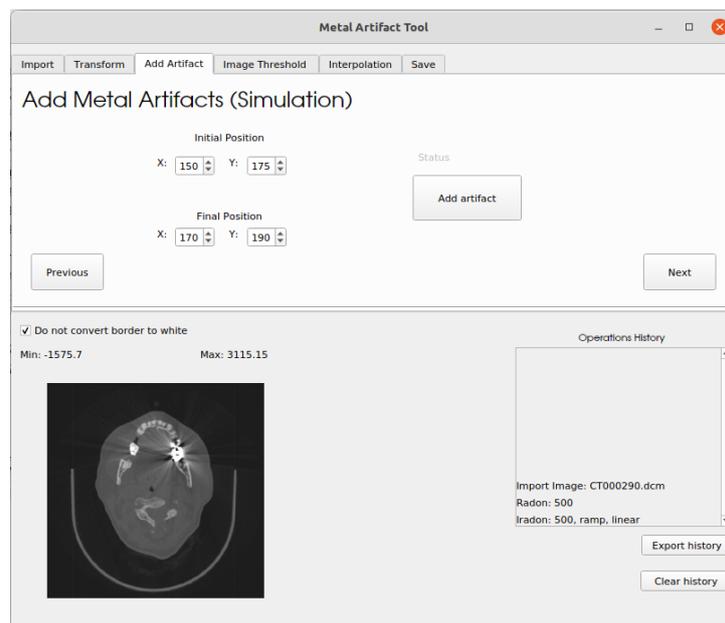


Figura 4.20. Aparência da interface na aba *Add Artifact* utilizando uma imagem do tipo dicom.

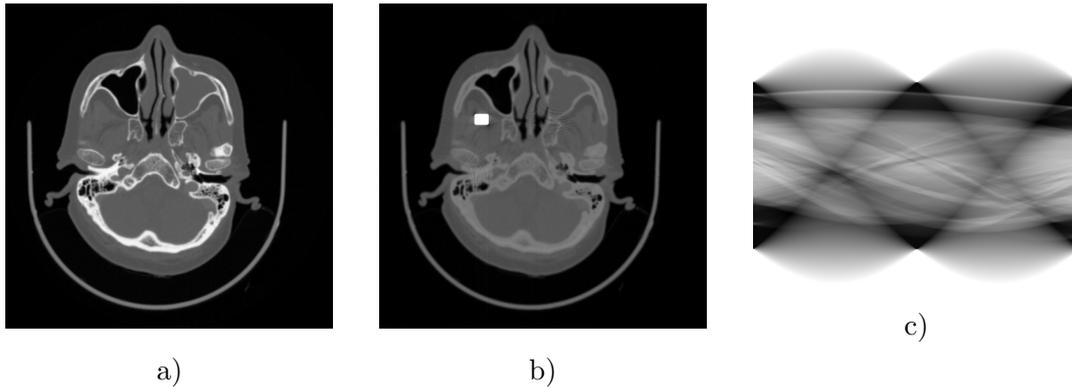


Figura 4.21. Imagem extraída de um arquivo do tipo dicom durante o processo de adição de artefatos metálicos. a) Imagem Original, antes de realizar a adição. b) Imagem após adicionar o artefato, em seu domínio original. c) Sinograma da imagem, que é visualizado caso o usuário já esteja nesse domínio.

4.4.6 Definindo um threshold

Uma das etapas mais importantes da interface, ainda que também uma das mais simples, é a etapa de *threshold* (geralmente traduzido como limiar ou limite). Esse valor definirá o que deverá ser considerado imagem e o que deverá ser considerado metal e, por isso, o usuário terá a liberdade de escolher um limiar superior ou inferior, dependendo do uso, e ainda voltar uma operação, caso seja necessário desfazer a última alteração.

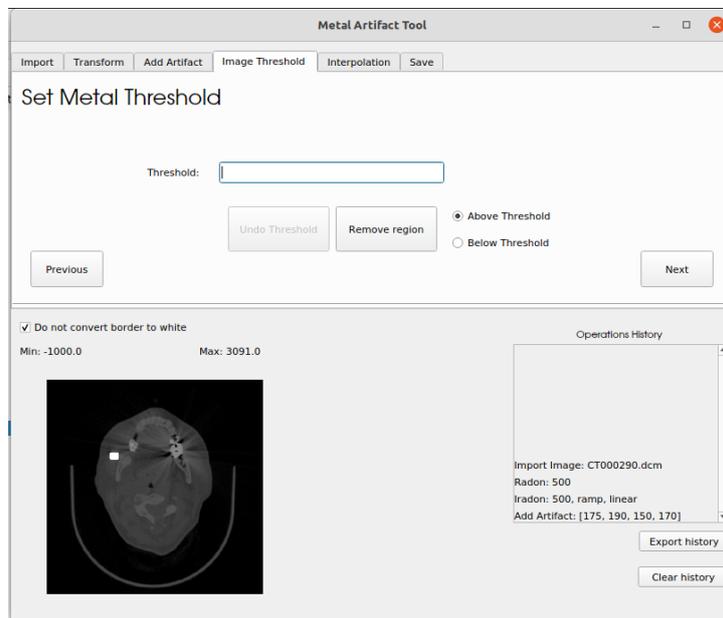


Figura 4.22. Aba *Threshold* da interface desenvolvida, com imagem já importada.

Para facilitar a escolha, acima da imagem sempre estarão sendo exibidos os valores máximo e mínimo da imagem.

Com o decorrer do trabalho foi observada a necessidade de realizar operações capazes

de serem reaproveitadas tanto no domínio da imagem quanto do sinograma. Por isso, caso o limiar seja definido e, posteriormente, a imagem seja transformada para o outro domínio, o metal também será convertido, possibilitando assim a realização de parte do processo em um domínio e parte em outro.

4.4.7 Realizando a interpolação da região alterada

Para a interpolação da imagem, é necessário que a ferramenta tenha acesso a 3 dados principais: A imagem que terá os pixels alterados durante o processo, o tipo de interpolação a ser utilizado e a região onde a interpolação deve ser feita. Essa região deve ser previamente definida na etapa de adição de artefatos (Seção 4.4.5) onde já se tem acesso à posição do metal, visto que foi gerado pela própria ferramenta, ou por meio da etapa de *threshold* (Seção 4.4.6).

No segundo caso, caso o usuário tem definido um *threshold* mais de uma vez, a região utilizada será o conjunto das regiões removidas em ambos os processos.

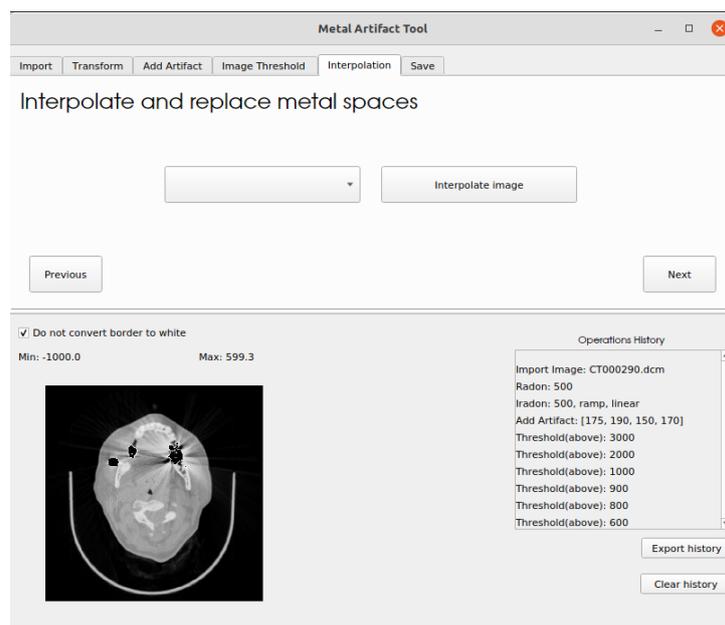


Figura 4.23. Aba *Interpolation* da interface desenvolvida, com artefato simulado já adicionado à imagem.

4.4.8 Salvando imagem e exportando dados

Dentro da interface, podem ser realizados 3 processos de exportação ou salvamento do que fora realizado.

O primeiro modo é o salvamento da imagem gerada, que pode ser realizado após qualquer uma das etapas, incluindo o processo de importação da imagem, caso o usuário deseje apenas testar modificações no processo ou mesmo alterar o formato ao salvar, visto que ao fazê-lo, o usuário deve definir também seu formato (Figura 4.25). De acordo com a documentação das bibliotecas utilizadas, os formatos aceitos são: [23][40]

- JPEG (.jpg, .jpeg ou .jpe);
- PNG (.png);
- NumPy (.npy);
- TIFF (.tiff ou .tif);
- Windows bitmaps (.bmp ou .dib);
- JPEG 2000 (.jp2);
- WebP (.webp);
- *Portable image format* (.pbm, .pgm, .ppm .pxm ou .pnm);
- PFM (.pfm);
- *Sun rasters* (.sr ou .ras);
- OpenEXR (.exr);
- *Radiance HDR* (.hdr ou .pic);

Caso a imagem seja do tipo NumPy, exclusivamente, utiliza-se a biblioteca de mesmo nome para exportar os arquivos. Nos demais casos, utiliza-se a função da biblioteca OpenCV para realizar o trabalho [40].

Durante todo o uso do software, o usuário estará trabalhando com os valores originais da imagem importada, com excesso de imagens do tipo dicom, que são convertidas para a unidade de Hounsfield, utilizando os valores em *float* para ser corretamente apresentada. Entretanto, dependendo da forma com que a imagem é exportada, a mesma será convertida para o formato *uint8* (*unsigned int 8*) antes do salvamento. Isso porque alguns formatos, tais como PNG e JPEG, limitam seus valores a essa escala, o que poderia gerar erros da representação de valores fora disso.

Se a imagem for salva utilizando o formato numpy Array ou for exportada no arquivo .mat anteriormente mencionado, seus valores serão armazenados conforme os valores originais. Porém, em todos os outros formatos, a imagem é salva utilizando o padrão acima mencionado.

Imagens do tipo dicom também são exportadas nos formatos descritos acima, o que faz com que as demais informações contidas no arquivo original não estejam presentes no arquivo gerado.

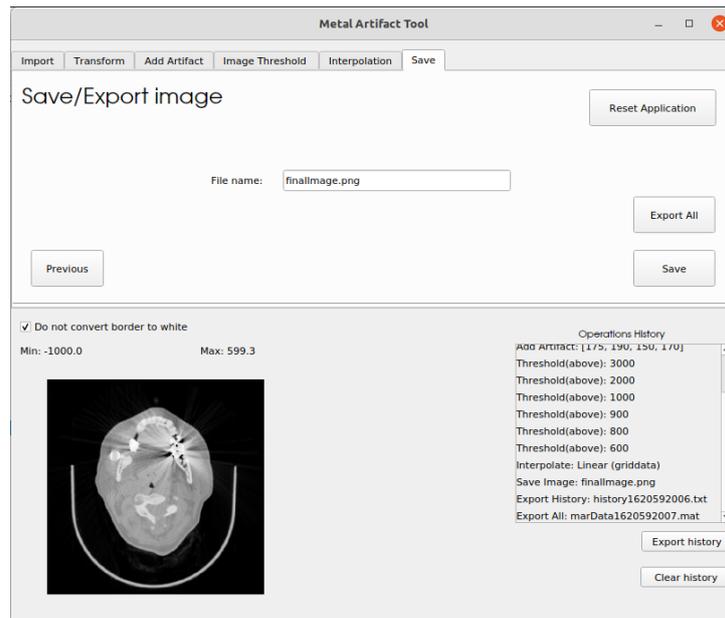


Figura 4.24. Aba *Save* da interface, no caso de uma imagem previamente importada e o metal identificado.

O usuário também pode exportar o histórico de operações, tornando seu algoritmo reproduzível e facilitando a análise posterior dos resultados obtidos. Para isso, basta clicar no botão abaixo do histórico de operações (canto inferior direito). Essa ação pode ser realizada em qualquer uma das abas (o botão está sempre disponível, exatamente no mesmo local).

O nome do arquivo gerado é definido automaticamente, reduzindo o espaço ocupado dentro da interface e tornando o processo bem mais rápido. O histórico é salvo em um arquivo de texto (extensão .txt), na pasta raiz do código, composto pela palavra "history" mais o *timestamp* (em milissegundos) do momento em que o arquivo foi gerado, evitando que o arquivo seja indevidamente sobrescrito.

A terceira forma de exportar os dados da interface é utilizando o botão *Export All*, presente acima do botão usado para salvar a imagem, na aba *Save*. Utilizando esse método, serão exportados o histórico, a imagem original e a imagem resultante (em base64) em um só arquivo. O arquivo gerado será um JSON, que possui um padrão

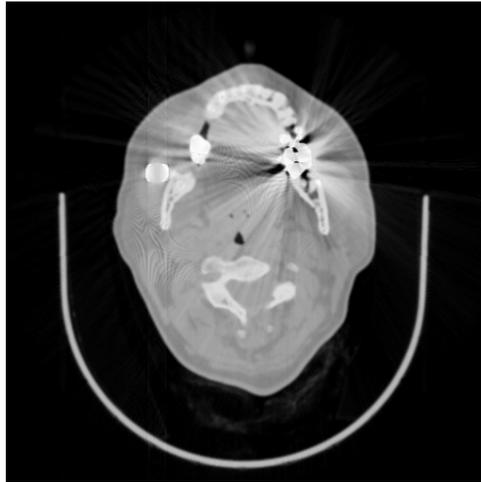


Figura 4.25. Imagem resultante exportada em formato PNG.

chave-valor, com uma chave que identificará cada um dos 3 dados armazenados. Esse formato possibilitará a implementação de uma nova etapa, onde é possível, apenas com esse arquivo, a reprodução de todo o processo realizado dentro da ferramenta.

4.4.9 Pontos de destaque e informações adicionais

Uma das principais características e vantagens da ferramenta gerada é a capacidade de realizar, dinamicamente, diversas operações presentes em grande parte dos algoritmos de redução de artefatos metálicos, possibilitando a geração e o teste de novos e mais complexos algoritmos com um esforço, tempo e conhecimento de linguagens de programação consideravelmente menores.

Utilizando o histórico para desenvolver um *script* a ser aplicado em diversas outras imagens, possibilitaria ainda um universo de dados experimentais e bases de dados muito mais completas e confiáveis, visto que não dependeria de absolutamente nenhuma alteração em linhas de código.

Ao analisar uma imagem gerada em um tomógrafo é possível notar que, pela característica e forma de operação da tecnologia, gerando uma imagem de formato circular, existe uma "borda"preta ao redor da imagem, que é a região que não contém dados do processo ou do exame, presentes apenas para deixar a imagem em um formato retangular.

Com isso, para melhorar a visualização das imagens dentro da ferramenta, foram realizadas duas operações. Primeiro, foi desenvolvida uma função para converter essas bordas para o maior nível de cinza encontrado na imagem. Essa operação faz com que, ao convertê-la para uma resolução de 8 bits, seu conteúdo possa abranger toda a escala, desde

o 0 ao 255, gerando assim uma representação com muito mais detalhes e menor perda de informações durante a conversão e representação (Figura 4.26). Para não gerar nenhum tipo de interferência nas demais operações ou nos resultados desejados, esse processo só é realizado durante a exibição da imagem, sem modificar efetivamente a imagem de entrada, utilizada em todas as etapas do processo.

Como em alguns casos, especificamente quando as imagens já são versões em formatos diferentes do formato dicom, essa operação pode afetar as demais áreas da imagem que contêm um valor baixo de intensidade (Figura 4.27). Por isso, a interface dispõe de uma *checkbox* (caixa de seleção), na aba *Import*, que ao ser selecionada deixa de realizar a conversão, passando a mostrar a imagem em sua forma original.

A segunda alteração realizada cumpre o mesmo papel, porém apenas em imagens do tipo DICOM. Quando uma imagem desse formato é importada, ela chega com valores alterados, fora da escala de Housfield, o que também gera os problemas anteriormente mencionados. Por isso, sempre que uma imagem é importada, a ferramenta realiza a conversão automática de todos os pixels da imagem para valores dentro da escala de Housfield. Essa alteração faz com que a imagem já esteja em um estado muito mais contrastado e remove a diferença da imagem com a borda.

Essa última alteração faz com que a funcionalidade anterior não se torne muito útil nesses casos. Ainda sim, optou-se por manter ambas as opções, para garantir que caso haja algum caso fora do previsto, o usuário possa aplicar o que lhe parecer melhor.

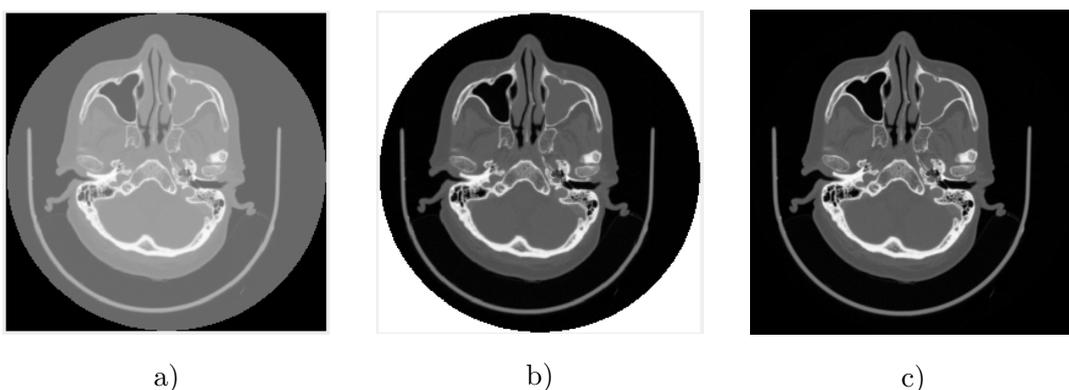
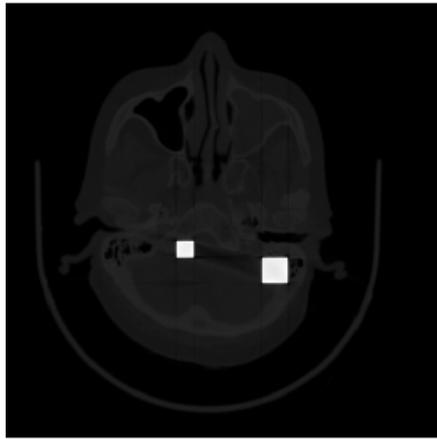


Figura 4.26. Exemplo de diferença gerada pelo uso da funcionalidade de alterar as bordas da imagem, gerando um contraste visivelmente maior e facilitando a identificação de características da imagem durante a realização dos procedimentos. a) Imagem sem realizar nenhuma conversão. b) Imagem após realizar a conversão da borda. c) Imagem após conversão para a escala de Hounsfield.



a) Imagem sem realizar a conversão.



b) Imagem após realizar a conversão.

Figura 4.27. Exemplo de situação em que a tentativa de conversão das bordas gera resultados indesejados na imagem, devido à existência de pixels de baixa intensidade dentro na imagem. Nesse caso, se trata de uma imagem em formato numpy (.npy) que possui artefatos gerados anteriormente, o que reduziu ainda mais a escala disponível para armazenar detalhes importantes e depositou grande parte das informações nos níveis mais baixos de intensidade.

4.4.10 Falhas identificadas e pontos de melhoria

Ao operar a ferramenta utilizada, devido ao uso de alto nível de processamento de imagens e operações relativamente grandes envolvendo a análise e modificação de pixels, etapas como a de simulação de artefatos e interpolação, tendem a demorar bastante para serem realizadas, induzindo o usuário a pensar que a ferramenta está travada ou mesmo sem funcionar. Portanto, para melhorar o desempenho da ferramenta, é necessário otimizar seu processos e gerenciar melhor o uso de memória e espaço durante essas operações. Entretanto, visto que se trata de algo complexo, exigindo um conhecimento mais elevado nas áreas citadas, uma solução possível seria uma forma de informar ao usuário que uma etapa de processamento está sendo realizada, facilitando assim a distinção entre os casos de falha e de alto uso de memória ou tempo de processamento.

Além de características relacionadas à funcionalidade e reprodutibilidade do algoritmos gerados ao utilizar a interface, é importante atentar também à melhoria da própria experiência do usuário e de todos os seus componentes de interface, que podem ser melhor desenvolvidos para gerar algo mais intuitivo e apresentável, o que tornaria a ferramenta desenvolvida ainda mais apta para ser utilizada em hospitais e empresas de grande porte, auxiliando em procedimentos radioterápicos e análise de exames de tomografia no geral.

5 CONCLUSÃO

A tomografia computadorizada é um exame muito utilizado para a preparação do tratamento radiológico, e a presença de qualquer artefato interfere diretamente na qualidade deste tratamento. Assim, quando há a presença destes artefatos, é necessário que o mesmo seja reduzido ao máximo, de forma a não levar à elaboração de um tratamento ineficaz ou que gere muitos danos ao paciente. Dito isto, este trabalho tratou da implementação de algoritmos capazes de realizar a redução dos artefatos metálicos nas imagens de tomografia computadorizada e de uma interface capaz de auxiliar o profissional a tratar essas imagens, sem necessidade de contato prévio com códigos e linguagens de programação.

Para isto, a técnica da retroprojeção filtrada se viu necessária, sendo esta deduzida matematicamente (2.2.2) e implementada no cenário utilizando tanto o fantoma de Shepp-Logan quanto uma imagem real, obtida do banco de dados apresentado (3.1). Todas as métricas indicaram que a reconstrução foi bem sucedida, bem como sua análise qualitativa também(4). Além disto, é necessário o uso de imagens com a presença do metal para a validação do algoritmo de redução. Então, com base nos trabalhos de [43], [53] e [27], uma solução computacional foi implementada para inserir artificialmente os artefatos metálicos em imagens originalmente não afetadas. Esta solução foi parcialmente implementada, visto que um dos passos intermediários não foi implementado, referente a inserção dos ruídos de Poisson na imagem. Entretanto, o resultado obtido se demonstrou satisfatório para a utilização proposta (4.2).

Assim, houve a implementação de um algoritmo de redução de artefatos metálicos baseado em [13], utilizando como base deste procedimentos a retroprojeção filtrada e diversas técnicas de interpolação. Além deste, outros dois algoritmos renomados pela academia, o LMAR e o NMAR, foram implementados. Desta forma, esses três algoritmos foram testados em condições iguais, a fim de se obter uma comparação entre os seus resultados, tanto no aspecto qualitativa quanto no quantitativo, com um foco especial neste último (4.3).

O algoritmo proposto se demonstrou robusto em comparação a ambos algoritmos

comparados, sendo que os três algoritmos apresentam melhoras significativas em relação à imagem com artefato metálico. Nos três cenários propostos, com a presença de um, dois e três metais, o erro quadrático médio do proposto ficou com uma média de 28830, enquanto o NMAR apresentou um MSE de 31534 e a imagem com o artefato um erro de 148335. Já a relação sinal-ruído apresentada pelo algoritmo proposto foi de 13,9 *dB* em média, com o NMAR na casa dos 13,5 *dB* e o sinal com artefato em 7,4 *dB*. A relação sinal-ruído de pico foi de 3,4 *dB* para o algoritmo proposto, de 3,1 *dB* para o NMAR e de -3,1 *dB* para a imagem com artefato metálico. Todos os resultados do algoritmo propostos foram obtidos a partir da interpolação por Spline bidimensional, que representou a métrica mais consistente do ponto de vista qualitativo.

Destes, têm-se que o proposto obteve resultados ligeiramente superior ao NMAR, no caso da interpolação por Spline uni e bidimensional, ou similar, com utilização das interpolações linear uni e bidimensional, com MSE médio de 33250, SNR de 13,3 *dB* PSNR de 2,8 *dB* para o caso bidimensional. Ao utilizar a interpolação de Whittaker-Shannon, o resultado foi ligeiramente inferior ao LMAR, que é consideravelmente inferior aos resultados obtidos com as interpolações citadas anteriormente. Assim observa-se um algoritmo que apresenta resultados práticos e que já é capaz de auxiliar no dia-a-dia da equipe responsável pelo planejamento radiológico, visto a melhora encontrada através das métricas, rivalizando com um dos melhores algoritmos propostos na literatura encontrados.

Além disto, não foi possível observar resultados consistentes através da métrica SSIM, que apresentou como melhor cenário a imagem contendo o artefato metálico em diversas situações, sendo esta situação piorada com o acréscimo de artefato. Na situação com um metal, o melhor valor encontrado de SSIM advindo de uma imagem reduzida foi de 0,767, através do algoritmo proposto com interpolação linear bidimensional, enquanto a imagem contendo artefato possui SSIM de 0,751. Entretanto, no caso contendo três metais, os SSIM foram de 0,764 e 0,773, respectivamente, o que significaria, em tese, que a imagem contendo artefato apresenta uma maior similaridade estrutural com a imagem original. Através apenas da observação dos experimentadores não é possível refutar esta hipótese, entretanto, as outras três métricas indicaram que a imagem reduzida provocou melhorias na imagem original.

Destes forma, é notável que esta métrica, pelo menos nos balanceamentos de expoentes e constantes utilizados neste trabalho, não é a mais adequada para este tipo de utilização. O fato do processo de aquisição ser diferente do de uma imagem obtida através de uma câmera fotográfica, por exemplo, pode ser uma justificativa, bem como o ajuste dos parâmetros citados ou o fato da imagem contendo artefato possuir um erro muito elevado, o que é retratado em seu valor negativo no PSNR. Cabe aqui um maior aprofundamento

para verificar se esta métrica é ou não é confiável para este tipo de técnica de imageamento médico.

Por fim, todas as soluções propostas neste trabalho foram englobadas em uma interface gráfica (4.4), de forma a tornar a implementação destes ou de outros algoritmos acessíveis para os profissionais do ambiente hospitalar, possibilitando a realização das etapas de limiarização (4.4.6), transformada direta ou inversa de Radon (4.4.4), inserção de metais (4.4.5) e interpolação (4.4.7) sem nenhum contato direto com o código. Desta forma, eles puderam utilizar as soluções propostas e incorporá-las em seu dia-a-dia, bem como utilizar da ferramenta como base para desenvolver as próprias técnicas de redução de artefatos metálicos. Os profissionais poderão ainda exportar o histórico de operações e as imagens resultantes (4.4.8) e importá-las novamente para replicação do processo em outras imagens ou mesmo para continuação do processo em outras máquinas ou em um outro momento (4.4.3). As próximas etapas envolvem o treinamento de uma equipe médica para a utilização da ferramenta, bem como uma avaliação com estes profissionais sobre a qualidade das imagens geradas, possibilitando assim uma análise qualitativa de um profissional especialista sobre as técnicas propostas.

Referências Bibliográficas

- [1] R. Atun, D. A. Jaffray, M. B. Barton, F. Bray, M. Baumann, B. Vikram, T. P. Hanna, F. M. Knaul, Y. Lievens, T. Y. M. Lui, M. Milosevic, B. O’Sullivan, D. L. Rodin, E. Rosenblatt, J. Van Dyk, M. L. Yap, E. Zubizarreta, and M. Gospodarowicz. Expanding global access to radiotherapy, 2015.
- [2] A. Barrett, S. Morris, J. Dobbs, and T. Roques. *Practical Radiotherapy Planning*. 2009.
- [3] R. Baskar, K. A. Lee, R. Yeo, and K.-W. Yeoh. Cancer and radiation therapy: Current advances and future directions. *International Journal of Medical Sciences*, 9(3):193–199, 2012.
- [4] Dr. I. Bickle. Umbilical ring.
- [5] Dr. I. Bickle. Umbilical ring.
- [6] F. E. Boas and D. Fleischmann. Evaluation of two iterative techniques for reducing metal artifacts in computed tomography. *Radiology*, 259(3), 2011.
- [7] F. E. Boas and D. Fleischmann. CT artifacts: Causes and reduction techniques, apr 2012.
- [8] R. N. Bryan. *Introduction to the science of medical imaging*, volume 9780521747622. 2009.
- [9] Sasank Chilamkurthy, Rohit Ghosh, Swetha Tanamala, Mustafa Biviji, Norbert G. Campeau, Vasantha Kumar Venugopal, Vidur Mahajan, Pooja Rao, and Prashant Warier. Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study. *The Lancet*, 392(10162), 2018.
- [10] R. Chou, H. Y. Chi, Y. H. Lin, L. K. Ying, Y. J. Chao, and C. H. Lin. Comparison of quantitative measurements of four manufacturer’s metal artifact reduction techniques for CT imaging with a self-made acrylic phantom. *Technology and Health Care*, 28(S1), 2020.

- [11] The Qt Company. Qt designer manual.
- [12] Observatório de Oncologia. Proporção da utilização de radioterapia no tratamento oncológico dos pacientes atendidos no sus, 2019.
- [13] D. de S. Mendes Silva. *Desenvolvimento e avaliação de um algoritmo de redução de artefatos metálicos em tomografia computadorizada para planejamentos radio-terápicos*. PhD thesis.
- [14] Oxford Advanced American Dictionary. Signal-to-noise ratio, 2021.
- [15] J. Enfinger. The importance of radiopaque markers in digital x-ray.
- [16] Gonzalez et al. Image databases.
- [17] F. A. Faria. Disciplina de processamento de imagens - sistemas de cores.
- [18] R. Fisher, S. Perkins, A. Walker, and E. Wolfart. Binary images.
- [19] Python Software Foundation. Python 3.8.9 documentation.
- [20] D. Giantsoudi, B. De Man, J. Verburg, A. Trofimov, Y. Jin, G. Wang, L. Gjestebj, and H. Paganetti. Metal artifacts in computed tomography for radiation therapy planning: Dosimetric effects and impact of metal artifact reduction, 2017.
- [21] L. Gjestebj, B. De Man, Y. Jin, H. Paganetti, J. Verburg, D. Giantsoudi, and G. Wang. Metal Artifact Reduction in CT: Where Are We After Four Decades? *IEEE Access*, 4:5826–5849, 2016.
- [22] R. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital image processing*. Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J., 2008.
- [23] Charles R. Harris, K. Jarrod Millman, Stéfan J. van der Walt, Ralf Gommers, Pauli Virtanen, David Cournapeau, Eric Wieser, Julian Taylor, Sebastian Berg, Nathaniel J. Smith, Robert Kern, Matti Picus, Stephan Hoyer, Marten H. van Kerkwijk, Matthew Brett, Allan Haldane, Jaime Fernández del Río, Mark Wiebe, Pearu Peterson, Pierre Gérard-Marchant, Kevin Sheppard, Tyler Reddy, Warren Weckesser, Hameer Abbasi, Christoph Gohlke, and Travis E. Oliphant. Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825):357–362, September 2020.
- [24] General Electric Healthcare. Smart metal artifact reduction (mar) - exceptional image quality brings treatment plans clearly into focus. 2013.
- [25] Philips Healthcare. Metal artifact reduction for orthopedic implants (o-mar). 2011.
- [26] Siemens Healthcare. Imar - iterative metal artifact reduction, 2020.

- [27] G. T. Herman. Correction for beam hardening in computed tomography. *Physics in Medicine and Biology*, 24(1):81–106, 1979.
- [28] Instituto Nacional do câncer. Ações de enfermagem para o controle do câncer: uma proposta de integração ensino-serviço. *Ações De Enfermagem Para O Controle Do Câncer*, 3, 2008.
- [29] A. C. Kak and M. Slaney. *Principles of Computerized Tomographic Imaging*. 2001.
- [30] W. A. Kalender, R. Hebel, and J. Ebersberger. Reduction of CT artifacts caused by metallic implants. *Radiology*, 164(2), 1987.
- [31] H. Liang, D. J. Flint, and B. W. Benson. Why should we insist patients remove all jewellery? *Dentomaxillofacial Radiology*, 40(5):328–330, jul 2011.
- [32] H. Liu, T. Yang, W. Huang, S. Xie, and D. Wu. NMAR3: Normalized Metal Artifact Reduction for Cone Beam Computed Tomography. In *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, volume 2020-July, 2020.
- [33] B. De Man, J. Nuyts, P. Dupont, G. Marchal, and P. Suetens. Reduction of metal streak artifacts in x-ray computed tomography using a transmission maximum a posteriori algorithm. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 47(3):977–981, June 2000.
- [34] A. Markoe. *Analytic Tomography*. Encyclopedia of Mathematics and its Applications. Cambridge University Press, 2006.
- [35] L. C. Mendez, F. Y. Moraes, G. dos S. Fernandes, and E. Weltman. Cancer Deaths due to Lack of Universal Access to Radiotherapy in the Brazilian Public Health System. *Clinical Oncology*, 30(1), 2018.
- [36] E. Meyer, R. Raupach, M. Lell, B. Schmidt, and M. Kachelrieß. Normalized metal artifact reduction (NMAR) in computed tomography. *Medical Physics*, 37(10), 2010.
- [37] E. Meyer, R. Raupach, M. Lell, B. Schmidt, and M. Kachelrieß. Frequency split metal artifact reduction (FSMAR) in computed tomography. *Medical Physics*, 39(4), 2012.
- [38] S. R. Musse. Introdução ao processamento de imagens.
- [39] Department of Computer Science. Lecture 12 - colour image processing.
- [40] OpenCV. *The OpenCV Reference Manual*, 4.4.0 edition, July 2020.
- [41] World Health Organization. Cancer, 2018.

- [42] S. Perkins R. Fische and, A. Walker, and E. Wolfart. Amalgam mineral data.
- [43] M. Sakamoto, Y. Hiasa, Y. Otake, M. Takao, Y. Suzuki, N. Sugano, and Y. Sato. Automated segmentation of hip and thigh muscles in metal artifact contaminated CT using CNN. page 31, 2019.
- [44] Harvard Medical School. Density and mass of each tissue-orgnam.
- [45] Canon Medical Systems. Single energy metal artifact reduction - a reliable metal management tool in ct. 2017.
- [46] S. Van der Walt, J. L. Schönberger, J. Nunez-Iglesias, F. Boulogne, J. D. Warner, N. Yager, E. Guillardart, and T. Yu. scikit-image: image processing in python. *PeerJ*, 2:e453, 2014.
- [47] Stéfan van der Walt, Johannes L Schönberger, Juan Nunez-Iglesias, François Boulogne, Joshua D Warner, Neil Yager, Emmanuelle Guillardart, Tony Yu, and The scikit-image contributors. scikit-image: image processing in Python. *PeerJ*, 2:e453, 2014.
- [48] Guido Van Rossum and Fred L. Drake. *Python 3 Reference Manual*. CreateSpace, Scotts Valley, CA, 2009.
- [49] D. Wagenaar, E. R. Van Der Graaf, A. Van Der Schaaf, and M. J. W. Greuter. Quantitative comparison of commercial and non-commercial metal artifact reduction techniques in computed tomography. *PLoS ONE*, 10(6):e0127932, jun 2015.
- [50] Zhou Wang and Alan C Bovik. Mean Squared Error : Love It or Leave It ? *IEEE Signal Processing Magazine*, 26(January), 2009.
- [51] Zhou Wang, Alan Conrad Bovik, Hamid Rahim Sheikh, and Eero P. Simoncelli. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 2004.
- [52] M. L. Wolford, K. Palso, and A. Bercovitz. Hospitalization for total hip replacement among inpatients aged 45 and over: United States, 2000-2010. *NCHS data brief*, (186), 2015.
- [53] Y. Zhang and H. Yu. Convolutional Neural Network Based Metal Artifact Reduction in X-Ray Computed Tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(6):1370–1381, 2018.

.1 Descrição matemática do algoritmo de simulação de artefatos metálicos

O algoritmo apresentado por [43] é inspirado em dois outros artigos, cuja explicação é necessária para o total entendimento do algoritmo. O primeiro é [27], no qual é apresentada o embasamento matemático para realizar a estimativa da atenuação total de um feixe de raio X, tanto monocromático quanto policromático, durante o processo de aquisição de dados de um CT.

Relembrando que o problema gerador do endurecimento dos feixes é o fato dos feixes policromáticos não seguirem o mesmo decaimento exponencial simples dos feixes monocromáticos, tem-se a necessidade de descrever a formulação destas formas de aquisição de maneira distinta.

Sendo z a integral de linha formada pelo raio X, D a dimensão da linha que passa pelo objeto a ser reconstruído, tem-se que $\mu_e(z)$ é o coeficiente de atenuação linear na energia e e no espaço z na linha L durante a medição; bem como μ_e^a é o coeficiente linear do material de referência a na energia e . Desta forma, para a aquisição das informações da integral de linha m , basta com que

$$m \simeq \int_0^D (\mu_e(z) - \mu_e^a) dz, \quad (1)$$

sendo o material de referência a definido pelo experimentador, sendo a água uma boa opção tratando-se de materiais orgânicos.

Já para os feixes policromáticos, assumindo que a origem emite raios X policromáticos de intensidade de 0 a E , com τ_e sendo a proporção de fótons de energia e ($0 \leq e \leq E$) dada por

$$\tau_e = \frac{\sigma_e}{C_p}, \quad (2)$$

com σ_e sendo o número de fótons observados no detector e C_p o número de fótons esperados no detector, de forma que a informação da integral de linha policromática é dada por

$$p \simeq - \ln \int_0^E \tau_e \exp[- \int_0^D (\mu_e(z) - \mu_e^a) dz] de. \quad (3)$$

O segundo [53] apresenta uma melhoria quanto a proposta original, através do balanceamento de pesos dos valores baseado nos limiares atribuídos aos tecidos moles e duros, que permite a separação da imagem original em duas, uma contendo apenas os tecidos moles e outra apenas os tecidos duros.

Essa segmentação é dada a partir de limiares definidos pelo experimentador, utilizando como base os valores dos tecidos moles e duros em unidades de Hounsfield. Os limiares T_1 e T_2 consideram os valores de água e ossos, respectivamente, com todos os valores abaixo de T_1 considerados como água, todos os acima de T_2 considerados com ossos e os valores entre ambos limiares como uma mistura de água e osso. Assim, é possível observar a função de segmentação como

$$w(x_i) = \begin{cases} 0, & x_i \leq T_1, \\ 1, & x_i \geq T_2, \\ \frac{x_i - T_1}{T_2 - T_1}, & T_1 < x_i < T_2, \end{cases} \quad (4)$$

sendo i os valores dos pixels da imagem. Assim, os valores dos componentes da água (x_i^W) e do osso (x_i^b) são definidos como

$$x_i^b = w(x_i)x_i, \quad (5)$$

$$x_i^w = (1 - w(x_i))x_i. \quad (6)$$

Além disto, uma diferente abordagem em relação a determinação do coeficiente linear foi realizada, representando este valor em função do seu coeficiente de atenuação de massa, dado por

$$m^k(E) = \frac{\mu_E}{\rho_m}, \quad (7)$$

sendo μ_E o coeficiente de atenuação linear na energia E , ρ_m a densidade do material e $k = b, w, m$, representando respectivamente ossos (*bones*), água (*water*) e metal. Desta forma, tem-se que

$$x_i^k(E) = \frac{x_i^k m^k(E)}{m^k(E_0)}, \quad (8)$$

com $m^k E_0$ o equivalente de 7 para a energia monocromática. Desta forma, subs-

tituindo em 3, tem-se

$$p \simeq -\ln \int_0^E \tau_e \exp\left[-\int_0^D \left(\frac{x_i^k m^k(E)}{m^k(E_0)}\right) dz\right] de, \quad (9)$$

$$p \simeq -\ln \int_0^E \tau_e \exp\left[-\frac{m^k(E) d_j^k}{m^k(E_0)}\right] de, \quad (10)$$

que, expandindo o termo k para cada um dos materiais, nos dá

$$p \simeq -\ln \int_0^E \tau_e \exp\left[-\frac{m^w(E) d_j^w}{m^w(E_0)} - \frac{m^b(E) d_j^b}{m^b(E_0)} - \frac{m^m(E) d_j^m}{m^m(E_0)}\right] de, \quad (11)$$

em que d_j^k é a projeção linear computada anteriormente, compreendendo toda etapa de inserção dos efeitos causados pelo endurecimento e dispersão dos feixes.

Ainda em [53], a inserção manual dos ruídos de Poisson é realizada. Para isto, um termo intermediário y é necessário, dado por

$$y \simeq \int_0^E \tau_e \exp\left[-\frac{m^w(E) d_j^w}{m^w(E_0)} - \frac{m^b(E) d_j^b}{m^b(E_0)} - \frac{m^m(E) d_j^m}{m^m(E_0)}\right] de, \quad (12)$$

que é submetido ao ruído de Poisson dado por

$$y_j \simeq \text{Poisson}(y + r_j), \quad (13)$$

com r_j como a representação dos ruídos produzidos durante a aquisição dos dados. Desta forma, tem-se o valor obtido do feixe policromático com o ruído de Poisson como

$$p_j \simeq \frac{y_j}{\int_0^E \tau_e de}. \quad (14)$$

Por fim, a contribuição de [43] é a realização de um ajuste de curvas polinomial a imagem gerada a fim de linearizar as projeções policromáticas de raios X. Inspirado em [27], a ideia é construir um polinômio a partir das interações de dois fantasmas unicamente preenchidos com água e envoltos por ar, um criado com raios X monocromáticos e outro policromáticos. Desta forma, para qualquer soma de raios policromáticos p é encontrado um segmento em que p pertence e estimado os raios X monocromáticos como a média do

espaço associado a este segmento.