



ALGORITMO GENÉTICO APLICADO À ANÁLISE DE LIMIAR DA
TRANSFORMADA WAVELET NA EXTRAÇÃO DE RUÍDO DE IMAGENS
TOMOGRÁFICAS INDUSTRIAIS

Ivan Britto da Silva

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Mariane Rembold Petraglia

Rio de Janeiro

Fevereiro de 2021

ALGORITMO GENÉTICO APLICADO À ANÁLISE DE LIMIAR DA
TRANSFORMADA WAVELET NA EXTRAÇÃO DE RUÍDO DE IMAGENS
TOMOGRÁFICAS INDUSTRIAIS

Ivan Britto da Silva

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Orientadora: Mariane Rembold Petraglia

Aprovada por: Prof^ª. Mariane Rembold Petraglia

Prof. Carlos Augusto Duque

Prof. Frederico Moreira Bublitz

Prof. José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes

Prof. Julio Cesar Boscher Torres

RIO DE JANEIRO, RJ, BRASIL

FEVEREIRO DE 2021

Silva, Ivan Britto da

Algoritmo Genético Aplicado à Análise de Limiar da Transformada Wavelet na Extração de Ruído de Imagens Tomográficas Industriais / Ivan Britto da Silva. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2021.

XV, 118 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Mariane Rembold Petraglia

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2021.

Referências Bibliográficas: p. 114-118.

1. Extração de ruído. 2. Algoritmos Genéticos. 3. Tomografia Industrial. I. Petraglia, Mariane Rembold. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer à minha mãe, Odette Ranulpho de Britto, pelo incentivo de nunca parar de estudar e por ter me proporcionado uma excelente educação que me permitiu chegar até aqui, apesar de todas as dificuldades.

Desenvolver este trabalho, apesar de prazeroso, me fez dedicar muito tempo e estudo, que se prolongou para além do horário comercial de trabalho, varando noites e fins de semana. Assim, também agradeço muito à minha esposa Kelly Tatiane Munhoz Vigena e ao meu filho Igor Vigena Britto pelo amor, paciência e incentivo que me fizeram não desistir.

A realização desse trabalho também não teria sido possível sem a confiança, conselhos e apoio da minha orientadora Mariane Rembold Petraglia, que desde o começo acreditou nas minhas ideias e capacidade. Desta forma, gostaria de deixar o meu mais profundo obrigado a ela, assim como ao professor José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes, que me mostrou o surpreendente mundo dos algoritmos genéticos.

Estendo meu agradecimento à Coppe e aos demais professores do PEE, que complementaram minha formação.

Também agradeço à General Electric, divisão de Inspection Technologies, pelos materiais cedidos e disponibilização do equipamento de microtomografia utilizado nesse trabalho.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

ALGORITMO GENÉTICO APLICADO À ANÁLISE DE LIMIAR DA
TRANSFORMADA WAVELET NA EXTRAÇÃO DE RUÍDO DE IMAGENS
TOMOGRÁFICAS INDUSTRIAIS

Ivan Britto da Silva

Fevereiro/2021

Orientador: Mariane Rembold Petraglia

Programa: Engenharia Elétrica

O estudo de componentes na indústria através da tomografia levou as análises e pesquisas a novos patamares, ampliando o entendimento das propriedades dos materiais - especialmente na distribuição espacial de porosidades, inclusões e trincas, além de permitir a comparação das peças produzidas com o projeto, visando corrigir desvios e melhorar o processo de fabricação. Devido às características dos objetos em estudo na sua aplicação industrial, a tomografia apresenta um aumento de ruídos causados por radiação dispersa. É bem conhecido que esse efeito dá origem a sinais secundários não desejados, levando à formação de artefatos no volume reconstruído. Esses artefatos impedem a detecção de defeitos de baixo contraste, além de afetar negativamente medições dimensionais, uma vez que se perde a definição precisa das bordas dos componentes. Este trabalho propõe um novo método de extração de ruído, que utiliza algoritmo genético na determinação dos parâmetros de filtragem por limiar de wavelet. A extração de ruído é realizada em cada imagem projetada adquirida pelo tomógrafo antes do processo de reconstrução, resultando em um filtro customizado para cada imagem. Para a avaliação da eficácia do algoritmo foi desenvolvido um corpo de prova com geometria e materiais projetados com o objetivo de maximizar a geração de ruídos. Após a comprovação da melhoria da qualidade do volume reconstruído final, foi feita a análise de desempenho do algoritmo em diversos corpos de provas com materiais e geometrias de uso comum na indústria, validando os resultados obtidos ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

GENETIC ALGORITHM APPLIED TO THE ANALYSIS OF THE WAVELET
TRANSFORM THRESHOLD FOR NOISE EXTRACTION OF INDUSTRIAL
TOMOGRAPHIC IMAGES

Ivan Britto da Silva

Fevereiro / 2021

Advisor: Mariane Rembold Petraglia

Department: Electrical Engineering

The study of components in the industry through tomography has taken the analysis and research to new levels, expanding the understanding of materials properties - especially the spatial distribution of porosities, inclusions and cracks, in addition, it allows the comparison of parts produced with the project, aiming to correct deviations and improve the manufacturing process. The characteristics of the objects under study in its industrial application, tomography presents an increase of noise caused by scattered radiation. It is well known that this effect gives rise to unwanted secondary signals, leading to the formation of artifacts within the reconstructed volume. These artifacts prevent the detection of low-contrast defects, in addition to negatively affecting dimensional measurements, since the precise evaluation of component edges is not possible. This work proposes a new method of noise extraction using a genetic algorithm to determine the filtering parameters for wavelet thresholding. Noise extraction is performed on each projected image acquired by the tomograph before the reconstruction process, resulting in a customized filter for each image. Industrial tomography generates more noise and artifacts compared to medical tomography. To evaluate the effectiveness of the algorithm, a specimen with geometry and materials designed with the objective of maximizing noise generation was developed. After confirming the improvement in quality of the final reconstructed volume, the algorithm performance was analyzed in several specimens, with materials and geometries commonly used in the industry, validating the results obtained during the development of this work.

Sumário

LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE TABELAS.....	XIV
LISTA DE ABREVIATURAS.....	XV
INTRODUÇÃO	1
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS E JUSTIFICATIVAS	1
1.2 OBJETIVOS PRINCIPAIS	2
1.3 PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES	3
1.4 ESTRUTURA DA TESE	4
FUNDAMENTOS DA TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA.....	6
2.1 FÍSICA DOS RAIOS X	6
2.1.1. <i>Geração de Raios X</i>	6
2.2 INTERAÇÃO COM A MATÉRIA.....	8
2.2.1 <i>Efeito Fotoelétrico</i>	8
2.2.2 <i>Efeito Compton</i>	10
2.2.3 <i>Dispersão de Rayleigh</i>	11
2.2.4 <i>Produção de Pares</i>	12
2.2.5 <i>Atenuação de Raios X</i>	13
2.3 TOMOGRAFIA BÁSICA.....	16
2.3.1 <i>Tube de Raios X</i>	20
2.3.2 <i>Detector</i>	23
2.3.3 <i>Cabine Auto Blindada e Componentes Mecânicos</i>	25
2.3.4 <i>Aquisição de Imagens</i>	26
2.3.5 <i>Reconstrução Volumétrica</i>	27
2.4 VISUALIZAÇÃO DE VOLUME	33
ARTEFATOS EM TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA.....	35
3.1 ENDURECIMENTO DO FEIXE (<i>BEAM HARDENING</i>)	35
3.2 ARTEFATO EM ANEL.....	38
3.3 ARTEFATO DE ÁREA DE INTERESSE	39
3.4 ARTEFATO DE FELDKAMP.....	40
3.5 NÚMERO DE IMAGENS INSUFICIENTES	41
DISPERSÃO E TÉCNICAS DE CORREÇÃO	43
4.1 FONTES DE RUÍDO	43
4.1.1. <i>Radiação Dispersa pelo Objeto</i>	45
4.1.2. <i>Radiação Dispersa pelo Ambiente</i>	47
4.1.3. <i>Ruído no Detector</i>	47
4.2 EFEITO DO RUÍDO NA MEDIÇÃO DE ESTRUTURAS	49
ALGORITMOS GENÉTICOS	51

5.1 ETAPAS DE IMPLEMENTAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS	52
5.1.1. <i>População Inicial</i>	52
5.1.2. <i>Seleção de Pais</i>	53
5.1.3. <i>Recombinação</i>	54
5.1.4. <i>Mutação</i>	55
5.1.5. <i>Seleção de Sobreviventes</i>	56
5.1.6. <i>Pseudo-Código</i>	56
WAVELETS	58
6.1 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA	58
6.2 TIPOS DE WAVELET.....	60
6.2.1. <i>Wavelet de Haar</i>	61
6.2.2. <i>Wavelet de Daubechies</i>	62
6.3 APLICAÇÃO DE WAVELETS NA REDUÇÃO DE RUÍDO EM IMAGENS.....	64
6.3.1. <i>Limiarização de Wavelets</i>	64
6.3.2. <i>Wavelets 2D</i>	66
ALGORITMO DESENVOLVIDO E RESULTADOS INICIAIS.....	69
7.1 CORPO DE PROVA.....	69
7.2 PROCESSO DE FILTRAGEM.....	73
7.2.1. <i>Codificação dos Cromossomos</i>	73
7.2.2. <i>Seleção dos Pais</i>	75
7.2.3. <i>Recombinação</i>	75
7.2.4. <i>Mutação</i>	76
7.2.5. <i>Cálculo de Aptidão</i>	76
7.2.6. <i>Critério de Parada</i>	77
7.2.7. <i>Metodologia de Aplicação do Algoritmo Proposto</i>	77
7.2.8. <i>Exemplo de Aplicação do Algoritmo Proposto</i>	78
7.3 RESULTADOS.....	82
7.3.1. <i>Experimentação</i>	82
7.3.2. <i>Validação</i>	87
7.3.2.1. <i>Escaneamento da Palheta de Turbina</i>	87
7.3.2.2. <i>Escaneamento de um Conjunto de Rolamento, Parafuso e Porca</i>	92
7.3.2.3. <i>Escaneamento do Corpo de Prova após Inclusão de Defeitos Artificiais</i> ..	96
7.3.3. <i>Comparação do Resultado do Algoritmo Proposto a Filtros Comerciais</i>	98
7.3.3.1. <i>Filtro Mediano</i>	98
7.3.3.2. <i>Filtro Gaussiano Adaptativo</i>	100
7.3.3.3. <i>Filtro “Non-local Means”</i>	101
7.3.3.4. <i>Conclusões da Comparação</i>	102
7.3.4. <i>Análise de Iteração do Algoritmo Proposto</i>	103
7.3.4.1. <i>Histograma de Níveis de Cinza</i>	103

7.3.4.2. Evolução do Histograma de uma Peça de Ferro Fundido	105
CONCLUSÕES E SUGESTÕES	110
8.1 CONCLUSÕES	110
8.2 TRABALHOS FUTUROS	113
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	114

Lista de Figuras

Figura 1 - Espectro de ondas eletromagnéticas. Adaptado de [7].	7
Figura 2 - Espectro de raios x para energias máximas de 60, 90 e 120 KV com target de tungstênio. Adaptado de [8].	8
Figura 3 - Representação do efeito fotoelétrico. Adaptado de [9].	10
Figura 4 - Representação do efeito Compton. Adptado de [9].	11
Figura 5 - Representação do efeito de produção de pares. Adaptado de [9].	12
Figura 6 - Probabilidade de ocorrência dos efeitos de interação de raios X com a matéria a depender do nível energético e no número atômico do material alvo. Adaptado de [8].	13
Figura 7 - Representação da atenuação da intensidade de raios X incidentes I_0 , após penetração em: A) Material de referência (I_1), B) Material menos denso que A e de mesma espessura (I_2) e C) Material de mesma densidade que B, porém de menor espessura (I_3) [10].	14
Figura 8 - Protótipo do primeiro tomógrafo por Hounsfield, escaneando um cérebro humano [12].	16
Figura 9 - Típico tomógrafo médico. Adaptado de [10].	17
Figura 10 - TC industrial GE VTOMEX M 300. Adaptado de [10].	18
Figura 11 - Partes internas de um TC industrial. Adaptado de [10].	19
Figura 12 - Espectros de raios-X medidos para três tensões de aceleração diferentes (50 kV, 100 kV e 150 kV). O espectro de bremsstrahlung contínuo é sobreposto por linhas discretas provenientes da radiação característica, no tungstênio os picos estão em 59 keV e 69 keV [10].	21
Figura 13 - Tubo micrométrico típico, mostrando seus componentes e as tensões de filamento UH, anodo UACC e grade UG [10].	22
Figura 14 - Imagens obtidas com tubos de diferentes tamanhos de ponto focal [10].	23
Figura 15 - Diagrama de funcionamento de um detector de raios X por conversão indireta. Adaptado de [14].	24
Figura 16 - Detector digital GE DXR250 de 16"x16". Adaptado de [10].	25
Figura 17 - Representação da aquisição de imagens bidimensionais. Adpatado de [15].	26
Figura 18 - Aplicação da transformada de Radon em um objeto. Adaptado de [17].	28
Figura 19 - Efeito de enevoamento de uma fatia tomográfica sem aplicação de filtro. Adaptado de [18].	31
Figura 20 - Modelo simplificado com 4 projeções de um objeto e reconstrução da fatia 2 [15].	32
Figura 21 - Exemplo dos passos de reconstrução de uma fatia de uma vela automotiva [15].	32
Figura 22 - Comparação entre uma projeção de raio X 2D (a) e tomografia 3D (b) de uma mesma peça de alumínio fundido [10].	33

Figura 23 - Visualização do objeto 3D e três planos de corte tomográfico.....	34
Figura 24 - (a) corte tomográfico de um fundido de alumínio com artefato de endurecimento de feixe (b) mesmo corte após correção por algoritmo [10].	36
Figura 25 - Espectro de um feixe de raio X alterado pela filtragem usando placas de cobre [10].	37
Figura 26 - Artefato em anel visto em um corte tomográfico.	39
Figura 27 - Exemplo de artefato de área de interesse.....	40
Figura 28 - a) objeto com superfícies paralelas ao feixe de raios X, b) objeto montado em ângulo [10].	41
Figura 29 - Fatia tomográfica mostrando linhas causadas por insuficiência de projeções adquiridas [10].	42
Figura 30 - Efeito da dispersão em uma imagem radiográfica de um fundido de alumínio. Observa-se a dispersão presente no material homogêneo.....	46
Figura 31 - Perfil de linha referente à linha verde da Figura 30. A linha vermelha representa o perfil ideal para um material homogêneo e a linha branca, o perfil real com dispersão.....	46
Figura 32 - Exemplos de caminhos diretos e indiretos dentro de um cintilador CsI [10]	48
Figura 33 - Exemplo de degradação em medições por falta de resolução e presença de ruído. Adaptado de [22].	50
Figura 34 - Exemplo de codificação de cromossomos em uma população.....	53
Figura 35 - Exemplo de recombinação entre dois pais.....	54
Figura 36 - Exemplo de mutação em um gene.	55
Figura 37 – Pseudo-código de um algoritmo genético genérico.	57
Figura 38 - Banco de filtro de análise de 4 níveis.	59
Figura 39 - Resposta em frequência do banco de filtro de análise de 4 níveis.....	59
Figura 40 - Wavelets Daubechies db2(a) e db4(b).....	63
Figura 41 - Decomposição wavelet de primeiro nível de Lena.....	67
Figura 42 - Implementação da decomposição wavelet através de banco de filtros QMF.	67
Figura 43 - Resultado da decomposição de nível 3 de Lena.	68
Figura 44 - Corpo de prova utilizado nas experiências.	70
Figura 45 - Imagem do corpo de prova radiografado.....	71
Figura 46 - Modelo 3D do corpo de prova mostrando forte presença de ruído.	71
Figura 47 - Corte transversal no corpo de prova.	72
Figura 48 - Corte de topo no corpo de prova.....	72
Figura 49 - Fluxograma do algoritmo desenvolvido.	74
Figura 50 - Exemplo de recombinação entre dois pais.....	75
Figura 51 - Exemplo de mutação no gene 1.	76
Figura 52 – a) imagem original número 0002, b) imagem original número 0123.	79
Figura 53 – a) imagem filtrada número 0002, b) imagem filtrada número 0123.....	80
Figura 54 - Evolução do PSNR para a imagem 0002.....	80
Figura 55 - Evolução do PSNR para a imagem 0123.....	81
Figura 53 - Volume reconstruído após aplicação do algoritmo desenvolvido.	82

Figura 53 - Corte transversal.	83
Figura 54 - Corte de topo.....	83
Figura 55 - Perfil de linha do volume original.	84
Figura 56 - Perfil de linha do volume processado.....	85
Figura 57 – Sobreposição dos volumes original e filtrado para análise de variância dimensional.	86
Figura 58 – Histograma de desvio da comparação entre o volume original e o volume filtrado.....	86
Figura 59 - Foto da palheta de turbina escaneada.	87
Figura 60 – Volume reconstruído da palheta de turbina com indicação da presença de ruído.	88
Figura 61 – Fatia do volume da palheta de turbina mostrando alguns pontos com efeito de perda e adição de material.....	89
Figura 62 – Sobreposição dos volumes original e filtrado para análise de variação dimensional da palheta de turbina.....	90
Figura 63 – Histograma da comparação entre os volumes original e filtrado da palheta de turbina.	90
Figura 64 – Volume da palheta de turbina reconstruído após aplicação do algoritmo proposto.....	91
Figura 65 – Corte tomográfico da palheta de turbina após aplicação do algoritmo proposto.....	91
Figura 66 – Volume reconstruído de um conjunto de rolamento, parafuso e porca.....	92
Figura 67 – Corte tomográfico de um conjunto de rolamento, parafuso e porca.	93
Figura 68 – Volume reconstruído e cortes tomográficos de um conjunto de rolamento, parafuso e porca.	93
Figura 69 – Sobreposição dos volumes original e filtrado para análise de variância dimensional do conjunto de rolamento, parafuso e porca.....	94
Figura 70 – Histograma de variação do conjunto de rolamento, parafuso e porca.	95
Figura 71 – Medição do raio dos furos no corpo de prova no volume original.	97
Figura 72 – Medição do raio dos furos no corpo de prova no volume filtrado.	97
Figura 73 – Sobreposição dos volumes original e com filtro mediano.	99
Figura 74 – Histograma de variação dimensional dos volumes original e com filtro mediano.	99
Figura 75 – Sobreposição dos volumes original e com filtro gaussiano adaptativo.....	100
Figura 76 – Histograma de variação dimensional dos volumes original e com filtro gaussiano adaptativo	100
Figura 77 – Sobreposição dos volumes original e com filtro NLM.	101
Figura 78 – Histograma de variação dimensional dos volumes original e com filtro NLM.	102
Figura 79 – Visualização do volume de um objeto de alumínio escaneado.....	104
Figura 80 – Histograma de níveis de cinza do volume da Figura 79.	104
Figura 81 – Volume original da peça de aço fundida.....	105
Figura 82 – Histograma de níveis de cinza da peça fundida.	106

Figura 83 – Volumes filtrados após 4 iterações. (a) iteração 1, (b) iteração 2, (c) iteração 3 e (d) iteração 4.....	107
Figura 84 – Histogramas de nível de cinza dos volumes da Figura 83. (a) iteração 1, (b) iteração 2, (c) iteração 3 e (d) iteração 4.....	107
Figura 85 – Volume escaneado usado a tecnologia de “scatter correct”	108
Figura 86 – Histograma de níveis de cinza do volume da figura 85	108
Figura 87 – Comparação de histogramas de níveis de cinza dos volumes da peça de ferro fundido.	109

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Codificação dos cromossomos	73
Tabela 2 – Valor dos diâmetros dos furos no corpo de prova	98

Lista de Abreviaturas

CAD	Computed Aided Design, p. 1
TC	Tomografia Computadoriza, p. 6
TFC	Tomografia de Feixe Cônico, p. 6
END	Ensaio Não Destrutivo, p. 22
DDA	Digital Detector Array, p. 23
SNR	Signal to Noise Ratio, p. 25
FBP	Feldkamp Back Projection, p. 27
CsI	Iodeto de Césio, p. 48
VDI	Verein Deutscher Ingenieur, p. 50
VDE	Verband Der Elektrotechnik, p. 50
GA	Genetic Algorithm, p. 52
QMF	Quadrature Mirror Filter, p. 59
FIR	Finite Impulse Response, p. 59
DWT	Discrete Wavelet Transform, p. 61
SUS	Stochastic Universal Sampling, p. 76
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio, p. 77
MSE	Mean Square Error, p. 78
NLM	Non-Local Means, p. 102
LUT	Look up table, p. 115

Capítulo 1

Introdução

1.1 Considerações Iniciais e Justificativas

Nas últimas décadas, a microtomografia computadorizada (TC) tornou-se uma técnica bem estabelecida em ensaios não destrutivos (END) para a visualização precisa de estruturas externas e internas de componentes. A TC permite a inspeção 3D volumétrica de um objeto com resolução espacial micrométrica e em alguns casos nanométrica. Por isso, é usada em muitos campos diferentes na indústria para detecção de defeitos, análise de falhas, bem como para medições dimensionais (metrologia).

Com o avanço nas pesquisas de novos materiais e novas técnicas de fabricação, como por exemplo, a manufatura aditiva, a necessidade do desenvolvimento de técnicas de ensaios não destrutivos mais precisas e que disponibilizem o máximo de informação possível tem causado o aumento crescente do uso da tomografia industrial em todas as áreas da indústria.

A possibilidade de modelar o objeto real em um volume 3D computacional, além de fornecer com precisão suas estruturas dimensionais, permite detectar e dimensionar defeitos internos e ainda caracterizar propriedades importantes do material, como, por exemplo, a orientação de fibras em materiais compósitos e as diferenças de densidades entre distintos materiais.

Ter um modelo fidedigno do objeto em estudo permite, ainda, a utilização de um modelo real em simulações, nas quais pequenas diferenças entre o modelo CAD (Computer Aided Design) e o objeto real podem causar importantes variações nos resultados obtidos. Como exemplos de aplicações de tais simulações, encontram-se o estudo de permeabilidade em rochas porosas e a análise aerodinâmica de componentes aeroespaciais.

Um dos fatores mais impactantes na degradação da qualidade das imagens resultantes e na perda de precisão na determinação das características estruturais e de

composição dos materiais é o ruído gerado no processo da radiografia, detecção e reconstrução da tomografia.

Ao longo do desenvolvimento de equipamentos de tomografia, pesquisas buscaram gerar melhorias na mecânica do processo de aquisição, na física do processo de geração e detecção de raios X, e nos algoritmos de processamento de sinais utilizados na reconstrução e no tratamento das imagens adquiridas.

A maioria das pesquisas na área de tomografia foram desenvolvidas com foco na tomografia médica, onde a literatura é bastante vasta. Porém na área da tomografia industrial, que possui características específicas, as pesquisas publicadas até o presente são mais limitadas.

A mitigação do ruído gerado no processo da aquisição de imagens radiográficas é feita, normalmente, utilizando-se recursos de hardware, onde se procura limitar a abertura do feixe de raios X, bloquear ou atenuar os sinais secundários e/ou alterar a geometria da máquina [1], [2].

Técnicas de filtragem convencionais, como filtros medianos e gaussianos, também estão disponíveis em alguns programas de visualização tomográfica. Normalmente esses filtros são aplicados às imagens após a reconstrução total do volume escaneado, o que acaba tendo pouco efeito na remoção do ruído presente.

1.2 Objetivos Principais

Este trabalho busca obter um maior conhecimento dos efeitos gerados pela presença de ruído no processo de aquisição e reconstrução tomográfica industrial. Em seguida, propõe uma abordagem de remoção de ruído diferente da tradicional, aplicando um processo de filtragem customizado a cada imagem adquirida antes do processo de reconstrução.

Cada imagem radiográfica adquirida possui ruído em diferentes áreas com diferentes níveis e características, que dependem da geometria e do material do objeto em cada posição de aquisição. Assim, procura-se desenvolver uma técnica que usa a decomposição de cada imagem pela transformada wavelet, e a supressão dos coeficientes

resultantes que tenham menos correlação com o sinal do objeto em cada posição, com o objetivo de reduzir o ruído presente em cada imagem radiográfica.

Neste contexto, para se conseguir um resultado otimizado para cada imagem, foi proposta a utilização da técnica de algoritmo genético na busca pela otimização dos parâmetros da decomposição e limiarização dos coeficientes da transformada wavelet.

1.3 Principais Contribuições

Para a geração de imagens e volumes usados no desenvolvimento deste trabalho, foi elaborado um corpo de prova com base em materiais e geometrias comuns na área industrial. Diferentemente da área médica que já possui corpos de prova elaborados com mapeamento de densidades para cada região específica do corpo humano, a área industrial não possui um corpo de prova padrão específico devido à diversidade de materiais e geometrias encontradas nas difentes peças industriais. Desta forma, o corpo de prova elaborado buscou maximizar a geração de ruídos, tanto devido a geometrias mais propensas a ruído como também permitindo o estudo da influência do ruído ao se escanear objetos de densidades bem distintas.

O corpo de prova elaborado foi escaneado sem nenhum tipo de tratamento ou aplicação de filtros. O conjunto de imagens e volume obtidos servem de base para comparação entre imagens originais obtidas e as resultantes do algoritmo desenvolvido.

Com o objetivo de validar o método desenvolvido e determinar a sua abrangência, foram escaneados outros dois objetos com geometrias e materiais distintos.

Durante a pesquisa para este trabalho foram analisados artigos publicados na literatura especializada envolvendo tomografia, porém poucos se referenciavam à tomografia industrial, sendo a grande maioria voltada ao tratamento de imagens de tomografia médica.

Em [3] o algoritmo apresentado é aplicado a fatias do volume após o processo de reconstrução. Assim, a correção proposta é feita somente nas fatias em análise e não no volume tridimensional. Em [4] é proposto um algoritmo baseado em Monte Carlo, onde é necessário um conhecimento prévio da geometria da amostra. Também são apresentados mitigadores de ruído que necessitam de objetos físicos, como máscaras de dispersão e banhos de água. Em [5] é apresentado um algoritmo de filtragem adaptativa,

com aplicação também restrita a fatias do volume e com qualidade da imagem resultante aquém da desejada. Neste trabalho, de forma inovadora, foi desenvolvido um algoritmo genético em conjunto com a filtragem por limiarização dos coeficientes da transformada wavelet (*wavelet thresholding*), que é aplicado a cada imagem 2D projetada antes do processo de reconstrução do volume. Dessa forma, cada imagem 2D é tratada por um filtro específico otimizado, permitindo que o processo de reconstrução trabalhe com imagens menos ruidosas, conseqüentemente gerando um volume tridimensional de melhor qualidade.

Os resultados obtidos são bastante promissores na redução do ruído presente no volume reconstruído e na melhoria da detecção da superfície do objeto. Esses resultados serão mostrados ao longo deste trabalho.

1.4 Estrutura da Tese

O presente trabalho está estruturado de forma a dar ao leitor uma visão geral do processo de geração de raios X, aquisição e reconstrução tomográfica industrial. Após o entendimento da técnica de escaneamento, reconstrução e apresentação do volume tomográfico, são apresentadas as fontes mais importantes de ruído e os efeitos de artefatos que também irão causar perda de qualidade das imagens e perda de definição das estruturas do objeto.

Em seguida é feita uma apresentação resumida dos conceitos e implementações de algoritmos genéticos e da transformada wavelet, bem como da sua aplicação na supressão de ruído em imagens através da técnica de limiarização.

O algoritmo desenvolvido é então descrito em detalhes, sendo em seguida efetuada uma análise do seu desempenho na remoção de ruídos a partir de imagens adquiridas, e apresentados os seus resultados para diversos objetos.

A organização do restante do texto dessa dissertação é descrita a seguir.

No Capítulo 2, os fundamentos da tomografia computadorizada são abordados, incluindo a descrição de seus componentes principais, e iniciando pela apresentação resumida da física da geração de raios X, tubos de raios X, detectores, processo de aquisição e reconstrução volumétrica.

No Capítulo 3 são apresentados os tipos mais comuns de artefatos, suas origens e formas de mitigação. O conhecimento dos artefatos que não são gerados pela dispersão radiográfica é importante para que o leitor saiba que existem técnicas estabelecidas para sua mitigação e, portanto, não é objetivo deste trabalho o seu tratamento.

O Capítulo 4 contém uma discussão sobre as fontes de ruído presentes no processo de aquisição das imagens radiográficas. Esses ruídos acabam gerando distorções no volume reconstruído, e sua redução para uma melhor visualização e definição da superfície do volume reconstruído é o principal objetivo deste trabalho.

No Capítulo 5 é apresentada uma visão geral dos algoritmos genéticos e sua implementação. Esta técnica de otimização foi utilizada com o objetivo de ajustar os parâmetros de limiarização dos coeficientes da transformada wavelet de cada imagem adquirida, de forma a diminuir ao máximo a presença do ruído em cada imagem.

No Capítulo 6 são apresentados os fundamentos da transformada wavelet e é discutida a sua implementação. Em seguida, é descrita a técnica de supressão de ruído, conhecida como *wavelet thresholding*, que tem por objetivo eliminar (ou atenuar) os coeficientes de baixa correlação com o sinal de interesse, resultando em uma técnica de filtragem não-linear do ruído que mantém as características do sinal original.

O Capítulo 7 apresenta detalhes de implementação do algoritmo desenvolvido e os resultados obtidos, comparando as imagens geradas após a filtragem com as imagens originais. Também são apresentados resultados do escaneamento de uma palheta de avião e de um conjunto de parafuso, porca e rolamento. É realizada a comparação da aplicação do algoritmo desenvolvido e dos volumes originais. Neste capítulo é também investigado se o algoritmo desenvolvido causa algum artefato ou distorção geométrica que interfira nas medições de estruturas no volume. Em seguida é realizada uma comparação com filtros de suavização tradicionais. Ao final do capítulo é apresentado o volume resultante de uma iteração do algoritmo para o escaneamento de uma peça de ferro fundido e é analisada a evolução dos resultados durante o processo, através da avaliação da melhoria da qualidade da imagem e da transformação do seu histograma de níveis de cinza. O objeto de ferro fundido também foi submetido a uma técnica de redução de ruído através da medição do ruído disperso utilizando uma placa de metal especial e o seu resultado foi comparado ao volume obtido pelo algoritmo de filtragem não-linear desenvolvido.

No Capítulo 8 são apresentadas as conclusões da pesquisa e sugestões de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentos da Tomografia Computadorizada

Neste capítulo, serão apresentados brevemente os aspectos mais importantes da tomografia computadorizada (TC), como uma base abrangente para o trabalho a seguir. Inicialmente, serão apresentadas a técnica de geração de raios X e as interações físicas entre raios X e a matéria. O objetivo é caracterizar os efeitos que permitem a geração de imagens radiográficas.

Serão apresentados os sistemas de tomografia médicos e industriais, e discutidas suas diferenças. A partir desse ponto, o trabalho irá se concentrar no tomógrafo de feixe cônico (TFC), onde serão abordados os principais componentes de um TFC e o processo de aquisição, reconstrução e visualização de volumes.

Este capítulo é concluído com uma visão geral de artefatos, causas e mitigações dentro do ambiente do TFC.

2.1 Física dos Raios X

2.1.1. Geração de Raios X

Os raios X foram detectados pela primeira vez pelo físico alemão Wilhelm Conrad Röntgen em 1895 e foram assim chamados devido ao desconhecimento de sua natureza [6]. A descoberta ocorreu quando Röntgen estudava o fenômeno da luminescência produzida por raios catódicos num tubo de Crookes, o qual encontrava-se dentro de uma caixa de papelão preta e alimentado por uma bobina de Rumkhorff.

Com o dispositivo colocado em um quarto escuro, ele observou que, quando o tubo funcionava, se produzia fluorescência num cartão pintado com platino-cianureto de

bário. A fluorescência era observada com a face do cartão pintada voltada para o tubo e com a face voltada de costas para o tubo.

Hoje, o mecanismo de geração de raios X é bem conhecido. Eles ocorrem quando partículas carregadas, principalmente elétrons, interagem com o campo elétrico de núcleos de números atômicos elevados, normalmente tungstênio. Essa interação reduz a energia cinética dessas partículas emitindo a diferença de energia sob a forma de ondas eletromagnéticas. Esse processo é conhecido como radiação de freamento ou *bremstrahlung*. Assim, os raios X são, em sua essência, ondas eletromagnéticas, com espectro ocupando a faixa de comprimento de onda em torno de 10^{-10} m, como visto na Figura 1.

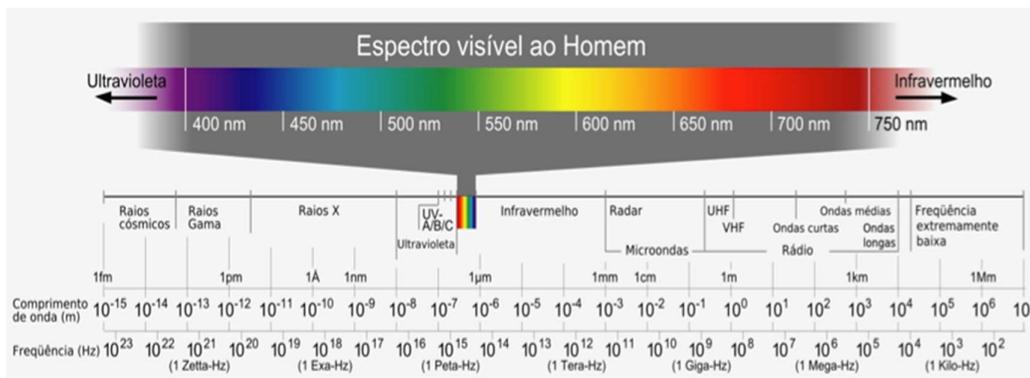


Figura 1 - Espectro de ondas eletromagnéticas. Adaptado de [7].

A energia dos raios X de freamento depende fundamentalmente da energia da partícula incidente. Os raios X gerados para uso médico não passam de 160 keV; porém, na área industrial podem chegar a 600 keV. Como o processo depende da energia e da intensidade de interação da partícula incidente com o núcleo e de seu ângulo de saída, a energia da radiação produzida pode variar de zero a um valor máximo, com espectro contínuo em energia. O espectro contínuo é o resultado direto da desaceleração de elétrons altamente energéticos pelo núcleo dos átomos de um material alvo (*target*), geralmente de tungstênio, como pode ser observado na Figura 2. Nessa figura são apresentados 3 tubos de raios X com diferentes tensões de pico máxima (kVp) para comparação dos seus espectros.

Para um alvo infinitesimalmente fino, a eletrodinâmica quântica prediz que a intensidade de raios X produzida por uma desaceleração é constante até a energia do

elétron. Para um alvo de espessura grossa, o espectro pode ser modelado como a superposição de um número de camadas finas.

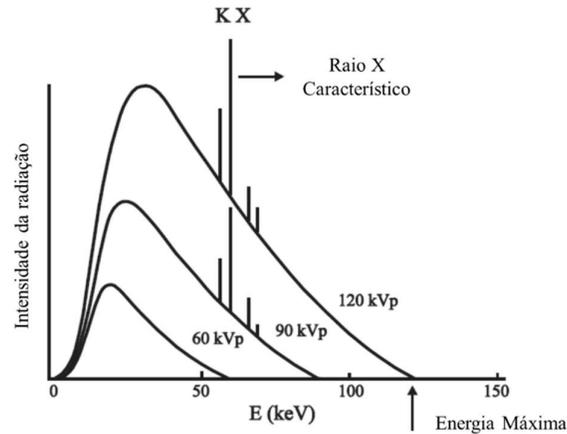


Figura 2 - Espectro de raios x para energias máximas de 60, 90 e 120 KV com *target* de tungstênio. Adaptado de [8].

2.2 Interação com a Matéria

A intensidade da radiação diminui exponencialmente enquanto os fótons de raios X percorrem a matéria. Isto é devido ao fato de que alguns dos fótons interagem com os átomos dentro deste material, seja pelo processo de absorção ou pelo processo de espalhamento.

Devido ao seu caráter ondulatório, à ausência de carga e de massa de repouso, os raios X podem penetrar em um material, percorrendo grandes espessuras antes de sofrer a primeira interação. Este poder de penetração depende da probabilidade ou seção de choque de interação para cada tipo de evento, que pode absorver ou espalhar a radiação incidente [8].

2.2.1 Efeito Fotoelétrico

O efeito fotoelétrico é caracterizado pela transferência total da energia da radiação a um único elétron orbital, que é expelido com uma energia cinética E_c . A Figura 3 mostra

uma ilustração esquemática do efeito fotoelétrico. Durante esta interação, o fóton é completamente absorvido e o elétron orbital, chamado de fotoelétron, é ejetado do átomo. O efeito fotoelétrico representa um processo de ionização, que possui a seguinte equação:

$$E_c = h \cdot \nu - B_e, \quad (1)$$

na qual h é a constante de Planck, ν é a frequência da radiação e B_e é a energia de ligação do elétron orbital.

A direção de saída do fotoelétron em relação à de incidência do fóton incidente varia com a energia. Para energias acima de 3 MeV, a probabilidade de o elétron sair na direção e sentido do fóton é alta; para energias abaixo de 20 keV, a maior probabilidade é a de sair com um ângulo de 70°. Isto se deve à ação dos campos elétrico e magnético que, variando na direção perpendicular à de propagação do fóton, exercem força sobre o elétron na direção de 90°, e se compõem com o momento angular do elétron.

O efeito fotoelétrico é predominante para baixas energias e para elementos químicos de elevado número atômico Z . A probabilidade de ocorrência aumenta com Z^4 e decresce rapidamente com o aumento da energia. Para os elétrons do mesmo átomo, a probabilidade de ocorrência do efeito fotoelétrico é maior para os que possuem maior energia de ligação, isto é, os elétrons das camadas K, L e M.

A vaga deixada pelo fotoelétron é preenchida por um elétron de uma camada mais alta. Como resultado deste processo de recombinação, a energia de transição será emitida como fluorescência de raio X característico ou como um elétron Auger.

O elétron Auger surge quando esta energia é transferida a um outro elétron, que pode ser ejetado do átomo. A energia cinética do elétron Auger corresponde à diferença de energia entre a quantidade de energia para ionização de onde provém o elétron Auger e a energia de transição eletrônica entre os níveis, ou seja, os níveis correspondentes à origem da energia e a origem do elétron Auger.

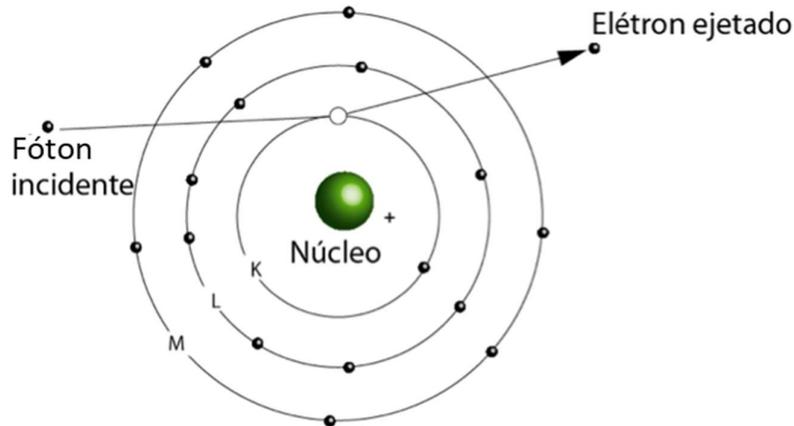


Figura 3 - Representação do efeito fotoelétrico. Adaptado de [9].

2.2.2 Efeito Compton

Num processo de dispersão de Compton, um fóton de raio X incidente colide com um elétron orbital quase livre, isto é, com baixa energia de ligação. O fóton incidente de energia $h \cdot \nu$ é espalhado em outra direção e com menor energia sob um certo ângulo de espalhamento θ .

Durante este evento de colisão, o fóton transfere apenas parte da sua energia para o elétron como no processo de absorção fotoelétrica. A transferência de energia depende da direção do elétron emergente e é aleatória. Assim, de um fóton de energia fixa podem resultar elétrons com energia variável, com valor de energia indo de zero até o valor máximo da energia do fóton. Esse efeito é representado na Figura 4.

A energia do fóton espalhado E_c depende da energia do fóton incidente e do ângulo de espalhamento θ . A energia E_c é dada pela seguinte equação:

$$E_c = \frac{h \cdot \nu}{1 + \alpha(1 - \cos \theta)}, \text{ onde} \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{h \cdot \nu}{m_e \cdot c^2}, \quad (3)$$

m_e é a massa do elétron e c é a velocidade da luz no vácuo.

A energia do fóton espalhado é máxima para $\theta = 0^\circ$ e mínima para $\theta = 180^\circ$.

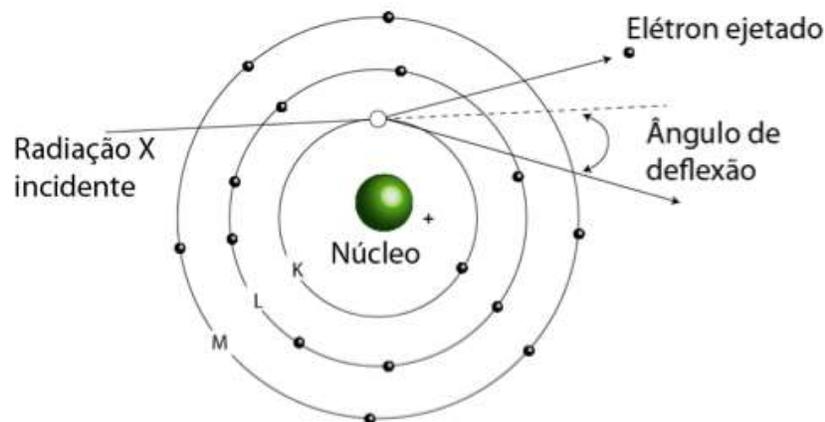


Figura 4 - Representação do efeito Compton. Adptado de [9].

2.2.3 Dispersão de Rayleigh

O processo de dispersão de Rayleigh é de natureza elástica e coerente, isto é, as energias do fóton incidente e disperso de raios X são as mesmas, $E_c = h \cdot \nu$, e as suas fases estão correlacionadas. No entanto, eles têm diferentes direções de propagação, que é expressa através de um ângulo de dispersão θ .

O efeito Rayleigh tem maior probabilidade de ocorrência para baixas energias dos fótons e para valores altos de Z . O processo de dispersão de Rayleigh é considerado um caso particular do efeito Compton.

2.2.4 Produção de Pares

Uma das formas predominantes de absorção da radiação eletromagnética de alta energia é a produção de par elétron-pósitron. Este efeito ocorre quando fótons de energia superior a 1,022 MeV passam perto de núcleos de número atômico elevado, interagindo com o forte campo elétrico nuclear. Nesta interação, a radiação desaparece e dá origem a um par elétron-pósitron.

As duas partículas transferem a sua energia cinética para o meio material, sendo que o pósitron volta a se combinar com um elétron do meio e dá origem a 2 fótons, cada um com energia de 511 keV. Esse efeito é representado na Figura 5.

O efeito não ocorre em TCs industriais e médicas, pois os limites de energia ficam bem abaixo do 1,022 MeV necessários para se gerar o efeito.

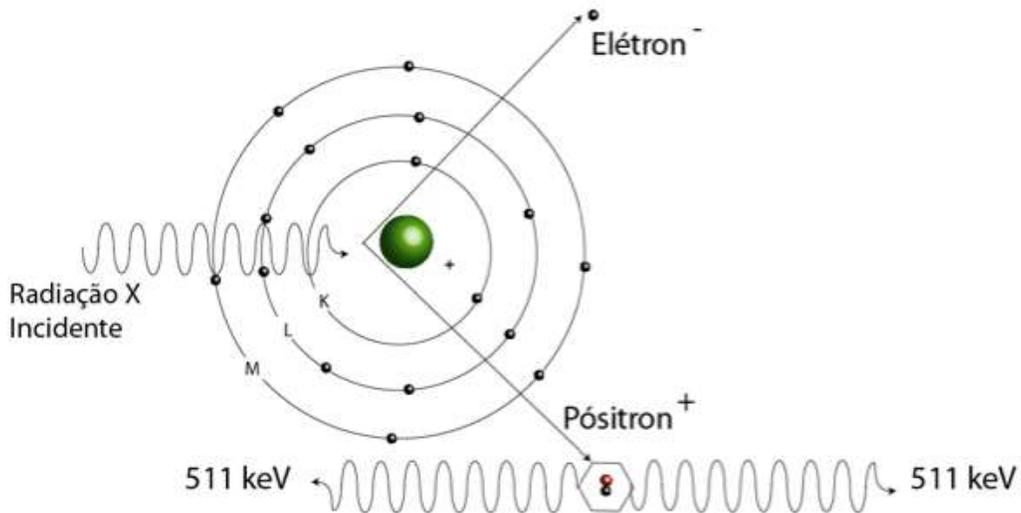


Figura 5 - Representação do efeito de produção de pares. Adaptado de [9].

A Figura 6 ilustra a probabilidade de ocorrência dos efeitos fotoelétrico, Compton e de produção de pares na interação com a matéria de acordo com o nível de energia e o número atômico do material. Assim, como a tomografia na área industrial está limitada a 450 kV, temos a maior incidência de efeito Compton e efeito fotoelétrico, não ocorrendo produção de pares dentro do tomógrafo.

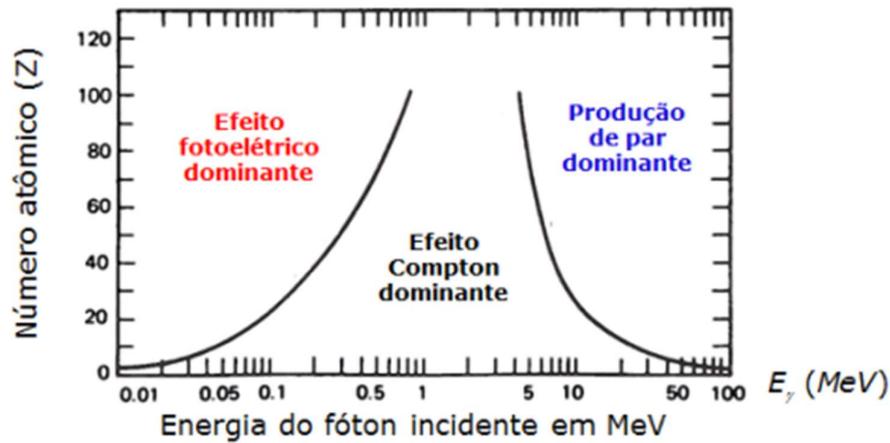


Figura 6 - Probabilidade de ocorrência dos efeitos de interação de raios X com a matéria a depender do nível energético e no número atômico do material alvo. Adaptado de [8].

2.2.5 Atenuação de Raios X

Considerando um feixe de raios X muito estreito e monocromático que passa através de uma fina camada de material homogêneo, esse feixe de raios X pode ser visto como um fluxo de partículas, ou seja, fótons. Ao passar através do material, cada fóton individual tem uma certa probabilidade de interagir com o material por um dos processos de interação descritos nas Seções 2.2.2 a 2.2.4. Cada um dos processos de interação altera fundamentalmente o estado do fóton, mudando sua energia e/ou momento ou ainda eliminando completamente o fóton.

A atenuação da intensidade do feixe de raios X monocromático estreito é descrita por uma lei de atenuação exponencial chamada lei de Beer-Lambert:

$$I(x) = I_0 \cdot e^{-\mu(Z,\varepsilon) \cdot x} \quad (4)$$

aqui, I_0 denota a intensidade de raios X incidente, $I(x)$ a intensidade do feixe de raios X depois de ter atravessado um material de espessura x , e $\mu(Z, \varepsilon)$ é o coeficiente de atenuação linear que é dependente do material (Z) e da energia do feixe (ε).

De acordo com a Eq. (4), nota-se que, além da energia do feixe, a intensidade resultante dependerá do material e da espessura atravessada, como ilustrado na Figura 7, que mostra um exemplo da comparação da intensidade de raios X após penetração em 3 amostras. A amostra A teria a menor intensidade resultante I_1 se comparada às amostras B e C por possuir material mais denso que B e C e maior espessura que C, enquanto que a amostra B teria menor intensidade resultante I_2 se comparada à amostra C, porque, apesar de serem do mesmo material, a amostra B é mais espessa que C, atenuando mais a radiação. Essas intensidades resultantes serão vistas na imagem gerada como diferentes níveis de cinza.

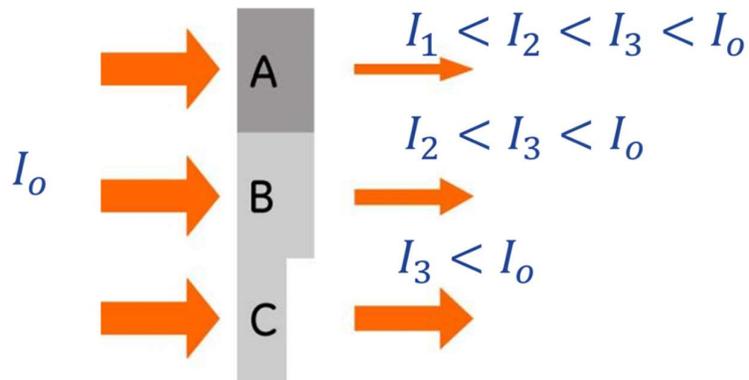


Figura 7 - Representação da atenuação da intensidade de raios X incidentes I_0 , após penetração em: A) Material de referência (I_1), B) Material menos denso que A e de mesma espessura (I_2) e C) Material de mesma densidade que B, porém de menor espessura (I_3) [10].

Assim, negligenciando as reações foto nucleares e a geração de pares, o coeficiente de atenuação linear total pode ser escrito como:

$$\mu = \sigma + \kappa, \quad (5)$$

σ é o coeficiente de atenuação Compton total, incluindo o efeito Rayleigh e κ é o coeficiente de atenuação devido ao efeito fotoelétrico.

Como o coeficiente de atenuação linear varia com o material, incluindo seu estado físico, costuma-se tabular os valores dos coeficientes de atenuação divididos pela

densidade do material, tornando-os independentes do seu estado físico. Neste formato tabelado ele tem a denominação de Coeficiente Mássico.

Assim, o coeficiente total de transferência de energia para interações com fótons, é dado por:

$$\frac{\mu}{\rho} = \frac{\sigma}{\rho} + \frac{\kappa}{\rho}, \quad (6)$$

ρ é a densidade do material.

2.3 Tomografia Básica

A tomografia computadorizada começou a ser desenvolvida nos anos 1960, ainda de forma lenta. A maior dificuldade nesta época estava na formulação matemática para a reconstrução do volume escaneado a partir de suas projeções. Entre 1963 e 1964, Allan Cormack estudava a distribuição dos coeficientes de atenuação do corpo e desenvolveu um algoritmo matemático para reconstrução tridimensional da distribuição de radionuclídeos em um tratamento de tumor por radioterapia. Esse algoritmo era baseado na transformada de Radon, desenvolvida por Johann Radon em 1917 [11]. Iremos abordar com mais detalhes a parte matemática na Seção 2.3.3.

Godfrey Hounsfield vinha trabalhando em novas técnicas de melhoria no diagnóstico radiológico, quando em conjunto com Cormack, apresentou em 1971, o primeiro protótipo de um tomógrafo computadorizado para fazer escaneamento cerebral, que pode ser visto na Figura 8.

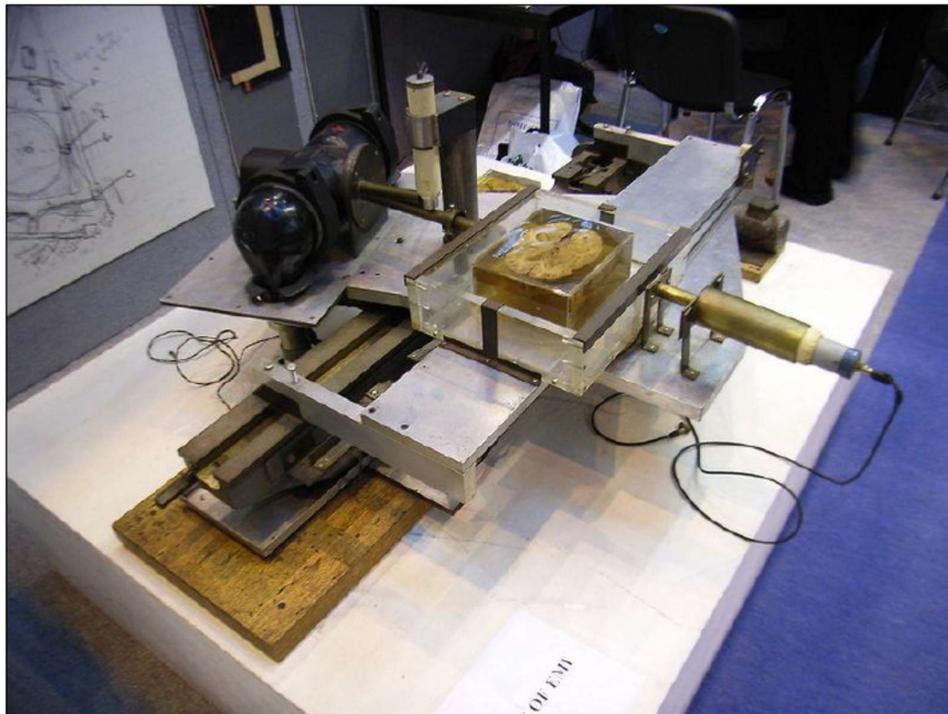


Figura 8 - Protótipo do primeiro tomógrafo por Hounsfield, escaneando um cérebro humano [12].

Na história da tomografia computadorizada, diferentes gerações de scanner foram desenvolvidas. Atualmente já estamos na quinta geração de TC médicos. A Figura 9 dá uma visão geral de um moderno tomógrafo comercialmente disponível para aplicações no campo médico.



Figura 9 - Típico tomógrafo médico. Adaptado de [10].

Os TCs industriais possuem uma geometria diferente dos TCs médicos, como se pode observar de forma geral nas figuras 10 e 11 de equipamentos de TC industrial marca GE. O TC médico é projetado para que o objeto de estudo, no caso, o corpo humano, fique em repouso, enquanto a fonte de raios X e o detector giram em volta do objeto. No TC industrial, normalmente, o objeto gira enquanto a fonte de raios X e o detector ficam parados. Essa diferença geométrica aliada a blindagem da cabine existente nos equipamentos industriais impacta mais fortemente na dispersão ambiental.

Outras diferenças como nível de energia, tamanho do ponto focal, quantidade de linhas e resolução do detector em conjunto com a diferença de materiais do objeto de estudo da TC médica e da TC industrial acabam gerando diferenças significativas nos tipos e intensidades de ruídos presentes na imagem.

Atualmente já existem equipamentos que procuram juntar os dois mundos para aproveitar a alta velocidade do TC médico na área industrial [13]. Desta forma, consegue-se levar para a linha de produção industrial a velocidade do tomógrafo médico aliada a robustez e blindagem necessárias ao ambiente industrial, à título de comparação, essa nova geração híbrida consegue tomografar um cabeçote de motor em 1 minuto e meio, enquanto um tomográfico industrial tradicional levaria ao menos 15 minutos. Essa redução de tempo é muito impactante para uma linha de produção automotiva.



Figura 10 - TC industrial GE VTOMEX|M 300. Adaptado de[10].



Figura 11 - Partes internas de um TC industrial. Adaptado de [10]

Para as considerações do presente trabalho, vamos nos concentrar em sistemas de TFC que são os sistemas mais utilizados na indústria e são os mais afetados pela interferência de radiação dispersa. Todas as experiências apresentadas neste trabalho foram realizadas no laboratório do centro de pesquisa da GE no Rio de Janeiro no sistema Vtomex|M 300 mostrado na Figura 10.

O sistema Vtomex|M 300 é um equipamento de micro-TC que possui duas fontes de raios X: um tubo direcional aberto microfoco de 300 kV e um tubo de transmissão considerado nanofoco de 180 kV (com tamanho focal inferior a $1\mu\text{m}$ de baixa potência). Neste sistema, amostras de até 50 kg com 320 mm de diâmetro e 600 mm de altura podem ser escaneadas. Após a aquisição das imagens, é realizada a reconstrução volumétrica em uma estação de trabalho HP Z800 com 96 GB de memória RAM e 3 placas gráficas AMD 7900. A visualização dos volumes é feita na mesma estação de trabalho usando o software comercial VGStudio 3.1.

Neste trabalho foi utilizado o tubo microfoco de 300kV devido a necessidade de tensão e potência necessárias para escaneamento das amostras.

As seções a seguir explicam brevemente o princípio de funcionamento e os parâmetros mais importantes dos elementos-chave na cadeia de aquisição e reconstrução de um sistema TFC, ou seja, o tubo de raios X, o detector de tela plana, a cabine, o

processo de aquisição e de reconstrução e, finalmente, o passo de visualização e medições dimensionais.

2.3.1 Tubo de Raios X

Os modernos tubos de raios X originam-se da concepção de tubos desenvolvidos por W.D. Coolidge a partir de 1913. Neste tipo de tubo, se utiliza um tubo com vácuo, onde os elétrons livres são gerados por efeito termiônico por aquecimento de um filamento de tungstênio, o cátodo. Ao aplicar uma alta tensão elétrica entre cátodo e ânodo, os elétrons são acelerados pelo campo elétrico. Sua velocidade, e portanto, sua energia cinética aumenta.

A energia máxima E_{max} que podem ganhar é dada pelo potencial das cargas dos elétrons. Os elétrons fortemente acelerados atingem o ânodo alvo U do campo elétrico aplicado e interagem com os átomos do material alvo. Essencialmente, a maior parte da energia que os elétrons transmitem é convertida em calor, enquanto apenas cerca de 0,5% da energia é convertida em raios X.

Os elétrons são desacelerados quando estão próximos a um núcleo atômico ou a elétrons orbitais. Esta desaceleração produz um espectro contínuo de raios X mostrado na Figura 12 para diferentes tensões de ânodo. Assim, a tensão de aceleração determina o limite energético superior dos raios X emitidos.

Os tubos mais modernos utilizam lentes magnéticas para focar os elétrons livres em um ponto no alvo, com o objetivo de diminuir a área de interação com o alvo. Esse ponto é chamado ponto focal, e tem dimensão na ordem de micrômetros. Este tipo de tubo pode ser visto na Figura 13.

Para a geração de raios X é aplicada uma tensão no filamento U_H , resultando em uma corrente elétrica, que, por efeito termiônico, emite um feixe de elétrons que são atraídos inicialmente para a grade pela diferença de potencial aplicada U_G e posteriormente acelerados até o anodo pela diferença de potencial U_{ACC} .

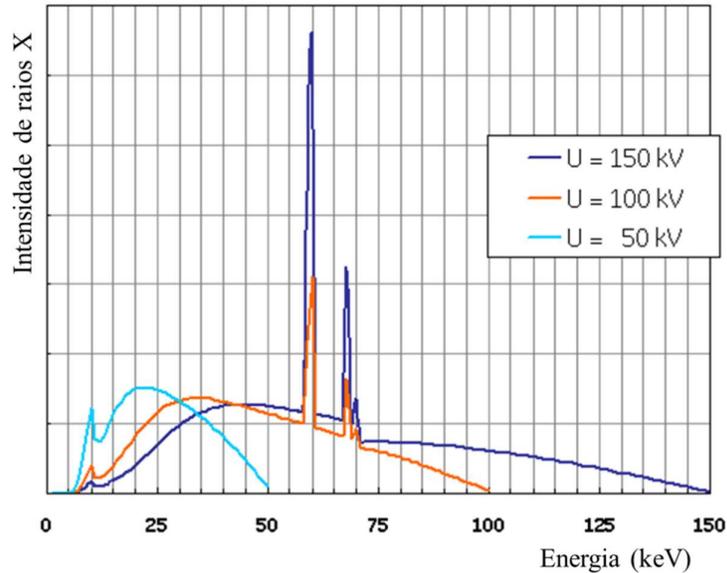


Figura 12 - Espectros de raios-X medidos para três tensões de aceleração diferentes (50 kV, 100 kV e 150 kV). O espectro de *bremsstrahlung* contínuo é sobreposto por linhas discretas provenientes da radiação característica, no tungstênio os picos estão em 59 keV e 69 keV [10].

Devido à maior fragilidade, possibilidade de queima do foco e necessidade de manutenção de partes internas, esses tubos, geralmente, são do tipo aberto. Tubos abertos possuem uma bomba de vácuo, que permite a criação de vácuo durante o seu funcionamento e a ventilação com entrada de ar para possibilitar abertura e manutenção [10].

Idealmente, o tamanho do ponto focal do tubo de raios X seria infinitamente pequeno. Do ponto de vista técnico, isto gera um problema de que todos os elétrons depositam a sua energia numa área muito pequena do alvo, gerando calor que pode rapidamente ultrapassar um limite crítico, isto é, o ponto de fusão do material alvo. Assim, é necessário ter uma compensação entre o tamanho do ponto focal e a potência do tubo de raios X.

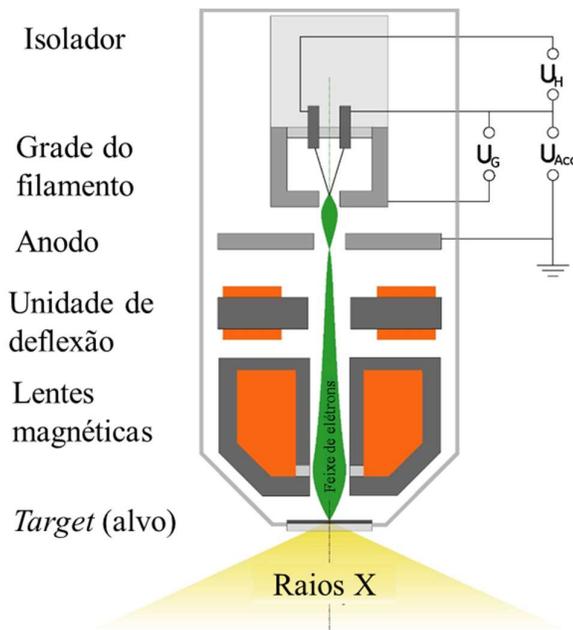


Figura 13 - Tubo micrométrico típico, mostrando seus componentes e as tensões de filamento U_H , anodo U_{Acc} e grade U_G [10].

Existem dois diferentes projetos de tubo de raios X com ponto focal pequeno: o tubo transmissão e o tubo direcional. O primeiro é usado principalmente para aplicações de END que requerem alta resolução. Nos tubos direcionais é utilizado um *target* de maior poder de dissipação de calor, permitindo que se trabalhe com mais potência em detrimento da resolução.

O tamanho do ponto do focal é de extrema importância nas aplicações de END, pois define a máxima resolução do sistema e, por consequência, a penumbra que vai existir na definição das bordas da superfície gerada após a reconstrução.

Em tomografia utiliza-se o termo voxel para se referir a menor unidade de volume gerenciável, seria o equivalente ao pixel de uma imagem bidimensional.

Em um sistema de TC industrial alguns fatores são essenciais para definir o tamanho de voxel e permitir a detectabilidade, nesta ordem de importância: o tubo de raio X (tamanho do ponto focal), a geometria da amostra e como ela pode ser posicionada dentro do sistema de aquisição, a resolução dos detectores e precisão de manipuladores para posicionar e rotacionar a amostra.

A Figura 14 mostra a comparação da nitidez obtida com diferentes tamanhos de ponto focal. Quanto menor o ponto focal, menos penumbra na imagem e melhor qualidade na reconstrução, que utiliza a soma de todas as imagens.

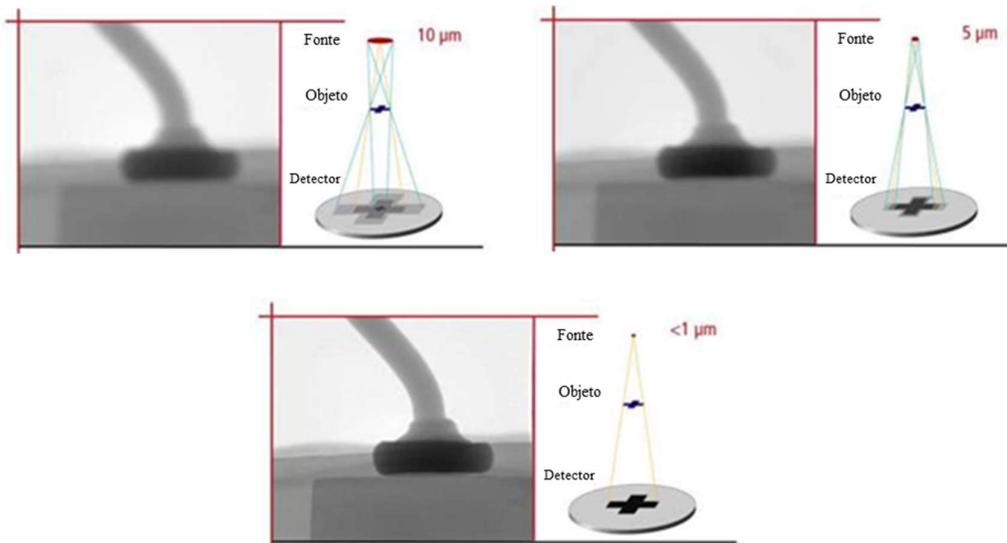


Figura 14 - Imagens obtidas com tubos de diferentes tamanhos de ponto focal [10].

Nos experimentos descritos neste trabalho, empregamos o tubo de microfoco de 300 kV, que foi especialmente projetado para aplicações END de alta resolução, com ponto focal na ordem de 80 μm .

2.3.2. Detector

No início, a detecção de raios X era feita através de filmes fotográficos simples e ao longo dos anos foi evoluindo para o uso de placas de fósforo reutilizáveis. Estas técnicas não permitiam a visualização de imagens em movimento, apenas registram a imagem como uma fotografia. Com a evolução dos sistemas de detecção, passou-se a utilizar sistemas que convertiam raios x em luz visível, como as telas fluorescentes. Com o uso de câmeras, inicialmente analógicas e posteriormente digitais, podia-se então filmar a tela e ver as imagens em um monitor em tempo real.

Nos sistemas de TFC utiliza-se uma técnica de detecção mais moderna, os Detectores de Matriz Digital (DDA). Esses detectores funcionam usando um cintilador,

normalmente de iodeto de césio ou de óxido de gadolínio que tem a função de converter os raios X detectados em luz visível.

Abaixo da camada do cintilador vem uma camada, normalmente semicondutora, que faz a conversão da luz visível em corrente elétrica. Após esse estágio, uma eletrônica de precisão amplifica, condiciona e digitaliza o sinal para enviá-lo a um computador para processamento das imagens. O diagrama apresentado na Figura 15 mostra o processo de conversão e a Figura 16 apresenta a constituição interna de um detector de raios X da General Electric.

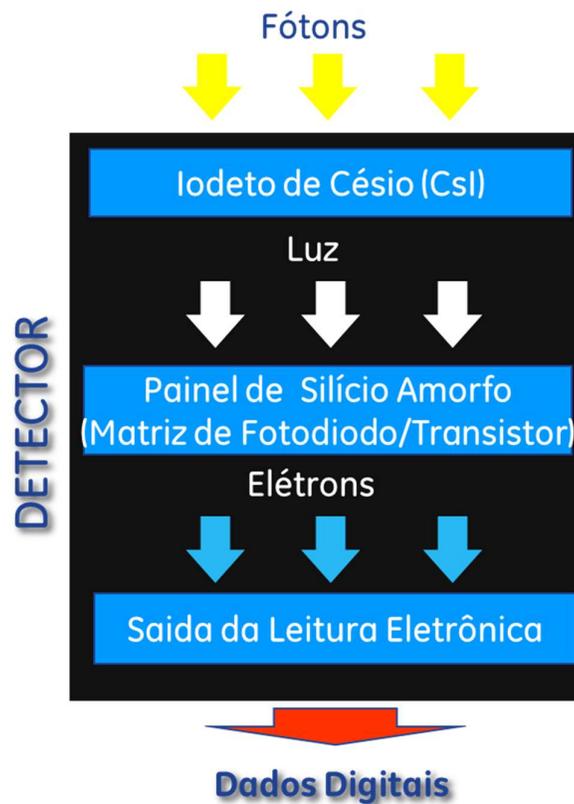


Figura 15 - Diagrama de funcionamento de um detector de raios X por conversão indireta. Adaptado de [14].

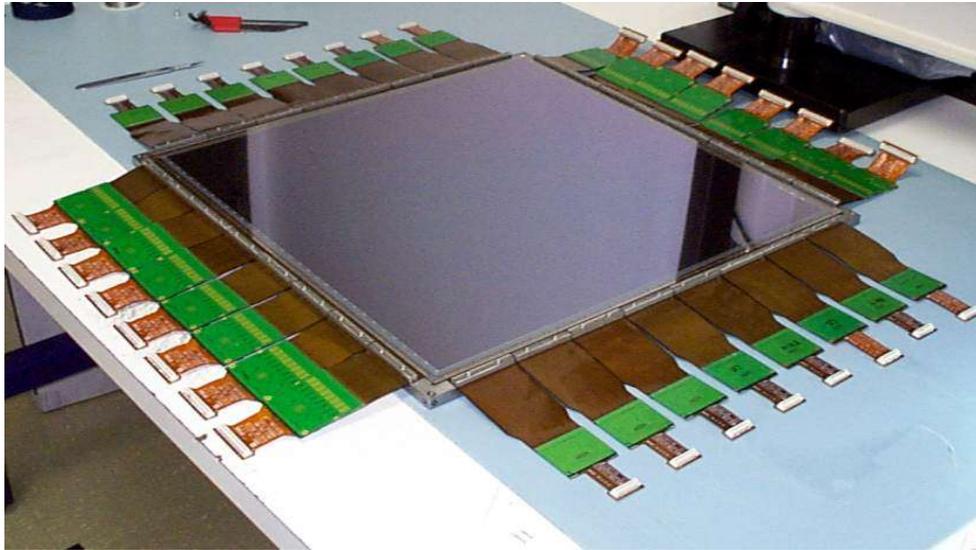


Figura 16 - Detector digital GE DXR250 de 16"×16". Adaptado de [10].

O DDA possui uma matriz de pixels fixa, assim a resolução e quantidade de pixels é definida pelo modelo do detector e não pode ser alterada por software. A resolução do detector é dada pelo tamanho de cada pixel e tem impacto no ruído, já que quanto menor o tamanho do pixel, menor é área sensível a radiação, assim o ruído eletrônico e o ruído inerente a camada de cintilação acabam piorando a relação sinal-ruído (SNR). Outro parâmetro do detector importante é a sensibilidade, que representa o ganho do detector. Esse parâmetro pode ser alterado por software.

Neste trabalho foi utilizado o detector GE DXR250, que possui resolução de 200 μm e área útil de 400×400 mm.

2.3.3 Cabine Auto Blindada e Componentes Mecânicos

O sistema de tomografia, normalmente, é fornecido dentro de uma cabine auto blindada com chumbo para que não seja preciso ter uma sala ou bunker desenhado para atender os requisitos de radioproteção. Dentro da cabine existe um sistema de manipulação de precisão que é responsável pelo movimento da amostra, sua rotação e controle de magnificação geométrica.

Esses componentes, assim como a própria estrutura da cabine, acabam refletindo ondas de raios X que chegam com defasagem ao detector, sendo mais uma fonte de ruído. As fontes de ruído por dispersão de raios X serão abordadas no Capítulo 4.

2.3.4 Aquisição de Imagens

O primeiro passo para reconstruções 3D de uma amostra é a aquisição de uma série de projeções radiográficas de toda a amostra. Este processo é feito com exposições radiográficas sequenciais usando fonte de raios X e um detector digital (DDA) posicionado atrás do objeto, enquanto a amostra é rotacionada até completar uma volta, em passos de menos de um grau como mostrado na Figura 17. Quanto mais imagens adquiridas ou menor o passo, melhor a qualidade da tomografia pois contornos e bordas serão mais bem resolvidos na reconstrução.

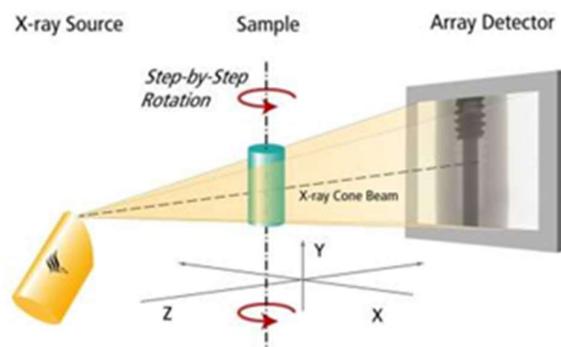


Figura 17 - Representação da aquisição de imagens bidimensionais. Adaptado de [15].

Para obter uma reconstrução acurada dos dados, toda a profundidade e diâmetro da amostra através da rotação em 360° precisam permanecer no campo de visão do cone de radiação, de forma que todo o diâmetro da amostra seja completamente exibido em cada imagem capturada durante a aquisição. Além disso, toda a geometria da amostra, considerando cada ângulo de aquisição, precisa ser completamente penetrada com o nível de energia em que a amostra está sendo escaneada. Visando obter uma melhor resolução, é possível realizar aquisições em apenas uma região de interesse, desde que observados os mesmos cuidados descritos acima.

2.3.5 Reconstrução Volumétrica

A teoria da reconstrução volumétrica é abordada na literatura científica através de diversas abordagens diferentes. Vamos nos concentrar no método da retroprojeção filtrada (FBP) [16] implementada numericamente usando transformada de Fourier, que é o mais comum e também é o método usado ao longo das tomografias descritas neste trabalho. Os métodos FBP devem sua popularidade ao fato de que eles podem ser executados com muito menos esforço computacional do que algoritmos algébricos ou estatísticos.

Cada imagem adquirida contém informações sobre a posição e diferentes características de densidades e absorção da amostra. O conjunto destes dados (níveis de cinza) contidos em cada projeção será usado para reconstrução numérica do volume através de algoritmos aplicados nos dados de cada imagem.

2.3.5.1 Transformada de Radon

Consideramos inicialmente uma situação ideal, com geometria de feixes paralelos, sem radiação dispersa e um objeto arbitrário com distribuição de material inicialmente desconhecida, isto é, coeficiente de atenuação μ . A Figura 18 ilustra esse cenário para um feixe de raios X incidindo em um determinado ângulo θ . Nessa situação, a lei de Beer-Lambert pode ser reescrita como:

$$I(n) = I_0 \cdot e^{-\int_C \mu(l) dl}, \quad (7)$$

na qual C representa um dos raios paralelos, I_0 a intensidade do raio incidente, $I(n)$ a intensidade medida no pixel n no detector. Fazendo a normalização e aplicando o logaritmo na Eq. (7), teremos:

$$P(n) = \ln\left(\frac{I_0}{I(n)}\right) = \int_C \mu(l) dl. \quad (8)$$

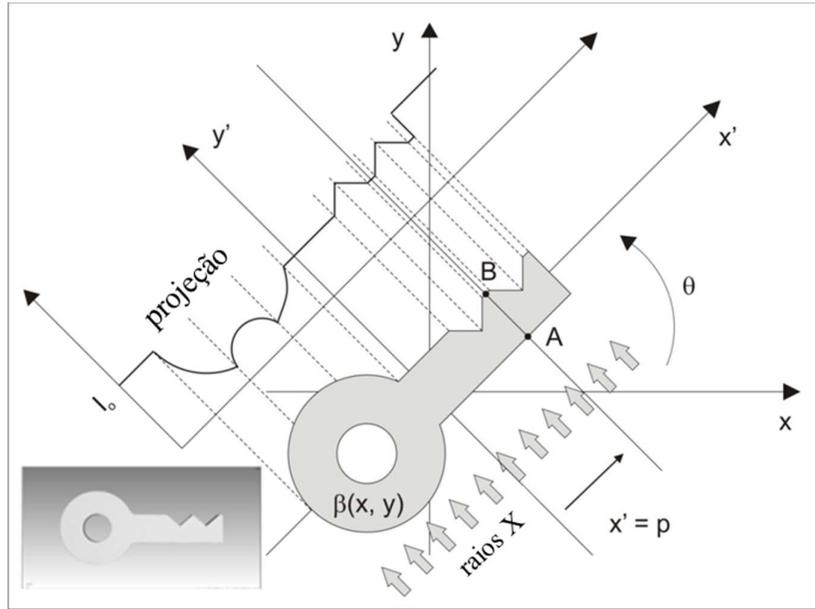


Figura 18 - Aplicação da transformada de Radon em um objeto. Adaptado de [17].

Fazendo a extensão da equação para todos os raios X do feixe e considerando que o plano de projeção possui um ângulo θ em relação ao eixo x chegamos à Eq. (9), que representa a transformada de Radon de $\mu(x, y)$. As coordenadas (x', y') são as coordenadas obtidas por rotação das coordenadas (x, y) por um ângulo θ .

$$P(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \mu(x' \cdot \cos(\theta) - y' \cdot \sin(\theta), x' \cdot \sin(\theta) + y' \cdot \cos(\theta)) ds. \quad (9)$$

Usando a função delta de Dirac, as projeções da equação podem ser descritas como:

$$P(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mu(x, y) \delta(x' - x \cdot \cos(\theta) - y \cdot \sin(\theta)) dx dy. \quad (10)$$

O processo de aquisição de dados tomográficos nos fornece um conjunto de N projeções angulares, cada uma consistindo em uma projeção do objeto escaneado relacionada a um determinado ângulo $\theta = n \cdot \frac{360}{N}$.

Como o objetivo é determinar $\mu(x, y)$, tendo o conjunto de projeções, precisamos obter a transformada inversa de Radon.

2.3.5.2 Teorema da Fatia de Fourier

Na literatura existem diversas maneiras de se chegar diretamente na transformada inversa, porém a técnica mais utilizada consiste em se obter a transformada de Fourier através do teorema da fatia de Fourier.

Inicialmente obtemos a transformada de Fourier 2D de $\mu(x, y)$.

Fazendo

$$\begin{bmatrix} k_x \\ k_y \end{bmatrix} = x' \begin{bmatrix} \cos(\theta) \\ \text{sen}(\theta) \end{bmatrix}, \quad (11)$$

obtemos

$$F\{\mu(k_x, k_y)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mu(x, y) e^{-j \cdot 2\pi(k_x \cdot x + k_y \cdot y)} dx dy. \quad (12)$$

Como estamos interessados em obter $\mu(x, y)$, obtemos a transformada inversa.

$$\mu(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F\{\mu(k_x, k_y)\} e^{j \cdot 2\pi(k_x \cdot x + k_y \cdot y)} dk_x dk_y. \quad (13)$$

Substituindo a Eq. (13) na Eq. (12), obtemos:

$$\mu(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F\{\mu(\rho, \theta)\} e^{j2\pi \cdot \rho(\cos(\theta)x + \sin(\theta)y)} \rho d\rho d\theta. \quad (14)$$

Assim, através da transformada de Fourier, podemos chegar a uma expressão dos coeficientes de atenuação.

2.3.5.3 Retroprojeção Filtrada

Partindo da Eq. (14), após algumas simplificações chegamos à seguinte expressão:

$$\mu(x, y) = \int_0^{\infty} \bar{g}(\rho, \theta) \cdot (x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta)) d\theta, \quad (15)$$

na qual

$$\bar{g}(\rho, \theta) = P(\rho, \theta) * g(n) \text{ e} \quad (16)$$

$$g(n) = \int_{-\infty}^{\infty} |p| e^{j2\pi \cdot p \cdot n} dp. \quad (17)$$

A operação representada pela Eq. (15) é chamada Retroprojeção Filtrada, o operador $g(n)$ é um filtro passa alta. Na prática, é feita a filtragem de cada projeção antes de passar pelo processo de retroprojeção. Sem a filtragem, a reconstrução resultante apresentaria uma imagem borrada.

A Figura 19 mostra um exemplo deste efeito. O efeito de névoa (*blur*) acontece, pois todas as visualizações contribuem muito para o centro da imagem, onde todas as projeções se sobrepõem. O efeito na imagem aparece como se esta imagem fosse vista fora de foco em um sistema ótico. A função de desfocagem é proporcional a $\frac{1}{r}$, onde r é a distância do pixel até o centro da imagem.

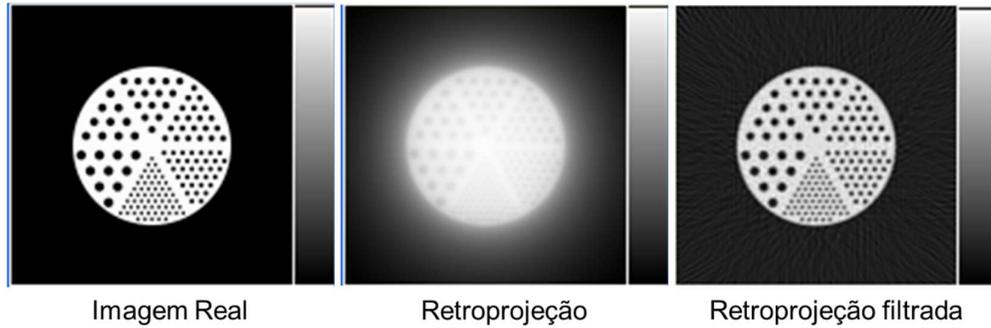


Figura 19 - Efeito de enevoamento de uma fatia tomográfica sem aplicação de filtro. Adaptado de [18].

Na Figura 20 é apresentado um exemplo simplificado do processo de reconstrução, onde são utilizadas 4 projeções de 4x4 pixels. A reconstrução é feita em camadas ou fatias, que vão sendo consolidadas e empilhadas para gerar a representação tridimensional do objeto.

Para reconstruir este exemplo são usadas 4 fatias. Na Figura 20 também é mostrada a reconstrução de uma das fatias (fatia 2), em que é feita uma retroprojeção de cada imagem - o conjunto das quatro projeções sobrepostas já ilustra a reconstrução desta fatia, em que se pode distinguir as informações de posição e densidade do modelo, apesar de exibir alguns artefatos.

Com um maior número de imagens, estes artefatos são eliminados pelo algoritmo de reconstrução. Esta mesma operação seria, então, repetida para todas as fatias do objeto. A reconstrução das demais camadas vai gerar uma representação 3D do objeto completo de 4x4x4 voxels.

A Figura 21 mostra as etapas do processo de reconstrução de imagem utilizando retroprojeção filtrada para uma fatia de uma vela automotiva. O filtro logarítmico é utilizado para linearizar o decaimento exponencial dos raios X que ocorre devido à densidade e ao comprimento longitudinal do material.

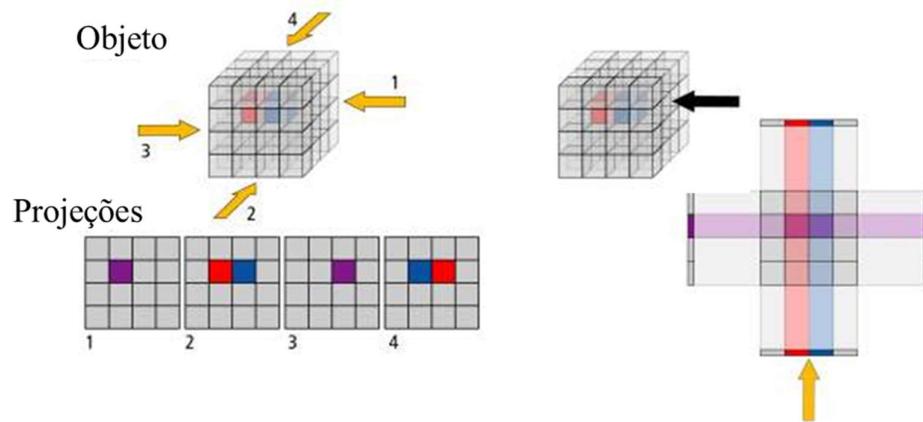


Figura 20 - Modelo simplificado com 4 projeções de um objeto e reconstrução da fatia 2 [15].

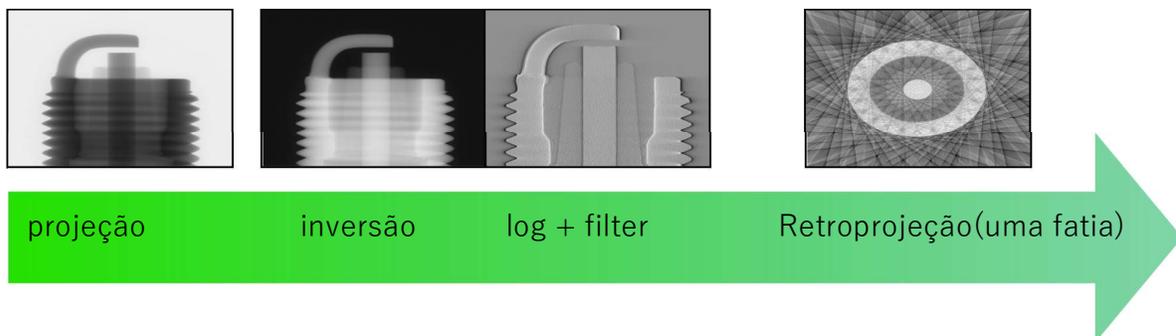


Figura 21 - Exemplo dos passos de reconstrução de uma fatia de uma vela automotiva [15].

2.4 Visualização de Volume

Após realizar a reconstrução da amostra, o volume pode ser visualizado, cortado, manipulado e estudado de acordo com o objetivo do ensaio. Podem ser atribuídas cores a diferentes superfícies ou densidades. Também podem ser feitos cortes virtuais para evidenciar uma região de interesse, efetuar medidas, análises de falhas, entre outras opções de análises. A Figura 22 mostra um comparativo de uma imagem 2D de raios X (projeção) e uma imagem 3D tomografada da mesma peça.

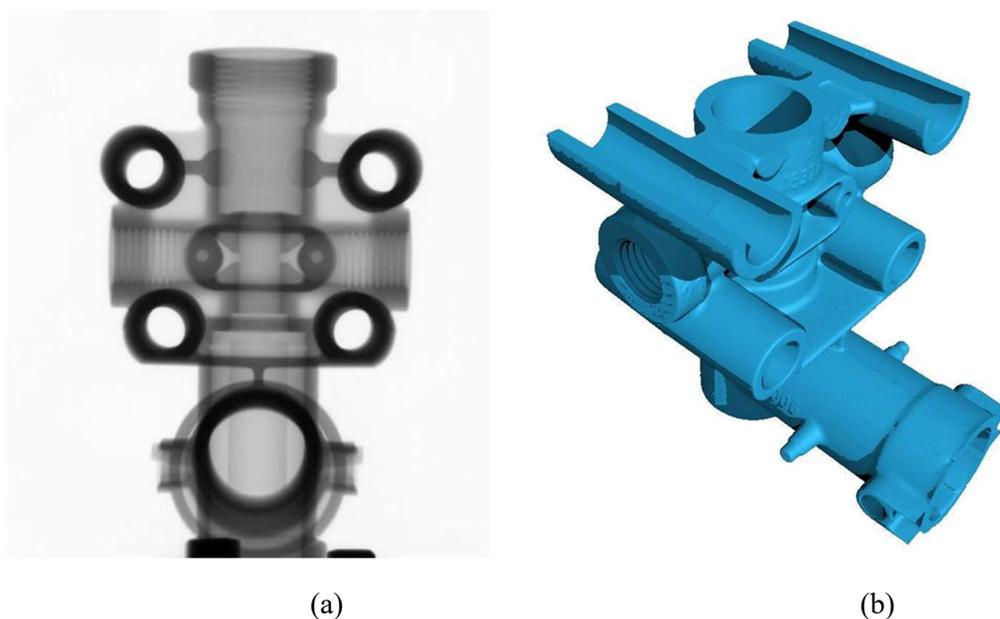


Figura 22 - Comparação entre uma projeção de raio X 2D (a) e tomografia 3D (b) de uma mesma peça de alumínio fundido [10].

Existem diversos programas de visualização para análise do volume tomografado, tanto proprietários, quanto de uso livre. O programa de visualização utilizado nesse trabalho é o VGstudio 3.1. A Figura 23 apresenta uma tela típica desse programa, onde as janelas superiores e a janela da esquerda inferior apresentam os cortes tomográficos nos planos superior, frontal e lateral. A janela inferior direita mostra o volume 3D reconstruído.

Vale observar que as imagens de corte vistas nas 3 janelas da Figura 23 representam uma vista equivalente à que se teria se a peça fosse cortada em seus respectivos planos. Na Figura 22(a) é uma imagem de radiografia 2D, representando uma projeção de todos os planos da peça em uma imagem bidimensional. Os cortes tomográficos apresentam uma vista limpa de um plano (do plano de corte) sem a interferência de outros planos, não sendo, portanto, comparáveis a uma projeção radiográfica tradicional.

Na Figura 23 pode-se ver no quadrante inferior direito o volume tridimensional de um cão de revolver, enquanto nos outros 3 quadrantes são representados cortes deste volume nos planos Topo, Frontal e Direito respectivamente.

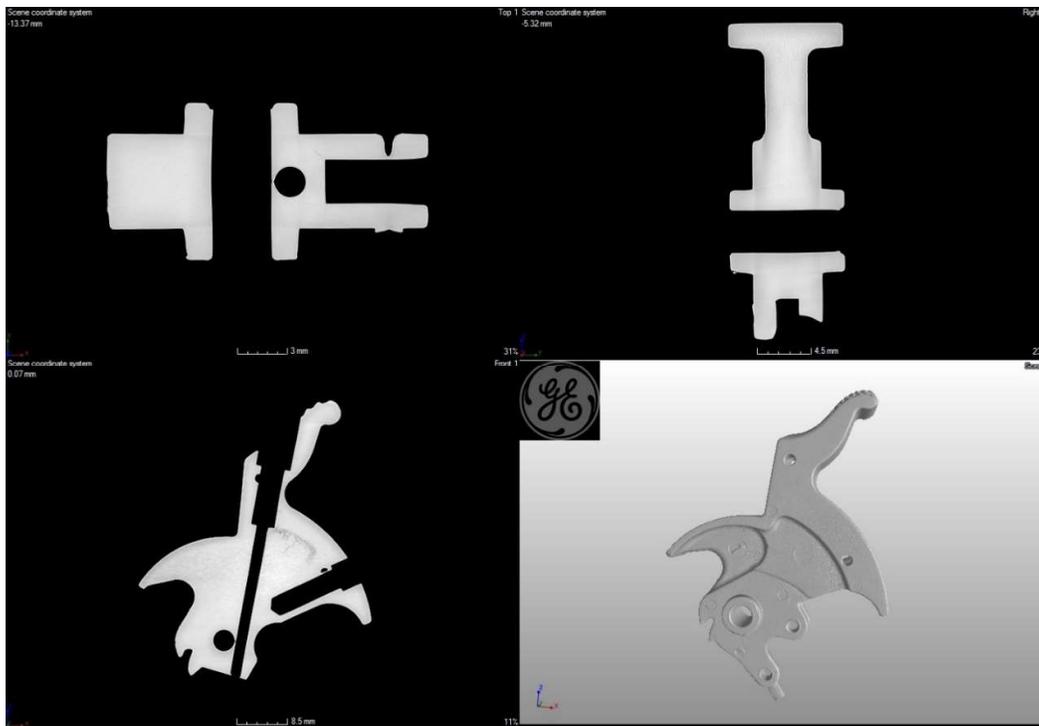


Figura 23 - Visualização do objeto 3D e três planos de corte tomográfico.

Capítulo 3

Artefatos em Tomografia Computadorizada

Os processos de aquisição de imagens radiográficas, reconstrução geométrica e visualização podem gerar artefatos nos cortes e volume de uma TC. Os artefatos são definidos como estruturas visíveis no volume, que não pertencem ao objeto original e seu entendimento é muito importante para a avaliação correta do volume reconstruído.

Existem diversas técnicas de mitigação desses artefatos, algumas por meio de componentes físicos, outras por algoritmos de software.

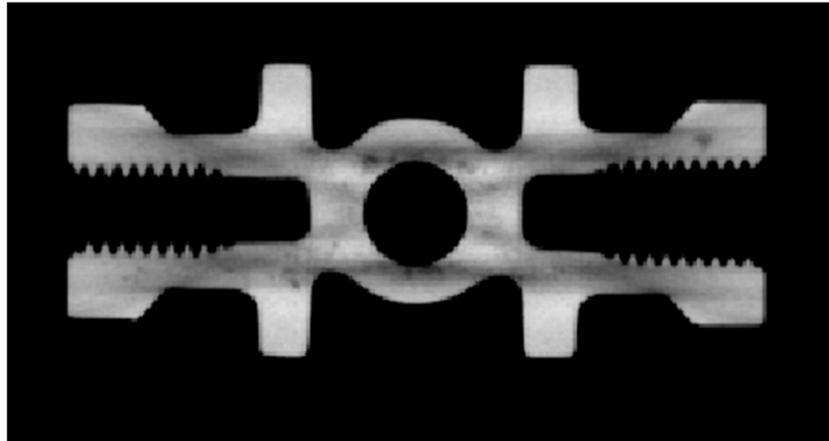
Nesse capítulo serão analisados os artefatos mais comuns e suas técnicas de mitigação. Outros tipos de artefatos podem ser vistos em [19]. O entendimento dos tipos de artefatos presentes em um TC é importante ao desenvolvimento desse trabalho na caracterização das causas e efeitos na imagem. Deve se ter em mente que esses efeitos são passíveis de serem mitigados pelo algoritmo desenvolvido.

3.1 Endurecimento do Feixe (*Beam Hardening*)

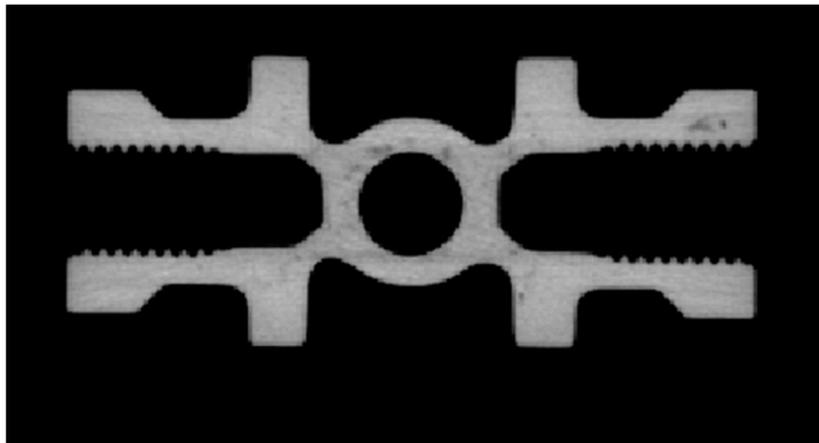
O endurecimento de feixe ocorre com o uso de raios X policromáticos, ou seja, de raios X que possuem vários níveis diferentes de energia dentro do espectro. Quando o raio X de baixa energia passa através do objeto, os fótons são atenuados mais facilmente do que os fótons vindos de um raio X de alta energia. Assim, a transmissão do feixe tem sua forma característica alterada.

O endurecimento dos feixes e a dispersão (efeito Compton) são mecanismos diferentes que produzem traços escuros em materiais de menor atenuação devido a influência de materiais de alta atenuação ou raias escuras ao longo do eixo em um objeto homogêneo.

Estrias brilhantes são vistas adjacentes às faixas escuras. A Figura 24(a) mostra um exemplo deste tipo de artefato e a Figura 24(b) mostra o resultado após a correção por algoritmo.



(a)



(b)

Figura 24 - (a) corte tomográfico de um fundido de alumínio com artefato de endurecimento de feixe (b) mesmo corte após correção por algoritmo [10].

O espectro de raios X policromático incidente muda ao longo do percurso do feixe enquanto penetra no material. Mais especificamente, os fótons de baixa energia têm maior probabilidade de serem absorvidos ou dispersos do que os de alta energia devido às suas diferentes características de atenuação, que como visto no Capítulo 2, varia com a energia.

Assim, o espectro dos raios X muda à medida que sua energia média aumenta, tornando-se mais penetrante, por isso dizemos que o espectro de raios X fica endurecido.

À medida que a energia média da radiação aumenta devido ao efeito da atenuação maior dos raios X de baixa energia do feixe, a probabilidade de interação diminui durante a passagem do feixe pelo material. Quanto maior o comprimento de penetração, maior será a não-linearidade. Como consequência, as intensidades medidas para as projeções individuais não são uniformes para diferentes ângulos.

Além do efeito físico, o filtro passa-alta utilizado na reconstrução exagera as diferenças de níveis de cinza no objeto. Esse efeito pode ser visto através um perfil de linha ao longo destas regiões, que mostra uma semi-circunferência, em vez de uma linha reta para um material homogêneo.

Na maioria dos sistemas de TFC, a redução dos efeitos de endurecimento do feixe é atingida por filtragem do feixe na saída dos raios X do tubo. A filtragem do feixe normalmente é obtida utilizando-se de placas finas de alumínio, cobre ou estanho para filtrar os fótons de raios X de menor energia, assim o espectro é efetivamente estreitado antes de atingir a amostra, como pode ser visto na Figura 25, onde a cor laranja representa o espectro sem filtros de cobre e as linhas azuis o efeito de remoção do espectro de baixa energia. Pode-se observar que quanto mais espesso o filtro, mais para a direita o espectro é deslocado.

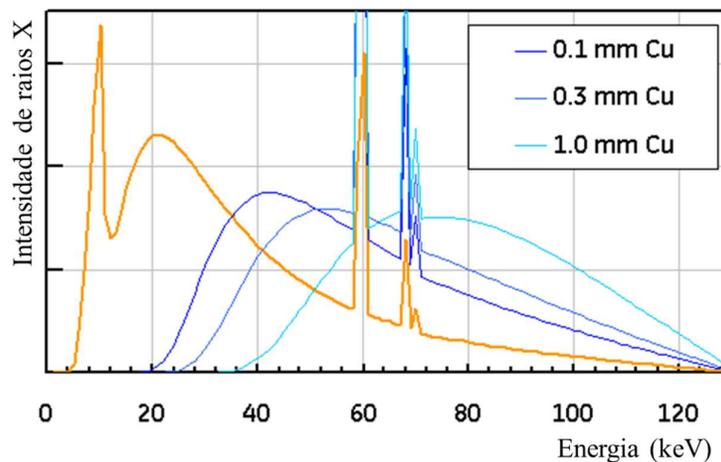


Figura 25 - Espectro de um feixe de raio X alterado pela filtragem usando placas de cobre [10].

Na prática, busca-se um equilíbrio entre a filtragem necessária, a energia mínima para penetração e a dose que levem a uma melhor qualidade de imagem sem saturar o detector e dentro de um tempo de escaneamento total dentro do aceitável.

Uma outra forma de mitigação do efeito de endurecimento de feixe utiliza algoritmos de mapeamento e linearização com o objetivo de recompor a estrutura original do material, como se ele fosse penetrado por um feixe monocromático. A função de mapeamento pode ser encontrada experimentalmente ou através de iterações como em [20].

Alguns sistemas utilizam a técnica de escaneamento por dupla energia, na qual são feitos dois escaneamentos com energias diferentes. Nesse caso, as imagens são usadas para se estimar um feixe monocromático reduzindo os artefatos de endurecimento de feixe, apresentando uma aproximação de uma função de correção. Esta técnica é mais utilizada na área médica, onde existem alguns estudos dos efeitos da TC de dupla energia em áreas específicas, como em [21].

3.2 Artefato em Anel

Os artefatos em anel são o resultado de pixels defeituosos ou insensíveis no detector, que aparecem como círculos concêntricos de raias brancas na imagem reconstruída. Um exemplo é apresentado na Figura 26.

São mitigados usando uma máscara de pixel, ganho apropriado e correção de *offset*, sendo que esses ajustes fazem parte do procedimento de calibração dos detectores (DDAs). Alguns sistemas de TFC possuem algoritmos de correção no software de reconstrução. Em casos mais severos, o detector precisa ser trocado.

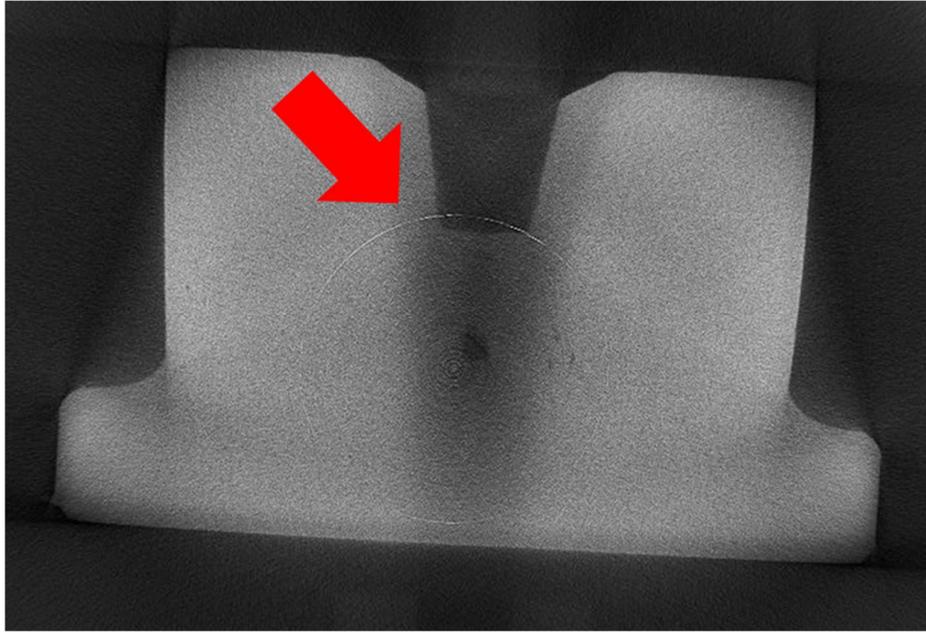


Figura 26 - Artefato em anel visto em um corte tomográfico.

3.3 Artefato de Área de Interesse

Este artefato é causado quando parte da amostra sai do campo de visão da radiografia durante o escaneamento, fazendo com que o algoritmo de reconstrução não tenha a informação completa sobre o volume. Aparece na imagem reconstruída como um anel duplo ou parcial brilhante, como pode ser observado na Figura 27. A forma de eliminar esse artefato consiste em garantir que a área de interesse esteja sempre dentro do campo de visão da radiografia ou através de algoritmos que detectam a área de interesse que fica totalmente dentro do campo de visão da radiografia e ajustam o seu tamanho automaticamente, eliminando o artefato.

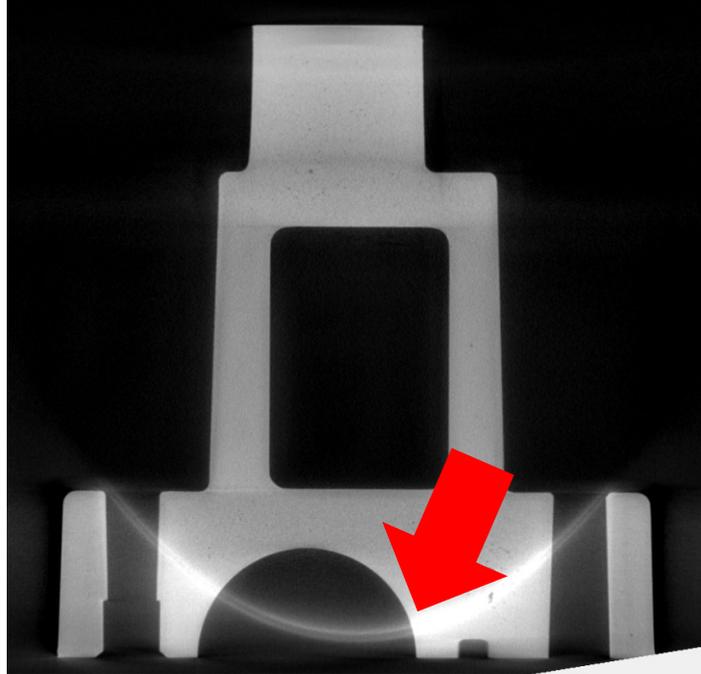


Figura 27 - Exemplo de artefato de área de interesse.

3.4 Artefato de Feldkamp

Os artefatos de Feldkamp ocorrem quando pelo menos uma superfície do objeto está paralela ao feixe. Neste caso o feixe não atravessará esta superfície e o sistema não adquirirá uma boa imagem. O detector não irá coletar dados para esta superfície porque não a reconhece e essa superfície não aparecerá sólida na imagem.

Para mitigar artefatos de Feldkamp, o objeto deve ser montado em ângulo, de modo que o feixe não fique paralelo a qualquer superfície do objeto. O ângulo da amostra deve ser pelo menos 5-10 graus maior que o ângulo do cone do feixe. Na Figura 28(a), pode-se observar o artefato de Feldkamp (setas vermelhas) e na Figura 28(b) a correção do artefato após montagem do objeto em ângulo.

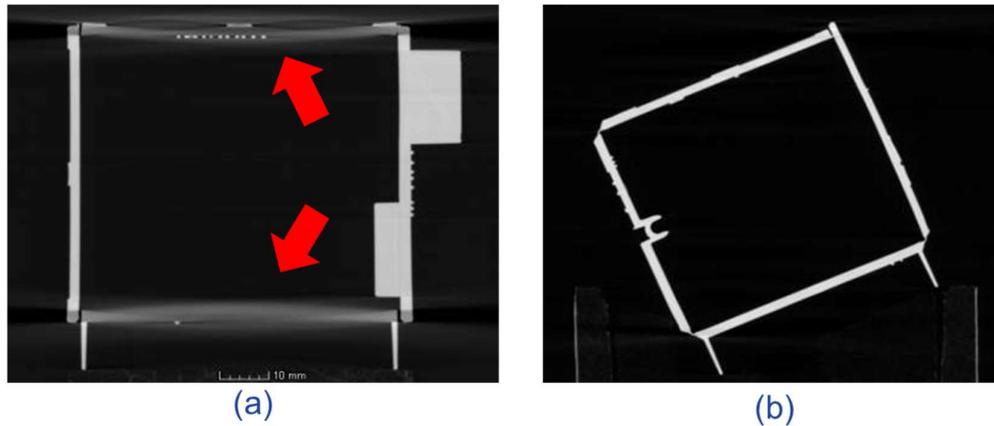


Figura 28 - a) objeto com superfícies paralelas ao feixe de raios X, b) objeto montado em ângulo [10].

3.5 Número de Imagens Insuficientes

Como exposto na Seção 2.3.5, o processo de aquisição tomográfica necessita que sejam adquiridas N imagens durante a rotação de 360° do objeto. Artefatos ocorrem quando o scanner não adquire imagens suficientes para criar um modelo completo do objeto.

Para mitigar este artefato, normalmente, o número de projeções (imagens de aquisição) deve ser, no mínimo, duas vezes o número de pixels referente à largura que o objeto ocupa. Esse número vem de testes experimentais.

Este artefato se manifesta como várias linhas que aparecem chegando às bordas do objeto, com a aparência de raios que se originam em um ponto e se estendem em direção às bordas, conforme pode ser observado na Figura 29.

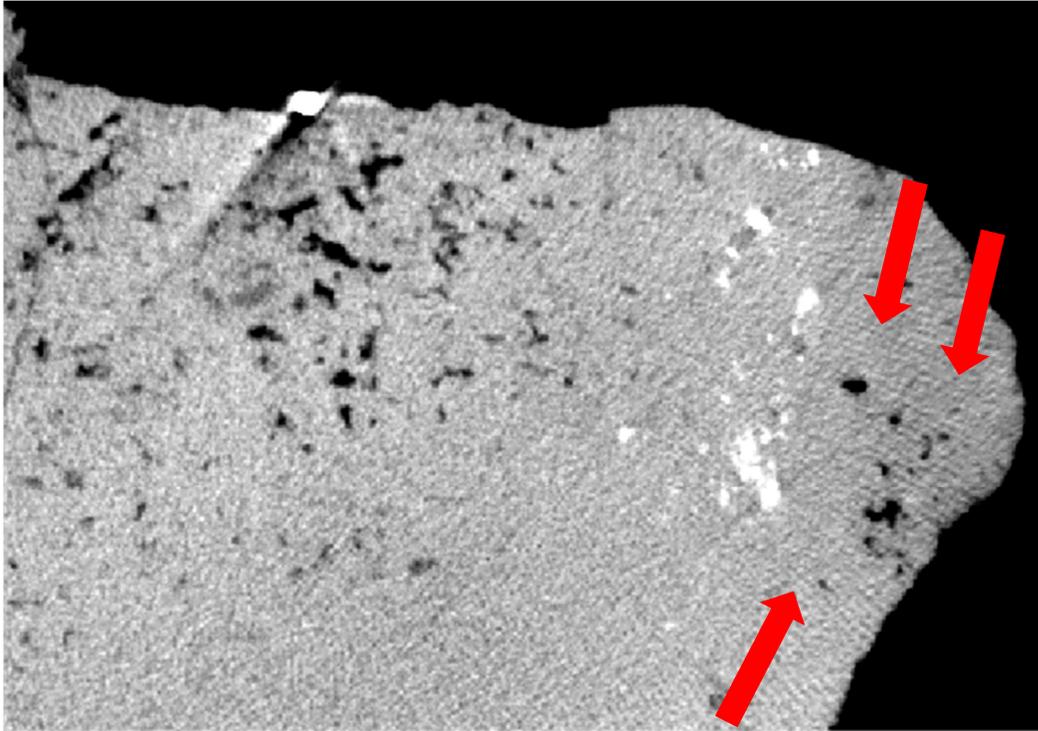


Figura 29 - Fatia tomográfica mostrando linhas causadas por insuficiência de projeções adquiridas [10].

Capítulo 4

Dispersão e Técnicas de Correção

Um desafio bem conhecido da tomografia computadorizada com feixe em cone é a contaminação por dispersão nas projeções. A dispersão é parte do fenômeno de atenuação, em que os fótons se desviam dos seus caminhos originais e contribuem para detecções indesejadas (efeito Compton). Isso resulta em contagens falsas no detector, degradando a qualidade da imagem, diminuindo o contraste, introduzindo artefatos de sombreamento e levando a imprecisões no reconhecimento das superfícies do objeto reconstruído.

Várias estratégias já foram investigadas na literatura para gerenciar o nível de dispersão em projeções de TFC, onde o objetivo é a correção da dispersão e a remoção dessas contagens falsas.

Um evento de dispersão pode ser distinguido de um evento verdadeiro apenas com base na energia. No entanto, isso não é muito efetivo devido à insuficiente resolução de energia nos detectores. Além disso, uma parte significativa dos fótons deposita apenas uma parte de sua energia no detector.

Neste capítulo vamos estudar as fontes de dispersão e algumas técnicas de correção usadas na indústria.

4.1 Fontes de Ruído

Os algoritmos de reconstrução consideram que apenas a radiação primária I_{prim} atinge o detector e, portanto, idealmente, $P(n)$ é a única contribuição para o sinal detectado total $T(n)$ no pixel n :

$$T(n) = P(n) = c \cdot I_{prim}(n), \quad (18)$$

c é um fator de conversão linear entre a intensidade da radiação incidente e o sinal de saída.

Na realidade, além dos sinais primários $P(n)$, vários eventos secundários $S(n)$ também contribuem para o sinal total detectado em cada pixel n do detector:

$$T(n) = P(n) + S(n), \quad (19)$$

$S(n)$ compreende todos os sinais secundários registrados no pixel n , levando em conta a radiação dispersa, radiação de fluorescência, bem como efeitos de dispersão e espalhamento de raios X no detector (efeitos internos no detector), denominados $S_{Det}(n)$.

As contribuições da radiação dispersa podem resultar de diferentes mecanismos de dispersão provenientes do objeto, do ambiente e dos eventos de dispersão interna no detector, que podem ser expressas pela seguinte equação:

$$S(n) = c \cdot (I_{obj}(n) + I_{amb}(n) + I_{Det}(n)) + S_{pxv}(n), \quad (20)$$

na qual I_{obj} , I_{amb} e I_{Det} representam respectivamente, a radiação dispersa (eventos de dispersão de Compton e Rayleigh) causada pelo objeto, por estruturas ambientais dentro do equipamento de TC, incluindo a estrutura mecânica e blindagem e pelas estruturas internas dentro do detector. O S_{pxv} representa um sinal adicional no pixel n proveniente de pixels adjacentes que podem contribuir por mecanismos internos no detector que não estão relacionados aos raios X.

4.1.1. Radiação Dispersa pelo Objeto

A contribuição de dispersão proveniente do objeto é a mais intensa. Os raios X incidentes provenientes do tubo de raios X podem interagir com os átomos na amostra por um dos mecanismos de interação discutidos no Capítulo 2, isto é, o efeito fotoelétrico, a dispersão Rayleigh e ou efeito Compton.

Em geral, a quantidade de radiação dispersa no objeto que realmente é detectada, e que contribui para o sinal total, depende do número atômico Z , do tamanho e da geometria do objeto e da distância entre o objeto e o plano do detector (espaço livre).

Em relação ao número atômico Z , o efeito Compton domina a dispersão de Rayleigh para energias de fótons relevantes na TC industrial. O tamanho do objeto e sua distância ao detector são parâmetros geométricos, onde a dispersão aumenta com objetos maiores e com a diminuição da distância entre objeto e detector.

Na Figura 30 pode-se observar um exemplo de um fundido de alumínio, onde a granulação presente na imagem é devida à dispersão. Uma forma de se medir essa dispersão é através de um método chamado de perfil de linha, onde é traçada uma linha na imagem no ponto onde se quer medir a dispersão (linha verde na Figura 30). Ao longo dessa linha é plotado um gráfico que possui a posição do pixel no eixo x e o valor de cinza correspondente na ordenada.

No caso de um material homogêneo, esse gráfico deveria apresentar um linha reta horizontal, porém a presença de dispersão vai distorcer essa linha como pode ser observado na Figura 31, onde a linha vermelha seria o perfil ideal sem ruído e a linha branca mostra a medição real, com a dispersão sendo representada por essa variação de níveis de cinza.

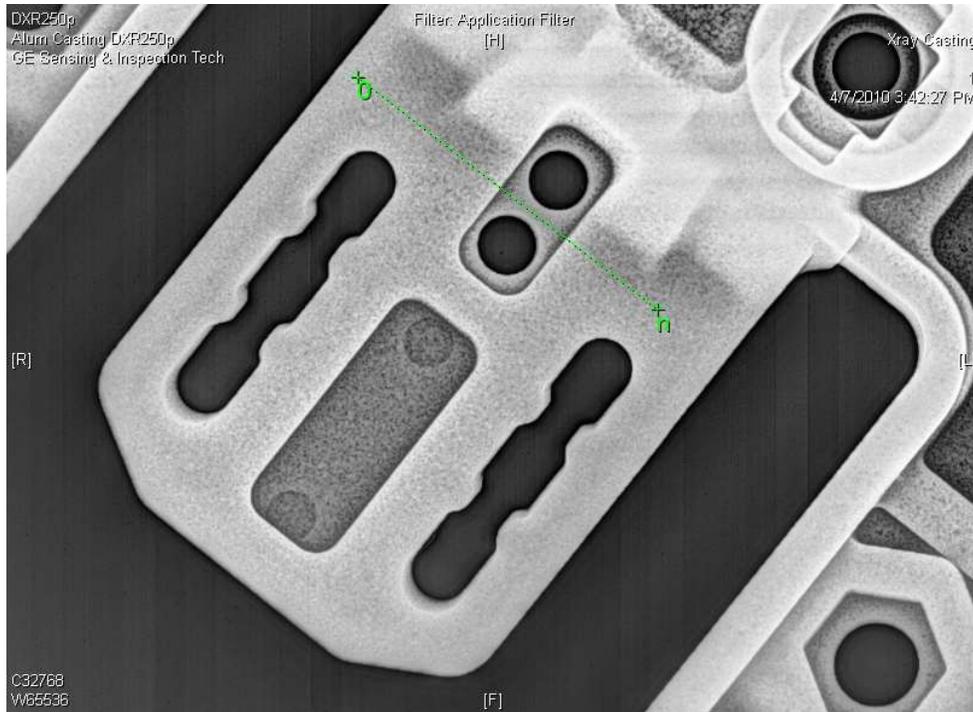


Figura 30 - Efeito da dispersão em uma imagem radiográfica de um fundido de alumínio. Observa-se a dispersão presente no material homogêneo.

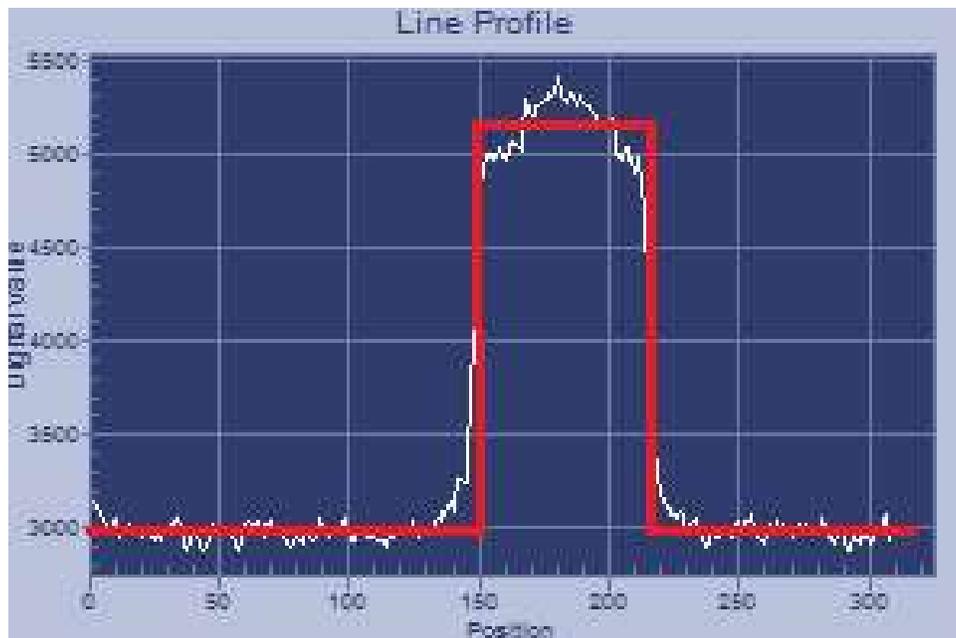


Figura 31 - Perfil de linha referente à linha verde da Figura 30. A linha vermelha representa o perfil ideal para um material homogêneo e a linha branca, o perfil real com dispersão.

4.1.2. Radiação Dispersa pelo Ambiente

Além da radiação dispersa no objeto, também existe uma certa contribuição do ambiente do scanner TC, ou seja, estruturas mecânicas próximas, incluindo a blindagem, que denominamos contribuição de dispersão ambiental.

Existem algumas formas de mitigação desse tipo de dispersão como por exemplo, o uso de colimadores no tubo de raios X, que tem por objetivo reduzir a abertura do cone do feixe, procurando limitar os raios que não passam pelo objeto e que acabam refletindo nas estruturas do sistema e chegando ao detector como ruído. Alterações e ajustes na geometria do sistema de TC também podem ajudar a melhorar esse tipo de dispersão.

Uma forma comum na radiografia 2D é o uso de máscaras de chumbo, porém em TC como o objeto se move, torna-se praticamente inviável o uso eficaz dessas máscaras.

Como essa componente da dispersão total é menor que a dispersão pelo objeto e a sua mitigação depende de alterações geométricas no sistema de TC ou inclusão de algum componente físico, neste trabalho optamos por não utilizar nenhuma técnica de controle físico da dispersão pelo ambiente, que implicaria em alterar características físicas do equipamento.

4.1.3. Ruído no Detector

No processo de conversão indireta realizado pelo detector, os raios X incidentes podem ser espalhados por qualquer material que esteja na proximidade da camada de detecção, ou mesmo pela própria camada de detecção. Além disso, os fótons de raios X podem ser reabsorvidos em locais diferentes.

Na Figura 32, podemos observar que os fótons de raios X após serem convertidos em fótons de luz, podem percorrer caminhos que não são diretos, esses caminhos alternativos acabam gerando ruído na imagem detectada. Nessa figura pode-se observar um fóton incidente à esquerda que percorre um caminho direto guiado pelo cristal de CsI. Um outro fóton à direita percorre um caminho inverso sendo refletido para poder chegar

à matriz de fotodiodos, resultando em uma intensidade de luz menor, por ter percorrido um caminho maior até a matriz de fotodiodos.

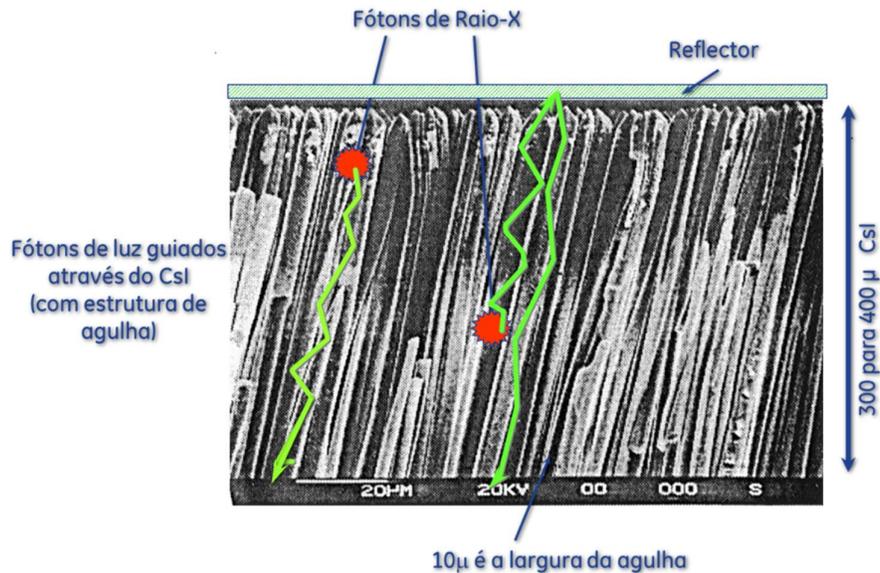


Figura 32 - Exemplos de caminhos diretos e indiretos dentro de um cintilador CsI [10]

A magnitude do ruído depende principalmente da espessura da camada de detecção e das características do material de cintilação.

Uma técnica de redução desses efeitos é conhecida como *binning*, onde se considera um grupo de pixels como sendo um único pixel. Assim, por exemplo, em um *binning 2x2*, os sinais recebidos por 4 pixels são somados e a média é considerada como valor do pixel resultante. Essa técnica aumenta a relação sinal-ruído (SNR), porém acaba reduzindo a resolução da imagem detectada. Por esse motivo, neste trabalho não utilizamos a técnica de *binning*.

Uma outra forma, mais comum, de melhorar o nível de sinal em relação ao ruído é a utilização da integração de imagens, onde uma quantidade n de imagens é adquirida para cada posição do objeto e a imagem resultante é obtida através da média de pixels dessas imagens. Neste trabalho utilizamos a técnica de integração de imagens para redução do ruído total da imagem.

A componente S_{px} é gerada, em sua maioria, por vazamento de luz. No detector, cada pixel é lido individualmente, mas no momento da leitura da intensidade do pixel podem ocorrer casos onde os pixels vizinhos venham a refletir luz neste pixel, ou fontes

de luz vindo de reflexões de luz vindas da estrutura do detector cheguem a este pixel. Essas luzes não são proporcionais a intensidade do raio X absorvido neste pixel, mas acabam influenciando no valor de intensidade de leitura do pixel, representando uma fonte de ruído. Não se tem controle ou ações de mitigação sobre este componente.

4.2 Efeito do Ruído na Medição de Estruturas

Além do uso da TC na detecção de defeitos em materiais, a aplicação da TC em metrologia vem crescendo muito nos últimos anos, pois é um método mais rápido e consegue medir estruturas que não são acessíveis pelo lado externo da peça.

Vários estudos têm sido feitos comparando os resultados da TC com métodos tradicionais de metrologia como em [22], assim como pesquisas para se entender como funciona a acurácia e precisão dessas medições [23]. Com a evolução desses estudos, hoje já existe uma norma para uso de TC em metrologia, a VDI/VDE 2630 [24].

Devido às características dos raios X e sua detecção, a interface de estruturas é sempre dada por um gradiente de nível de cinza. Assim para se ter uma referência de começo e fim da estrutura de interesse é necessário definir qual ponto será considerado como interface (limiar) dentro do gradiente. Essa determinação pode ser feita manualmente fazendo-se uma busca manual ou usando técnicas automáticas de determinação de superfície. Em ambos os casos, a presença de ruído pode comprometer tanto a busca visual quanto a performance do algoritmo de determinação de superfície, gerando erros de medição que podem chegar na ordem de grandeza da tolerância desejada comprometendo os resultados das medições.

Na Figura 33, vê-se um exemplo típico, onde quando menor o diâmetro e profundidade do furo, mais difícil é a determinação precisa da superfície e mais impactante é o efeito do ruído. O valor entre parênteses foi determinado automaticamente pelo software e o valor à direita é o valor medido manualmente. Nesta figura, as medições começando por Dia representam o valor medido do diâmetro do furo e as medições começando por Dp representam o valor medido da profundidade do furo.

Em processos de metrologia em linha de produção, defeitos dessa ordem de grandeza podem levar à falsa interpretação e possível aprovação de peças fabricadas fora do padrão de qualidade especificado. Por isso o esforço de conseguir a geração de

volumes tomográficos com a maior precisão possível, mitigando-se ao máximo os artefatos presentes.

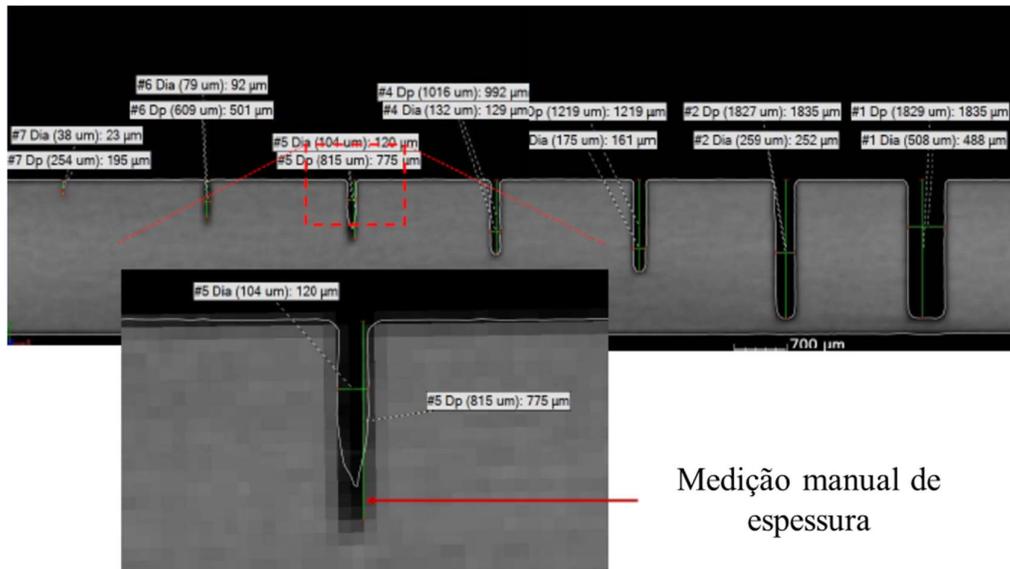


Figura 33 - Exemplo de degradação em medições por falta de resolução e presença de ruído. Adaptado de [22].

Neste trabalho optou-se por tratar sempre o ruído como um valor total $S(n)$ independentemente de sua origem, já que os testes são realizados na imagem resultante que traz em si todas as componentes de ruído presentes.

Capítulo 5

Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos (GA) são baseados na visão clássica evolutiva onde uma espécie evolui ao passar das gerações através de mecanismos como procriação, mutação e sobrevivência dos mais aptos. Os GAs foram descritos por John Holland na década de 1960 [25]. O objetivo de Holland era entender o mecanismo da evolução como ocorre na natureza e desenvolver maneiras pelas quais esses mecanismos de adaptação natural podem ser importados para sistemas de computação. A ideia era usar essas técnicas que funcionam muito bem na natureza para resolver problemas complexos. Os elementos que formam a base da teoria descrita por Holland são:

- Um conjunto específico de alelos para cada gene, que formam um cromossomo (indivíduo), assim cada cromossomo consiste em "genes" (por exemplo, bits), sendo cada gene uma instância de um "alelo" particular (por exemplo, 0 ou 1);
- Uma abordagem da evolução onde, em cada estágio, a população de indivíduos produz um conjunto de prole que constitui a próxima geração;
- Uma função de aptidão que atribui a cada indivíduo o número de descendentes que ele contribuirá para a próxima geração;
- Um conjunto de operadores genéticos, em particular a mutação que modifica a prole de um indivíduo para que a próxima geração seja diferente da geração atual, mantendo a sua diversidade.

A seleção natural, nesta formulação, pode ser pensada como um procedimento para pesquisar através do conjunto de possíveis indivíduos (espaço de busca) e encontrar indivíduos de forma progressivamente mais adaptados. Mesmo quando uma população natural consiste em uma única espécie, há uma variação considerável dentro dessa população. Essas variantes constituem amostras no espaço de busca.

Neste trabalho vamos utilizar um algoritmo genético aplicado a uma população de possíveis filtros de imagem com o objetivo de reduzir os ruídos presentes em cada projeção adquirida durante o escaneamento do objeto.

5.1 Etapas de Implementação de Algoritmos Genéticos

A implementação de um algoritmo genético básico consiste em um processo iterativo equivalente ao passar de gerações, onde uma população inicial representando possíveis soluções ao problema em análise, é submetida aos mecanismos evolutivos até uma geração limite ou até atingir algum critério estabelecido como resolução aceitável do problema. As diversas implementações e teoria podem ser encontradas em [26].

De forma genérica, cada passo da iteração de um algoritmo genético pode ser dividido em 5 fases:

- População inicial;
- Seleção de pais;
- Recombinação;
- Mutação;
- Seleção de sobreviventes.

5.1.1. População Inicial

O processo começa com um conjunto de indivíduos, que é chamado de População. Cada indivíduo é uma solução para o problema que se deseja resolver. Um indivíduo é caracterizado por um conjunto de parâmetros conhecidos como genes. Os genes são unidos para formar um cromossomo (indivíduo). Cada gene pode ser representado por um parâmetro, a ser variado para se chegar na solução do problema. A codificação dos cromossomos é de fundamental importância para o sucesso do algoritmo

Uma das formas mais tradicionais é usar a representação binária para codificar os cromossomos, porém essa representação pode ser feita também através de números

inteiros ou reais a depender de qual seja a melhor forma de representação das possíveis soluções do problema em análise.

A Figura 34 mostra um exemplo de codificação de cromossomos usando-se dígitos binários para formação de uma população inicial com indivíduos escolhidos aleatoriamente.

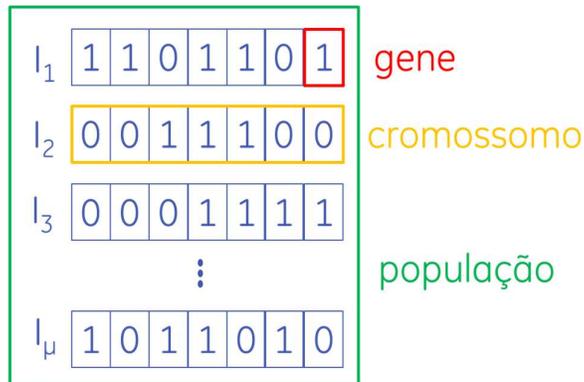


Figura 34 - Exemplo de codificação de cromossomos em uma população.

A inicialização da população é realizada, normalmente, de forma aleatória, tomando uma quantidade de indivíduos pré-determinada dentro do espaço de busca [26].

5.1.2. Seleção de Pais

Nesta etapa serão selecionados os pais que irão se combinar para gerar descendentes. Esta seleção pode ser feita de diversas maneiras, sendo uma das mais comuns a seleção através de uma função de aptidão (*fitness function*).

A função de adaptação é definida como a capacidade de um indivíduo competir com os outros indivíduos, ou seja, representa uma pontuação de aptidão para cada indivíduo. A probabilidade de um indivíduo ser selecionado para reprodução é baseada no seu índice de aptidão, assim existe uma probabilidade maior de indivíduos mais bem adaptados de sobreviverem ao longo das gerações.

Pares de indivíduos são selecionados com base em sua aptidão para a próxima fase de recombinação, tendo os indivíduos com alta aptidão mais chance de serem selecionados para recombinação.

Essa seleção pode ser feita, por exemplo, usando o método da roleta. O nome explica o método: uma roda é dividida em partes iguais de acordo com a aptidão dos indivíduos na população. Indivíduos melhores obtêm uma parte maior da roda e os piores indivíduos pegam uma pequena parte da roda. Então, a probabilidade de ser selecionado é diretamente proporcional ao valor de aptidão.

Outro método para seleção é chamado de seleção por torneio. Neste método dois subgrupos de uma população são selecionados. Cada subgrupo deve conter pelo menos dois indivíduos. Os indivíduos são classificados dentro de um grupo de acordo com sua aptidão. O melhor indivíduo de cada grupo é selecionado para reprodução, e os piores indivíduos são escolhidos para deixar a população. Para gerar n novos descendentes em cada iteração, assumindo que dois novos descendentes serão gerados a partir de dois pais selecionados, n subgrupos devem ser selecionados da população.

5.1.3. Recombinação

A recombinação (*crossover*) é a fase mais significativa em um algoritmo genético. Para cada par de pais aleatórios a serem combinados se escolhe um ponto de cruzamento aleatório dentro dos cromossomos. A parte inicial de um pai até o ponto de cruzamento é, então, combinada com a parte final do cromossomo de outro pai, gerando um filho que contém características dos dois pais. Um exemplo de recombinação com cromossomos codificados com dígitos binários pode ser visto na Figura 35.

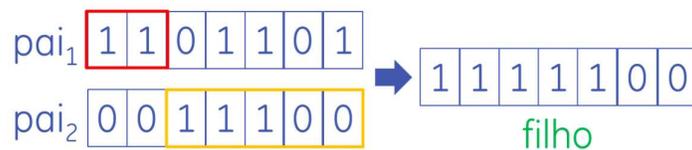


Figura 35 - Exemplo de recombinação entre dois pais.

Existem diversas variações de métodos de recombinação disponíveis na literatura além do crossover de um ponto ilustrado acima. Dentre elas podemos destacar:

- *Crossover* Disperso, onde um vetor contendo zeros e uns do mesmo tamanho do cromossomo é criado aleatoriamente. O novo filho obtém os genes do primeiro pai sempre que há um no vetor e recebe os genes do segundo pai sempre que houver zero no vetor;
- *Crossover* de dois pontos, onde duas posições para *crossover* são selecionadas como a e b . Os filhos têm seus genes montados como sendo: genes de 1 para a são do pai 1, de $a + 1$ para b são do pai 2, e de $b + 1$ para o resto dos genes são do pai 1 novamente;

5.1.4. Mutação

Um operador de mutação é usado com a intenção de evitar ficar preso em um ótimo local e aumentar a probabilidade de encontrar o ótimo global.

De forma aleatória, são escolhidos alguns dos novos descendentes formados para sofrer uma mutação em seus genes. A mutação do gene implica que esse gene terá o seu valor substituído por outro, que pode ser aleatório ou determinístico no caso, por exemplo, da codificação em bits, onde o bit original tem o seu valor apenas invertido.

A probabilidade de ocorrer uma mutação em um cromossomo é normalmente baixa, porém essa etapa é de grande importância para se manter a diversidade dos indivíduos, diminuindo a chance de uma convergência muito rápida para uma solução não otimizada.

Na Figura 36 pode ser visto um exemplo de mutação, onde uma posição do cromossomo foi escolhida aleatoriamente e seu dígito correspondente invertido.

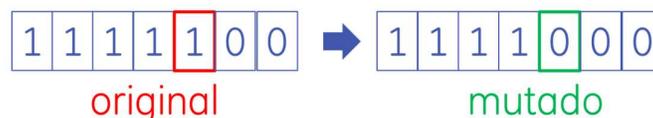


Figura 36 - Exemplo de mutação em um gene.

5.1.5. Seleção de Sobreviventes

Após a mutação, o algoritmo utiliza um critério de seleção dos sobreviventes que farão parte da população na próxima geração. Um dos critérios mais utilizados é a substituição baseada em aptidão, onde os pais juntos com os filhos são avaliados em relação a sua aptidão e os mais aptos passam para a próxima geração, mantendo a quantidade de indivíduos da população inicial os demais morrem.

Dois fatores importantes para o algoritmo genético são uma diversidade populacional e uma pressão seletiva. Estes dois fatores estão relacionados: se a pressão seletiva está aumentando, a população diminui a diversidade e vice-versa. A pressão seletiva é uma tarefa da fase de seleção de sobreviventes. Pressão seletiva muito fraca pode levar a uma busca ineficaz.

A seleção, bem como a recombinação e mutação, influencia a diversidade geral da população. Um bom desempenho é alcançado, mantendo a diversidade da população o maior tempo possível. A mutação é importante em garantir variação de indivíduos, quando a população se torna homogênea. A diversidade populacional também pode ser mantida aumentando o tamanho da população ou tendo maiores taxas de mutação.

5.1.6. Pseudo-Código

Com o intuito de ilustrar a forma de um algoritmo genético, a Figura 37 apresenta um pseudo-código de um algoritmo genético genérico:

1:BEGIN

2: Ajusta parâmetros

3: Selecione codificação dos cromossomos

4:Gera população inicial aleatória

5: $gen = 0$

6:WHILE $gen < IteracaoMaxima$ and $Variacao > tolerância$ do

7: Cálculo de fitness da população

8: Seleciona pais

9: Recombina pais gerando descendentes

10: Aplica mutação

11: Calcula *Variacao* como sendo a diferença do melhor fitness dessa população com o melhor fitness anterior

12: IF melhor fitness dessa população > melhor fitness anterior THEN armazena indivíduo de maior fitness

13: incrementa gen

14:END WHILE

15: Decodifica individuo de melhor fitness

16: Devolve solução

Figura 37 – Pseudo-código de um algoritmo genético genérico.

Capítulo 6

Wavelets

Wavelets são funções matemáticas que dividem os dados em diferentes componentes de frequência. Elas têm vantagens sobre os métodos tradicionais de Fourier na análise de situações físicas onde o sinal contém descontinuidades e picos agudos. Ao longo dos anos se desenvolveram muitas aplicações de wavelets, como a compressão de imagens, visão humana, radar e tratamento de ruído.

A ideia fundamental por trás de wavelets é representar o sinal original de acordo com a escala. O procedimento de análise por wavelets consiste em adotar uma função base de wavelet, chamada de wavelet mãe. A análise temporal é realizada com uma versão contraída e de alta frequência da wavelet mãe, enquanto a análise de frequência é realizada com uma versão dilatada e de baixa frequência da mesma onda. Como o sinal original pode ser representado em termos de uma expansão de wavelets, usando coeficientes em uma combinação linear das funções wavelet, as operações no sinal podem ser realizadas usando apenas os correspondentes coeficientes de wavelet.

Neste trabalho usaremos o método de wavelet limiar (*threshold*) com o objetivo de reduzir o ruído nas imagens tomográficas.

6.1 Transformada Wavelet Discreta

As transformadas wavelets podem ser vistas como funções para decompor sinais em suas formas constituintes, permitindo sua análise no domínio da frequência com seus componentes relacionados com sua escala.

Considerando um banco de filtro QMF (*Quadrature Mirror Filter*) de reconstrução perfeita, como ilustrado na Figura 38 para um banco de filtro de 4 níveis, onde $H_0(n)$ e

$H_1(n)$ são filtros FIR de análise com reconstrução perfeita, um sinal de entrada $x[n]$ pode ser decomposto em sub-bandas $u_0[n], u_1[n], \dots, u_4[n]$. Dessa forma, o sinal original é decomposto em oitavas como pode ser observado na resposta em amplitude deste banco de filtro no exemplo mostrado na Figura 39 [27].

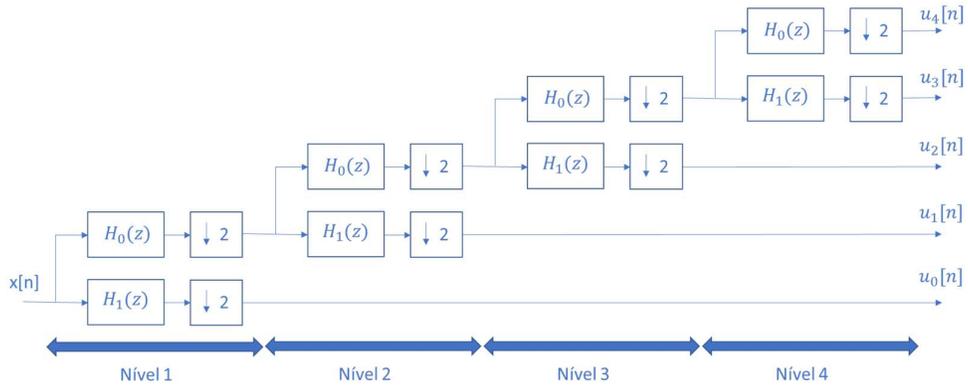


Figura 38 - Banco de filtro de análise de 4 níveis.

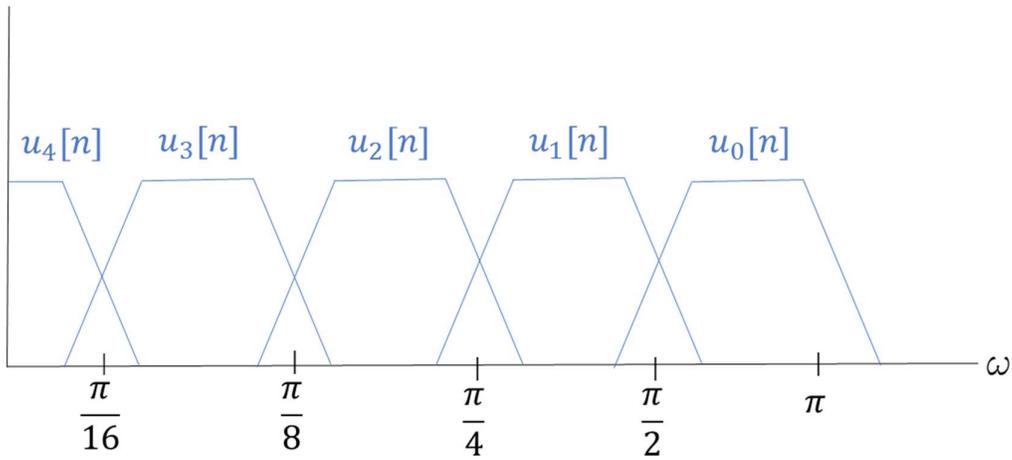


Figura 39 - Resposta em frequência do banco de filtro de análise de 4 níveis.

As funções de transferência deste banco de filtros podem ser escritas como:

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_{1,1}(z) &= H_1(z); \\ \mathcal{H}_{2,1}(z) &= H_0(z)H_1(z^2); \end{aligned} \tag{21}$$

$$\mathcal{H}_{3,1}(z) = H_0(z)H_0(z^2)H_1(z^4);$$

$$\mathcal{H}_{4,1}(z) = H_0(z)H_0(z^2)H_0(z^4)H_1(z^8);$$

$$\mathcal{H}_{4,0}(z) = H_0(z)H_0(z^2)H_0(z^4)H_0(z^8)H_0(z^{16}).$$

De forma geral, as funções de transferência para um banco de filtros de nível k , podem ser escritas como:

$$\mathcal{H}_{k,1}(z) = \left[\prod_{i=0}^{k-2} H_0(z^{2^i}) \right] H_1(z^{2^{k-1}}), \quad (22)$$

e

$$\mathcal{H}_{k,0}(z) = \prod_{i=0}^{k-1} H_0(z^{2^i}). \quad (23)$$

O processo de geração dos sinais de saída $u_k[n]$, $0 \leq k \leq L$, a partir do sinal de entrada discreto $x[n]$ usando os filtros de análise de um banco de QMF de reconstrução perfeita de nível L , é conhecido como a transformada discreta wavelet (DWT).

A wavelet no nível k está relacionada com a resposta ao impulso do filtro $\mathcal{H}_{k,1}(z)$ com banda passante nível k . A resposta em frequência da wavelet no nível k é dada por $\mathcal{H}_{k,1}(e^{j\omega})$. A resposta ao impulso dada pela transformada Z inversa de $\mathcal{H}_{1,1}(z) = H_1(z)$ é chamada de wavelet mãe. A resposta ao impulso do filtro passa-baixa $\mathcal{H}_{k,0}(z)$ é chamada de função de escala de nível k .

6.2 Tipos de Wavelet

As funções wavelet precisam atender alguns requisitos para que possam ser utilizadas como função mãe. Dentre esses requerimentos podemos citar: as funções precisam ser localizadas no espaço e na frequência. Assim, existem infinitas famílias de wavelets, permitindo que existam diferentes combinações, a depender da aplicação.

A seguir serão apresentadas algumas funções wavelet base.

6.2.1. Wavelet de Haar

A função descrita inicialmente por Alfred Haar em 1909, antes do conceito de wavelet existir, é definida como uma função degrau:

$$\phi(t) = \begin{cases} 1 & \text{se } 0 \leq t \leq 1; \\ 0 & \text{se } t > 1. \end{cases} \quad (24)$$

Definindo a função $\Psi(t)$ como $\Psi(t) = \phi(2t) - \phi(2t - 1)$, obtêm-se a seguinte função:

$$\Psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{se } 0 \leq t \leq \frac{t}{2}; \\ -1 & \text{se } \frac{t}{2} < t \leq 1; \\ 0 & \text{se } t > 1. \end{cases} \quad (25)$$

A função $\Psi(t)$ é a wavelet de Haar. Dessa forma, utilizando o modelo de banco de filtro da Figura 38 e expressando a transformada wavelet de Haar em forma de função de transferência, obtemos:

$$H_0(z) = \frac{1}{\sqrt{2}}(1 + z^{-1}); \quad (26)$$

e

$$H_1(z) = \frac{1}{\sqrt{2}}(1 - z^{-1}). \quad (27)$$

6.2.2. Wavelet de Daubechies

Ingrid Daubechies descreveu em 1988 [28] uma família de wavelets ortonormais, obtida através de uma função mãe ψ , com $N \in \mathbb{N}$, definida por:

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_{i=0}^{2N-1} (-1)^i h_{2N-1-i} \varphi(2x - i), \quad (28)$$

na qual $h_0, h_1, \dots, h_{2N-1} \in \mathbb{R}$ são coeficientes constantes que satisfazem às condições:

$$\sum_{i=0}^{N-1} h_{2k} = \frac{1}{\sqrt{2}} = \sum_{i=0}^{N-1} h_{2k+1}, \quad (29)$$

assim como, para $k = 0, 1, \dots, N - 1$,

$$\sum_{i=2k}^{2N-1+2k} h_i h_{i-2k} = \begin{cases} 1, & \text{se } k = 0 \\ 0, & \text{se } k \neq 0 \end{cases} \quad (30)$$

e uma função escala recursiva φ definida por:

$$\varphi(x) = \sqrt{2} \sum_{i=0}^{2N-1} h_i \varphi(2x - i), \quad (31)$$

sendo

$$\varphi(x) = 0 \text{ para } x \in \mathbb{R} \setminus [0, 2N - 1], \quad (32)$$

e

$$\int_{\mathbb{R}} \varphi(2x - i)\varphi(2x - k)dx = 0 \text{ para } i \neq k. \quad (33)$$

No caso particular em que $N=1$, as funções φ e ψ correspondem às funções de Haar.

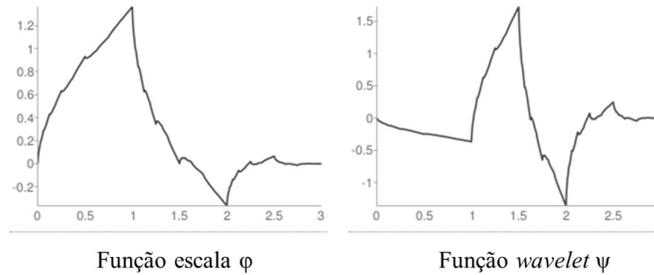
Assim, as famílias de wavelet Daubechies podem ser obtidas de forma recursiva, determinando os coeficientes h . As famílias Daubechies são denominadas db_N , onde o número de índice refere-se ao número N de coeficientes. Cada wavelet tem uma série de momentos nulos iguais à metade do número de coeficientes. Por exemplo, db_2 (a wavelet Haar) tem um momento nulo, db_4 tem dois, etc. Um momento nulo limita a habilidade de wavelets para representar o comportamento polinomial ou a informação em um sinal.

Uma wavelet db_4 , por exemplo, tem os seguintes coeficientes:

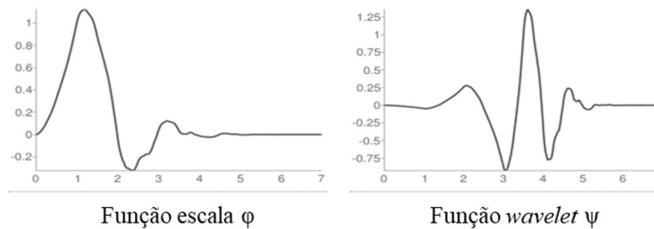
$$h_0 = \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_1 = \frac{3 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_2 = \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_3 = \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}. \quad (34)$$

Na Figura 40 pode-se observar o formato das wavelets Daubechis db_2 (a) e db_4

(b)



(a)



(b)

Figura 40 - Wavelets Daubechies db_2 (a) e db_4 (b).

6.3 Aplicação de Wavelets na Redução de Ruído em Imagens

Ao se decompor um sinal usando wavelet tem-se como resultado um conjunto de coeficientes que apresenta boa correlação entre o sinal original e as funções da transformação. Reconstruindo-se o sinal desprezando parte dos coeficientes de menor correlação, reduz-se o ruído presente no sinal, mantendo a forma geral do sinal preservada. Assim, a ideia básica por trás da supressão de ruído é escolher quais coeficientes permanecerão para preservar a informação do sinal e conseqüentemente remover os coeficientes associados à contribuição do ruído. Uma característica da decomposição por wavelets importante para a redução de ruído é que apenas alguns poucos coeficientes da decomposição serão não nulos.

6.3.1. Limiarização de Wavelets

Uma abordagem inicial para resolver o problema da redução de ruído foi proposta originalmente por Donoho e Johnstone [29], consiste em cortar os coeficientes da decomposição wavelet menores que um certo limiar (thresholding), estabelecido de acordo com algum critério.

Assim, considerando $x(n)$ o sinal discreto corrompido por ruído:

$$x(n) = S(n) + N(n), \quad (35)$$

na qual $S(n)$ é o sinal original, e $N(n)$ o ruído adicionado.

Aplicando-se a transformada wavelet selecionada ao sinal corrompido, tem-se:

$$W(x) = W(S + N). \quad (36)$$

Como a transformada wavelet é uma operação linear, tem-se:

$$W(x) = W(S) + W(N). \quad (37)$$

Por ser ortogonal, a transformada preserva a energia do sinal analisado. No caso deste sinal ser um ruído gaussiano, suas propriedades de média zero e variância constante σ^2 são preservadas após a transformação.

Pode-se expressar os coeficientes wavelets como:

$$hx_{i,k} = hs_{i,k} + \sigma hn_{i,k}, \quad (38)$$

$hx_{i,k}$ são os coeficientes wavelets de x , $hs_{i,k}$ os coeficientes wavelets de S e $hn_{i,k} \sim N(0,1)$, ou seja, os coeficientes wavelets de uma amostra com ruído podem ser escritos como os coeficientes wavelets sem ruído adicionados a ruído branco.

A estimativa $\hat{x}(n)$ do sinal reconstruído será obtida através da transformada wavelet inversa após a retirada dos coeficientes wavelets relativos ao ruído.

Os dois métodos mais conhecidos de supressão dos coeficientes wavelet são os denominados *soft* [30] e *hard thresholding*.

No *hard thresholding* uma constante λ é escolhida e os valores iguais e abaixo são truncados. Essa operação $thr(h)$ é definida pela equação:

$$thr(h) = \begin{cases} 0 & \text{se } |h| \leq \lambda; \\ h & \text{se } |h| > \lambda. \end{cases} \quad (39)$$

No *soft thresholding*, o truncamento é feito através da seguinte equação:

$$trh(h) = \begin{cases} 0 & \text{se } |h| \leq \lambda; \\ \text{sign}(h)(|h| - \lambda) & \text{se } |h| > \lambda. \end{cases} \quad (40)$$

Existem diversas formas propostas para se escolher o limiar λ antes da transformação inversa como em [31], [32], [33] e [34].

6.3.2. Wavelets 2D

Nos casos onde o sinal é 2D, como em imagens, é necessário representar os componentes do sinal por wavelets de duas dimensões e uma função escala de duas dimensões. Para cada função escala ϕ com sua correspondente wavelet ψ , se constroem três wavelets e uma função escalar.

As wavelets de duas dimensões são definidas por:

$$\begin{aligned}\Psi_{i,k}^1(x, y) &= \phi(x - i)\psi(y - k); \\ \Psi_{i,k}^2(x, y) &= \psi(x - i)\phi(y - k); \\ \text{e} \\ \Psi_{i,k}^3(x, y) &= \psi(x - i)\psi(y - k).\end{aligned}\tag{41}$$

A função escala de duas dimensões é definida pela equação:

$$\Phi_{i,k}(x, y) = \phi(x - i)\phi(y - k).\tag{42}$$

No domínio da frequência, cada wavelet e a função escalar ocupam um lugar diferente. Devido à diminuição da resolução cada imagem decompõe-se em 4 sub imagens. As bandas espectrais são referidas como LH (baixa-alta), HL (alta-baixa) e HH (alta-alta), cada um correspondente ao espectro das wavelets $\Psi_{i,k}^N(x, y)$, com $N=1,2,3$. A banda LL (baixa-baixa) corresponde a função escala de duas dimensões. Alta e baixa, refere-se ao tipo de filtro para processamento, como por exemplo filtros passa-baixa ou passa-alta. A decomposição de um sinal 2D resulta em uma pirâmide hierárquica. Devido à diminuição da resolução, cada imagem é decomposta em 4 sub imagens. O tamanho de cada sub imagem é um quarto do tamanho original.

A decomposição de imagens permite que cada sub banda seja analisada e tratada de forma distinta permitindo o uso da técnica em aplicações como redução de ruído e compressão [35].

A aplicação desse processo pode ser vista na decomposição da imagem Lena na Figura 41. Essa decomposição wavelet é de primeiro nível, aplicando-se esse processo sucessivamente aumenta-se a quantidade de sub bandas na chamada decomposição multinível.

A decomposição multinível pode ser feita através de bancos de filtro QMF de ordem N, onde são usados blocos de filtros nas linhas e colunas da imagem conforme mostrado no primeiro nível na Figura 42. A Figura 43 exemplifica o resultado da decomposição da imagem Lena nível 3.

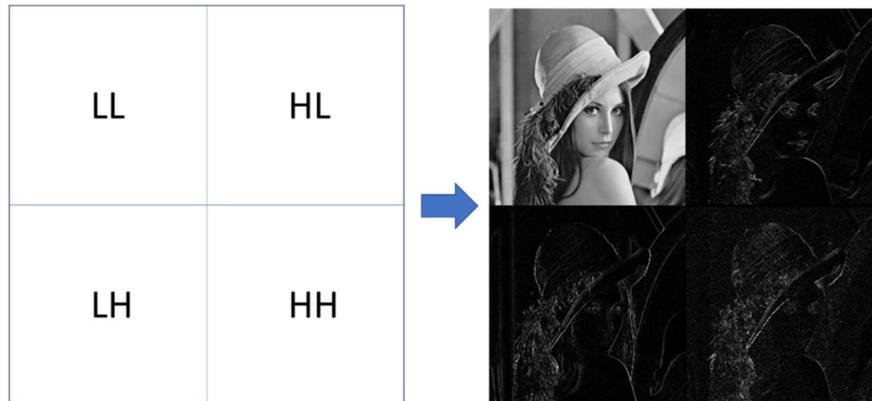


Figura 41 - Decomposição wavelet de primeiro nível de Lena

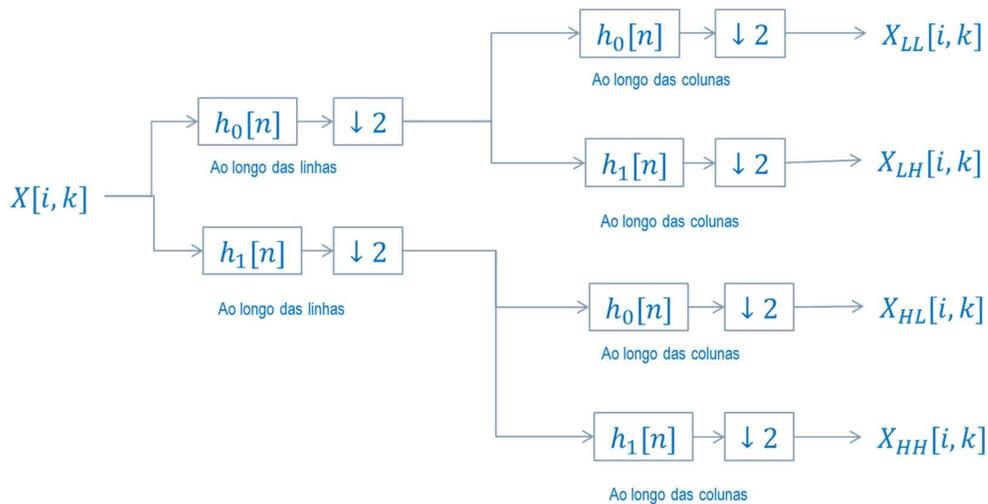


Figura 42 - Implementação da decomposição wavelet através de banco de filtros QMF.

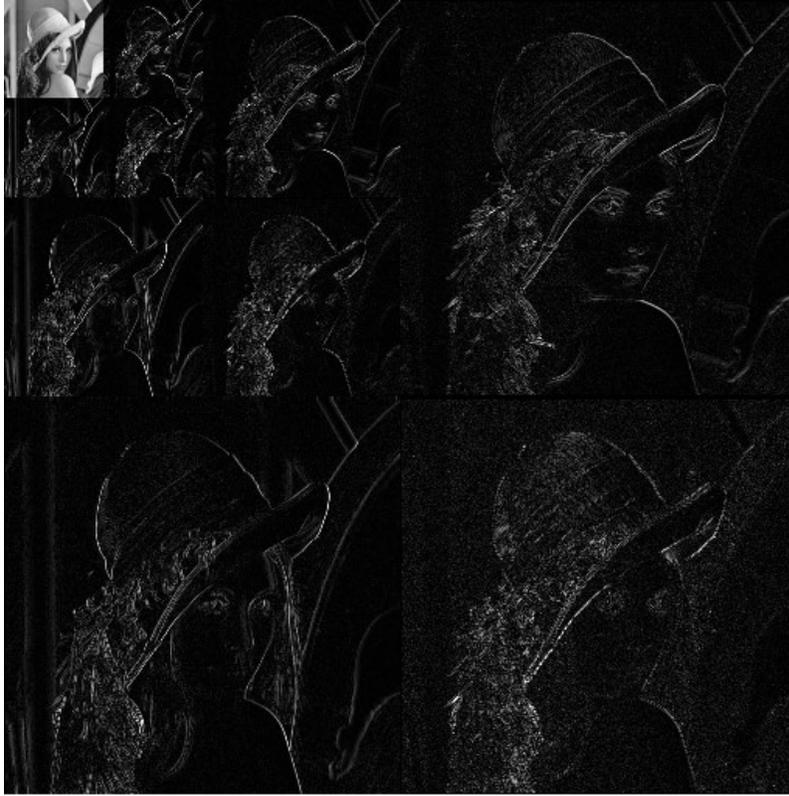


Figura 43 - Resultado da decomposição de nível 3 de Lena.

Capítulo 7

Algoritmo Desenvolvido e Resultados Iniciais

Neste capítulo serão apresentados os experimentos realizados e os resultados obtidos.

Inicialmente será apresentado o corpo de prova criado para experimentação e validação. Em seguida será apresentado o processo de funcionamento do algoritmo desenvolvido baseado nas técnicas discutidas nos Capítulos 5 e 6. O algoritmo é aplicado a cada projeção adquirida antes do processo de reconstrução.

Além do escaneamento do corpo de prova desenvolvido, também foram realizados mais três escaneamentos com o objetivo de validar o algoritmo desenvolvido, testar sua abrangência e possíveis interferências.

Ao final do capítulo, os resultados da aplicação do algoritmo serão mostrados e comparados com o conjunto de dados original sem aplicação do algoritmo.

7.1 Corpo de Prova

Conforme discutido no Capítulo 2, a grande maioria dos artigos publicados são baseados na tomografia médica, que utiliza como corpo de prova fantasmas baseados em materiais radiograficamente compatíveis com o corpo humano [36], [37], [38], [39] e [40]. Na tomografia industrial, como se trabalha com maior energia, distintos materiais de maior densidade e diferentes geometrias, esses fantasmas clássicos não conseguem reproduzir os ruídos e artefatos encontrados na tomografia industrial.

Em [3] e [5], nota-se que os corpos de provas utilizados nos estudos são objetos fundidos e feitos de um único material. Este cenário está presente em diversas aplicações

industriais, mas não representa o pior caso, onde se tem a presença de diversos materiais com densidades bem distintas e geometrias mais agudas com maior propensão à geração de ruído.

Com esse objetivo, foi criado o corpo de prova mostrado na Figura 44. Esse corpo de prova é composto de 3 tipos de materiais diferentes: aço inox, alumínio e poliuretano. Esses materiais possuem densidades bem distintas e comportamento aos raios X bem distintos.

Além dos materiais distintos, também foi escolhido ter um corpo de prova com diferentes geometrias e espessuras, tendo um parafuso inox, essencialmente cilíndrico e o alumínio e poliuretano com partes de transição suaves e partes com transição mais aguda, além de possuírem espessuras diferentes. A Figura 45 mostra o corpo de prova radiografado, onde se pode ver claramente como cada material reage aos raios X.

As figuras 46, 47 e 48 mostram as imagens do corpo de prova após o processo de escaneamento e reconstrução. O equipamento utilizado no escaneamento é Vtomex M300 da GE.

As linhas de superfície vistas nas figuras 47 e 48 são geradas automaticamente pelo software de visualização VGStudio 3.1, buscando a interface com o ar. Esta linha representa a superfície do material e é usada para medições. Nesse caso, as medições teriam um erro muito grande na superfície do parafuso e ao longo dos materiais devido ao forte ruído presente.

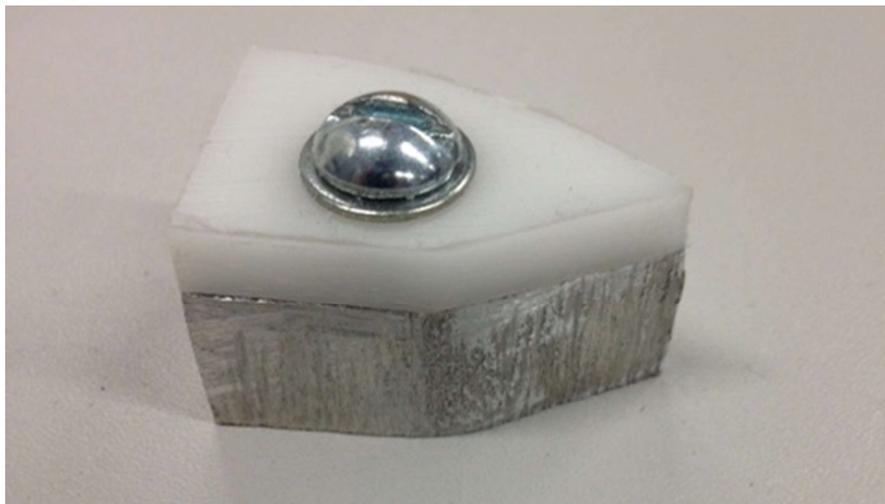


Figura 44 - Corpo de prova utilizado nas experiências.

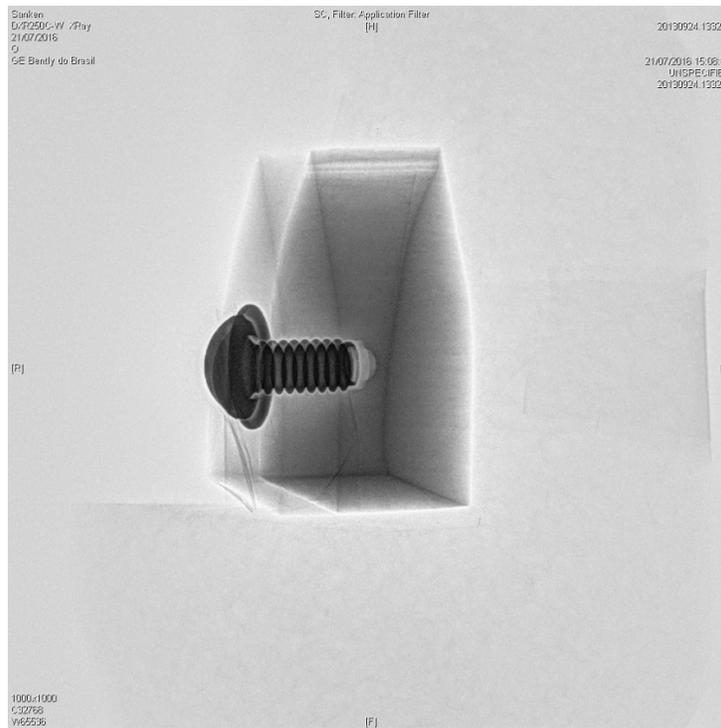


Figura 45 - Imagem do corpo de prova radiografado.

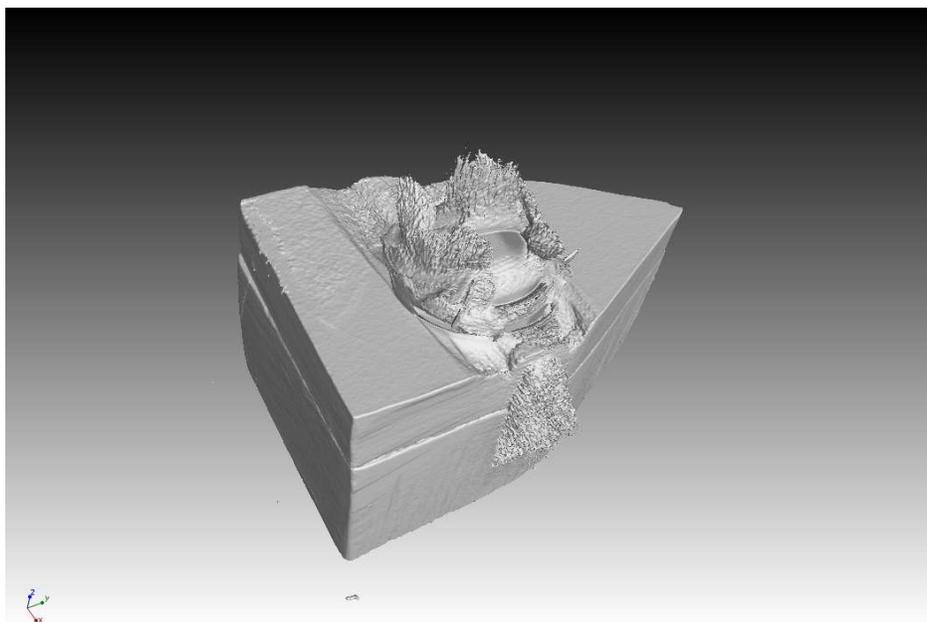


Figura 46 - Modelo 3D do corpo de prova mostrando forte presença de ruído.

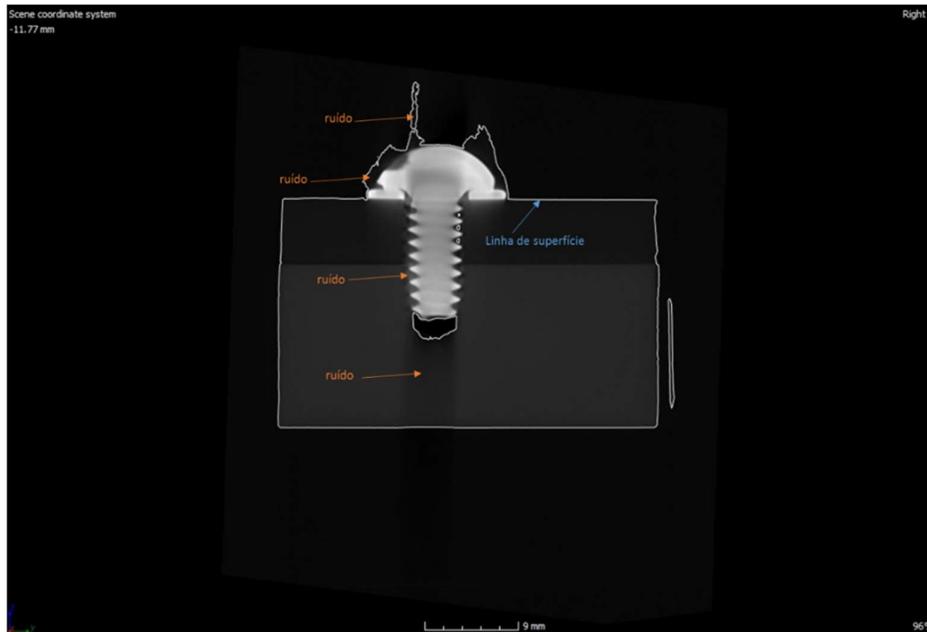


Figura 47 - Corte transversal no corpo de prova.

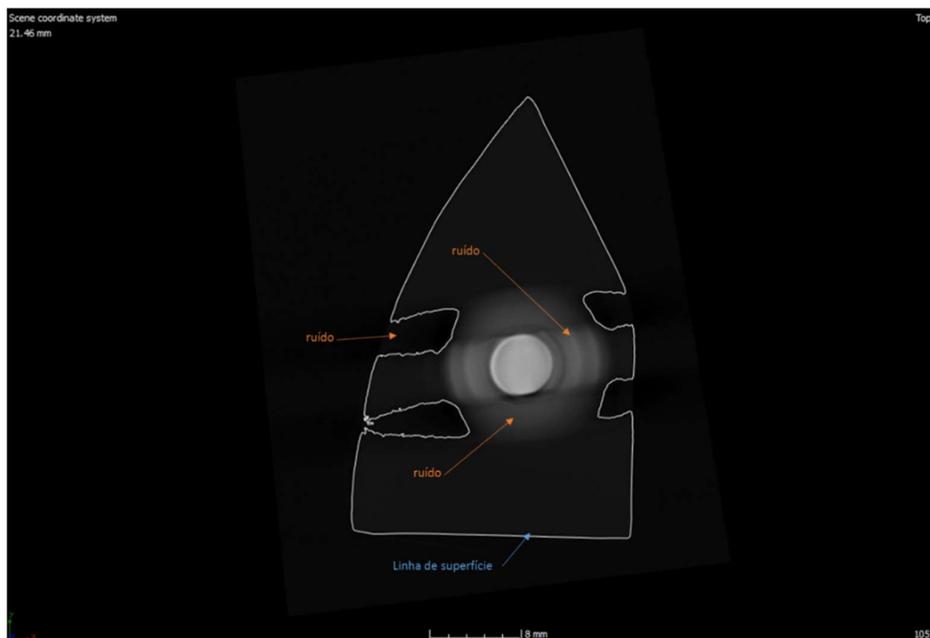


Figura 48 - Corte de topo no corpo de prova.

7.2 Processo de Filtragem

O algoritmo desenvolvido utilizando algoritmo genético na determinação dos parâmetros na técnica de subtração de ruído com *wavelet thresholding* apresentou resultados visuais excelentes. Na Figura 49 é apresentado um fluxograma do algoritmo. Cada etapa do processo será detalhada nas próximas seções.

7.2.1. Codificação dos Cromossomos

Os cromossomos representam os parâmetros a serem utilizados na decomposição wavelet e os parâmetros para exclusão dos coeficientes wavelets. Desta forma, foi definido que o cromossomo tem 4 genes mapeados conforme Tabela 1. As famílias de wavelets utilizadas foram: Daubechies, Coiflets, Symlets, biortogonal e biortogonal reversa. Descrições mais detalhadas dessas famílias podem ser encontradas em [41].

Tabela 1 – Codificação dos cromossomos

Gene	Descrição	Tipo	Valor máximo
1	Família wavelet	String	19
2	Tipo de thresholding	String	2
3	Nível da decomposição wavelet	Inteiro	5
4	Valor do threshold	Real	20

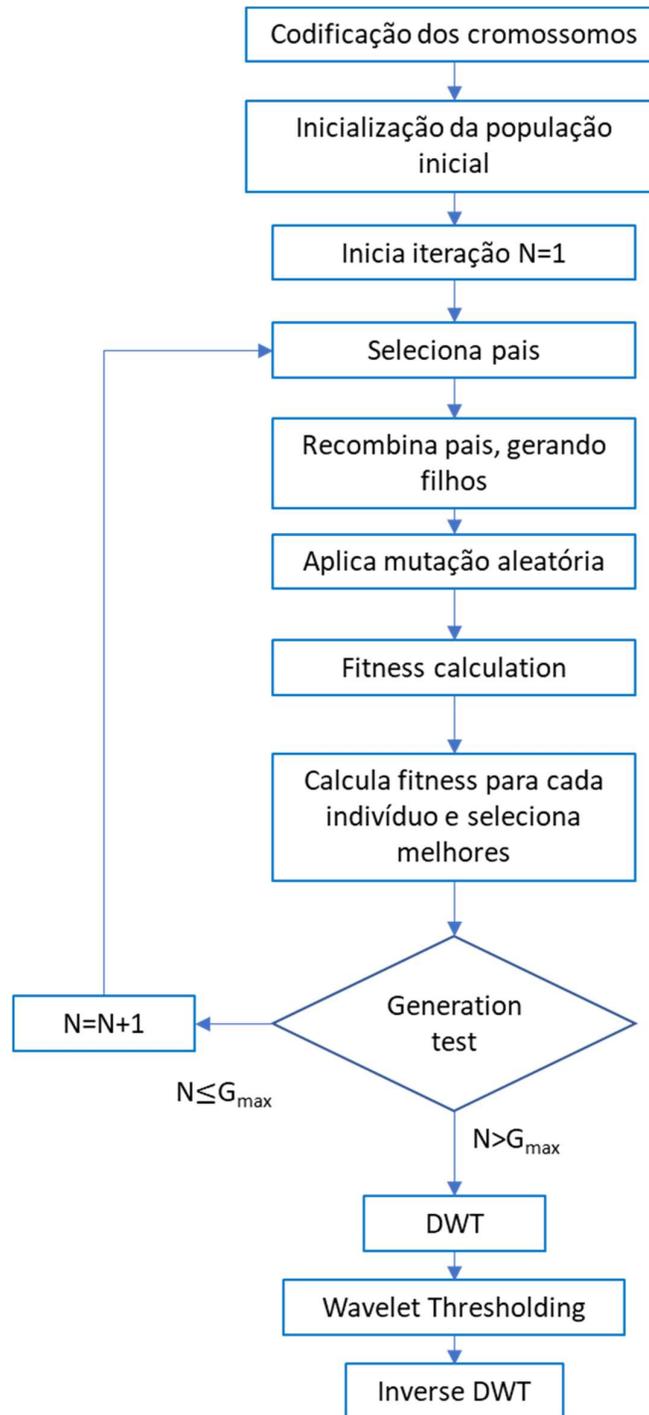


Figura 49 - Fluxograma do algoritmo desenvolvido.

7.2.2. Seleção dos Pais

A população inicial é escolhida de forma aleatória totalizando 50 indivíduos. Esses indivíduos são submetidos a um processo de seleção conhecido como Amostragem Estocástica Universal (SUS) [26].

Nesse processo de seleção, usa-se μ divisões igualmente espaçadas, onde μ é o número de seleções necessárias, nesse caso será o tamanho da população. Calcula-se a probabilidade acumulada de cada indivíduo ser escolhido baseada em sua aptidão e faz-se cópias desses indivíduos de acordo com essa probabilidade e os distribuem ao longo das μ divisões, assim os indivíduos de maior aptidão terão mais chances de se recombinar que os demais indivíduos.

7.2.3. Recombinação

Para se realizar a recombinação são escolhidos aleatoriamente um par de pais com probabilidade pré-definida P_c e dentro dos números de genes (1...4) é escolhido um ponto aleatório onde o início do primeiro pai será combinado com o fim do segundo pai e vice-versa. Um exemplo desse processo é mostrado na Figura 50.

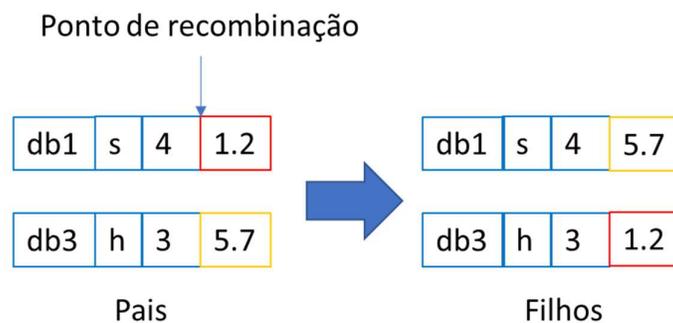


Figura 50 - Exemplo de recombinação entre dois pais.

7.2.4. Mutação

Após a recombinação dos pais selecionados, são aplicadas mutações com probabilidade P_m , essas mutações são importantes para se garantir a diversidade da população. O indivíduo escolhido para sofrer mutação tem um gene escolhido aleatoriamente substituído por um valor aleatório possível. A Figura 51 mostra um exemplo do processo de mutação.

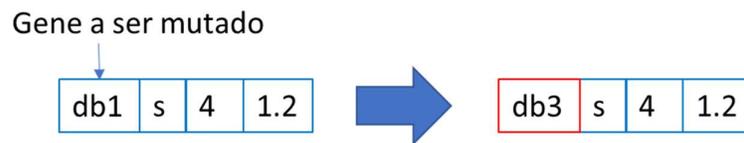


Figura 51 - Exemplo de mutação no gene 1.

7.2.5. Cálculo de Aptidão

Nesta fase do processo, a aptidão de cada indivíduo é calculada aplicando a decomposição wavelet com os parâmetros dos genes 1 e 3 à imagem da projeção adquirida. Em seguida é feita a exclusão dos coeficientes wavelets de acordo com os parâmetros dos genes 2 e 4.

A imagem filtrada, reconstruída através da wavelet inversa, é comparada com a imagem original e o valor do sinal ruído de pico (PSNR) dado pela seguinte equação:

$$\text{PSNR} = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{\text{Max}_s}{\sqrt{\text{MSE}}} \right), \quad (43)$$

na qual Max_s representa a maior intensidade do sinal, dado por:

$$\text{Max}_s = 2^B - 1, \quad (44)$$

B é a profundidade de bits da imagem, neste caso B=16, devido ao *upscaling* feito na imagem original de 14 bits para 16 bits.

MSE representa o erro quadrático médio entre as duas imagens de tamanho M x N, conforme a equação abaixo:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} \|S_o(i, k) - S_c(i, k)\|^2, \quad (45)$$

na qual $S_o(i, k)$ representa o nível de cinza do pixel i, k da imagem original e $S_c(i, k)$ representa o nível de cinza do pixel i, k da imagem corrigida.

O uso da função PSNR como função de avaliação de melhoria na redução de ruído foi apresentado em [42], [43] e [44].

7.2.6. Critério de Parada

Após o cálculo da aptidão de todos os indivíduos, o que apresenta a maior aptidão é comparado ao indivíduo de maior aptidão da geração anterior e o que tiver a maior aptidão é armazenado.

Os indivíduos são ordenados de acordo com sua aptidão, os que possuem aptidão mais baixa morrem, enquanto os primeiros 50 sobrevivem formando a população da próxima geração. O processo de iteração se repete com incremento da geração até a geração limite G_{\max} de 50.

7.2.7. Metodologia de Aplicação do Algoritmo Proposto

O algoritmo proposto no fluxograma da Figura 49 foi implementado usando o MATLAB. Para cada imagem de projeção adquirida pelo tomógrafo é feito um *upscaling* de 14 bits (imagem no detector) para 16 bits e é inicializado este fluxograma. O detalhamento de cada etapa do fluxograma é feito nas Seções 7.2.1 a 7.2.5. Assim, o algoritmo é aplicado em 1440 imagens para cada volume reconstruído. O número de 1440

imagens foi escolhido por ser um múltiplo de 360° e ser o menor número necessário para não gerar artefatos conforme descrito na Seção 3.5. Desta forma se gera uma imagem a cada $0,25^\circ$.

Após a convergência ou parada do algoritmo, o filtro otimizado que apresentou a imagem com maior PSNR é utilizado, sendo aplicado a imagem original para se ter a imagem filtrada final. Optou-se por aplicar o filtro otimizado novamente no final do processo para se economizar memória. Caso não fosse desta forma, teria-se que criar um buffer de memória de 50 imagens até se escolher a mais apta em vez de termos uma única imagem que já é gravada na estrutura de diretórios sem passar por nenhum buffer.

Após a aplicação do algoritmo a todas as imagens, tem-se um diretório com 1440 imagens otimamente filtradas. Este conjunto de imagens é submetido ao programa de reconstrução Datos, gerando o volume tomográfico filtrado como descrito na Seção 2.3.5. Este volume gerado é visualizado e analisado usando o programa VGStudio.

7.2.8. Exemplo de Aplicação do Algoritmo Proposto

Para exemplificar ao uso do algoritmo foram escolhidas duas imagens aleatórias dentro do conjunto das 1440 imagens adquiridas para o corpo de prova. Elas são mostradas nas figuras 52(a) e 52(b). Elas foram submetidas ao algoritmo proposto e como resultado obteve-se, respectivamente, as imagens das figuras 53(a) e 53(b). Visualmente é difícil encontrar diferenças entre as imagens originais e filtradas.

Após rodar o algoritmo a imagem 0002 teve o cromossomo [db2; H; 4; 4,6442] mais apto, isto significa que o filtro ótimo dessa imagem é uma decomposição nível 4, usando a wavelet Daubechies db2, eliminando os componentes usando *hard thresholding* com corte em 4,6442.

Para a imagem 0123 o cromossomo mais apto foi o [coif3; H; 3; 1; 4,4606]. O filtro ótimo representado seria uma decomposição de 3 níveis usando a wavelet Coiflets 3, eliminando os componentes usando *hard thresholding* com corte em 19,4606.

Por se tratar de um processo estocástico, cada vez que se rodar o algoritmo para essas mesmas imagens, é possível que obtenha um filtro otimizado diferente. O filtro final escolhido vai depender da população inicial escolhida, que é escolhida de forma aleatória, das recombinações e mutações que vão evoluindo a população até uma estabilidade ou atingimento do limite máximo de gerações.

O gráfico representando a evolução do PSNR (função de adaptação) para as imagens 0002 e 0123 são apresentados, respectivamente, nas figuras 54 e 55. Pode-se observar que a imagem 0002 demorou mais para melhorar o PSNR, depois teve uma subida mais forte e estabilizou na geração 48. Para a imagem 0123, a evolução foi mais suave, porém a estabilização ocorreu antes se comparada à imagem 0002.

Estes comportamentos evolutivos evidenciam a característica única de cada imagem, assim como sua resposta a população de filtros inicialmente selecionada.

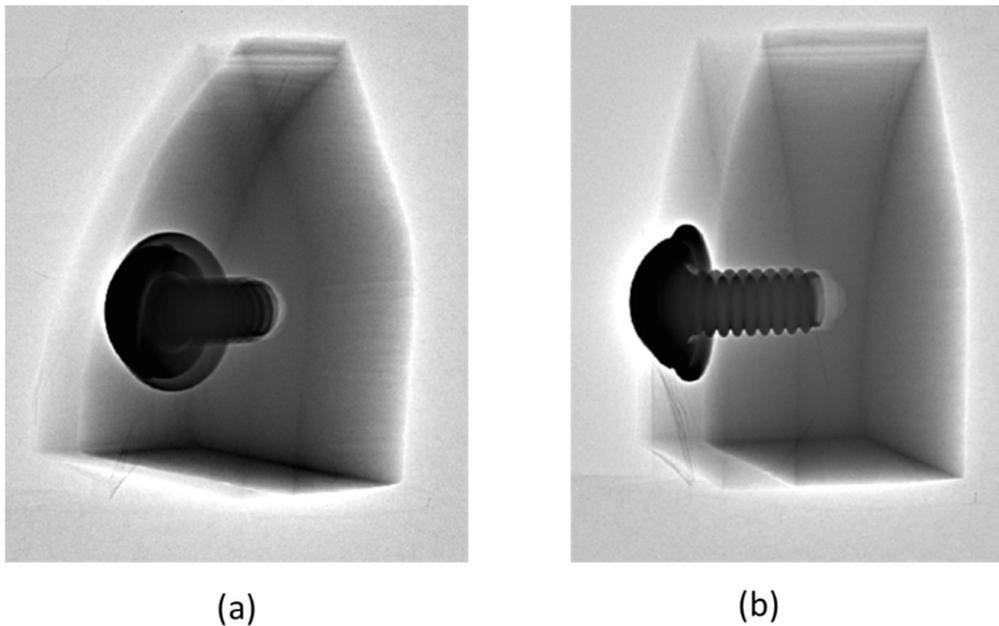


Figura 52 – a) imagem original número 0002, b) imagem original número 0123.

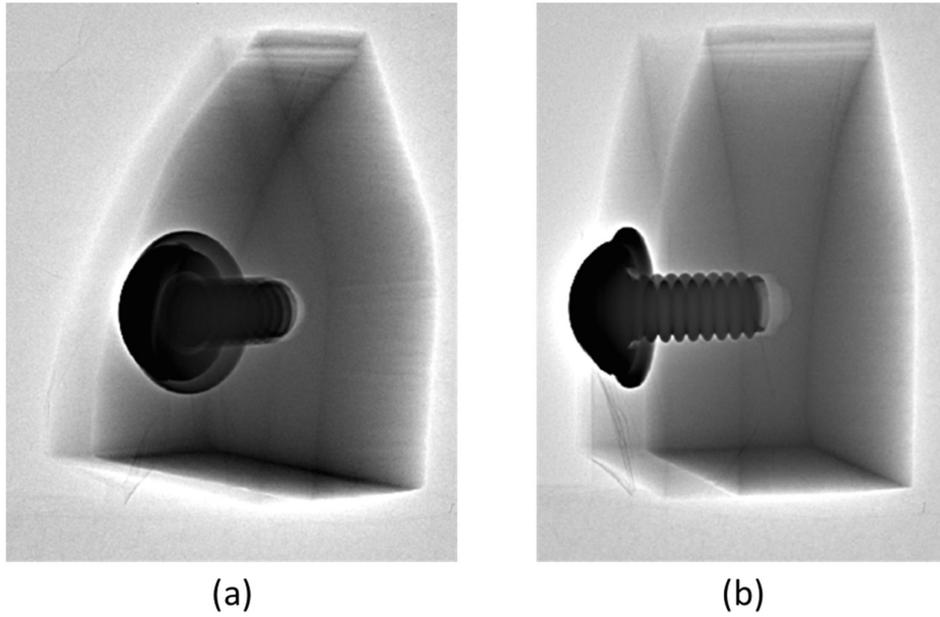


Figura 53 – a) imagem filtrada número 0002, b) imagem filtrada número 0123.

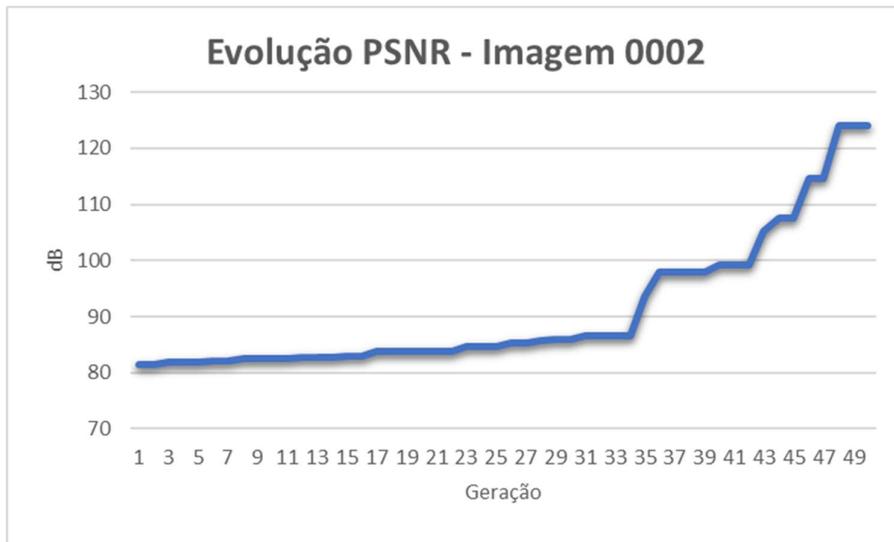


Figura 54 - Evolução do PSNR para a imagem 0002.

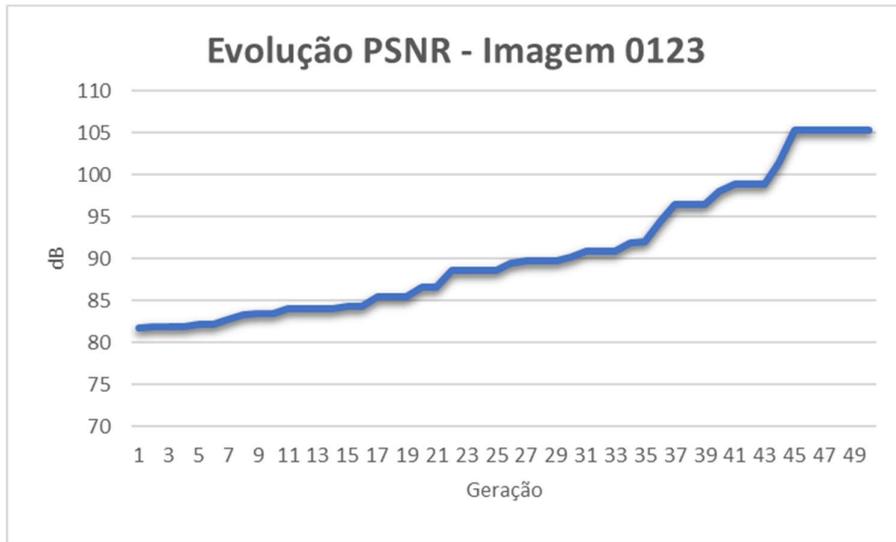


Figura 55 - Evolução do PSNR para a imagem 0123.

7.3 Resultados

7.3.1. Experimentação

A TC apresentada na Figura 46 é referente ao corpo de prova descrito na Seção 7.1. foi realizada usando 1440 imagens de projeções adquiridas. Para cada imagem foi aplicado o algoritmo desenvolvido de acordo com o fluxograma descrito na Seção 7.2.

As figuras 56 a 58 mostram o resultado obtido no volume 3D e em dois planos de corte.

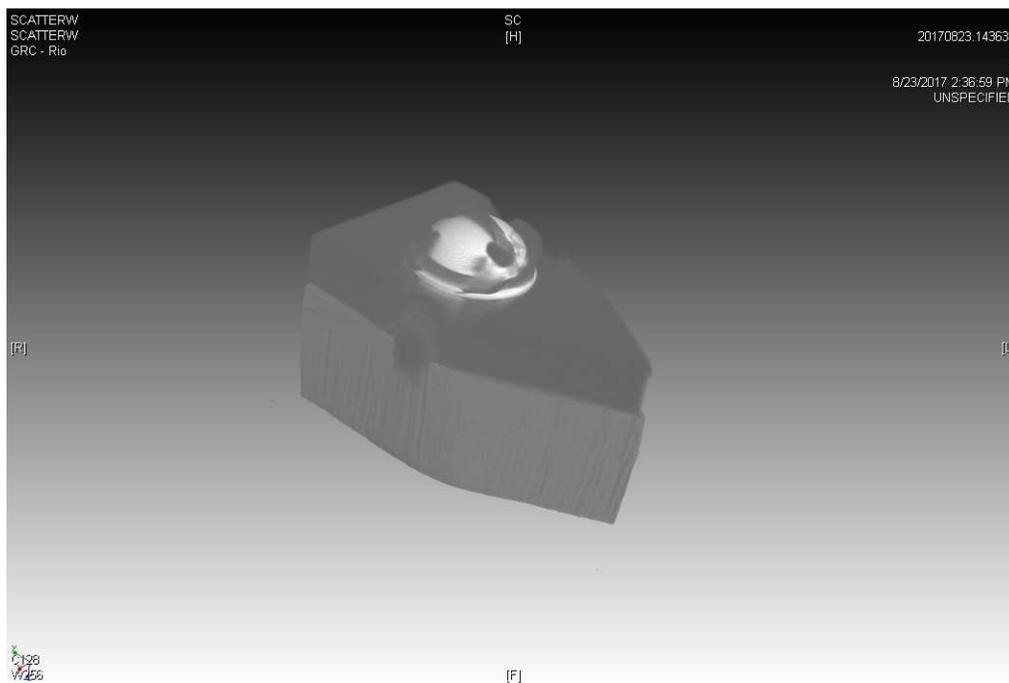


Figura 56 - Volume reconstruído após aplicação do algoritmo desenvolvido.

A redução do ruído presente no volume reconstruído é bem representativa. Os materiais apresentam maior homogeneidade e as fronteiras nas interfaces estão mais pronunciadas.

Fazendo uma análise comparativa de perfil de linha, também se observa uma redução da variação de nível de cinza na área relativa ao ruído. No volume original essa média da variação foi de 15.95 níveis de cinza, enquanto no volume processado, a média foi de 8.55. Pode-se observar também que houve uma inversão da contribuição do ruído, no volume original ele aparece gerando um efeito de perda de material, que acontece por escurecer a área afetada, enquanto no volume processado, ele se inverteu, clareando a área afetada. Os perfis de linha nos volumes original e processado podem ser vistos nas figuras 59 e 60.

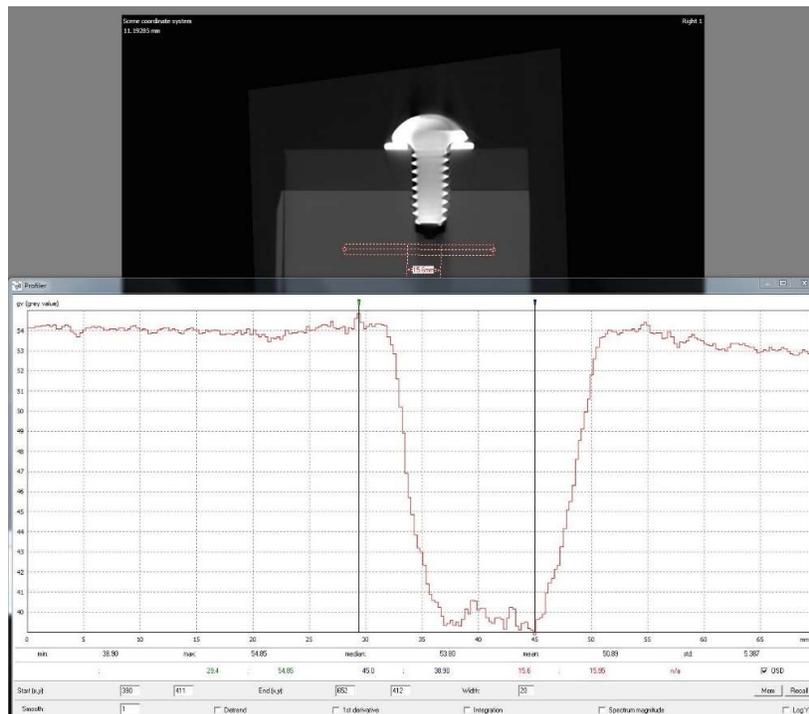


Figura 59 - Perfil de linha do volume original.

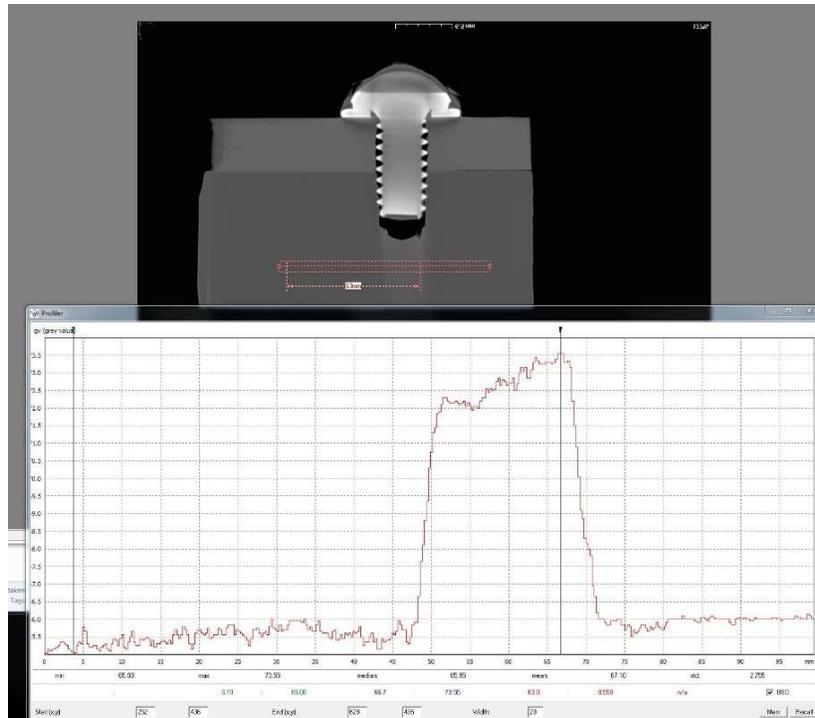


Figura 60 - Perfil de linha do volume processado.

O programa de visualização VGstudio possui um método de comparação entre volumes que tem por objetivo medir a variação dimensional entre dois volumes. A comparação é feita sobrepondo os dois volumes e medindo as diferenças dimensionais encontradas.

Como a presença de ruído tem por efeito uma falsa adição ou subtração de material, este método consegue quantificar o efeito da supressão do ruído devido à aplicação do algoritmo proposto usando este desvio medido.

A Figura 61 mostra a sobreposição dos volumes original e filtrado. As cores representam o desvio em cada região. Nas regiões onde os dois volumes são iguais, ou seja, não houve ação do algoritmo ou pouca ação, a cor aparece como verde. Nas regiões onde a cor tende ao azul/violeta, o algoritmo teve a ação de retirar material, ou seja, o ruído havia causado uma falsa existência de material no volume original, que foi removido ou atenuado. Nas regiões onde a cor tende ao vermelho/rosa, de forma inversa, o algoritmo teve a ação de adicionar material onde o ruído havia tido um comportamento de retirar material.

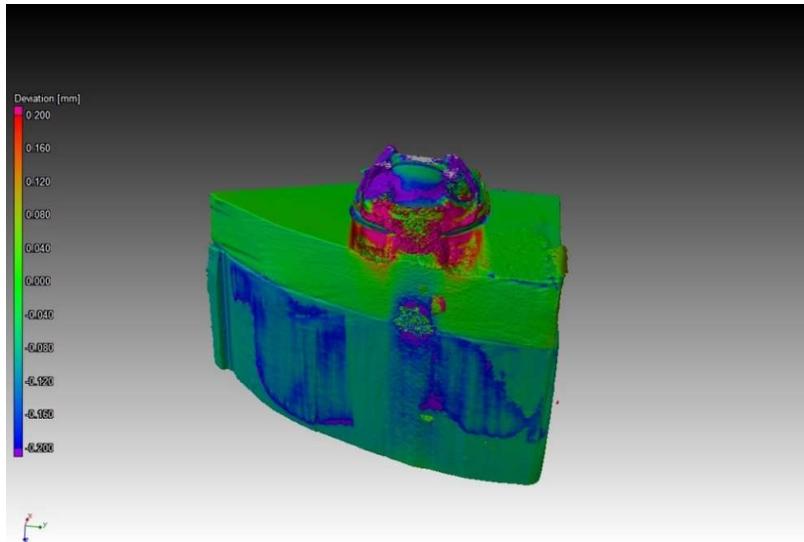


Figura 61 – Sobreposição dos volumes original e filtrado para análise de variância dimensional.

Através do histograma de desvio apresentado na Figura 62, observa-se que o algoritmo proposto teve uma ação mais forte de supressão de ruído que gerou falso material em comparação ao ruído que removeu material. Este histograma é uma excelente ferramenta de avaliação da efetividade do algoritmo, pois se o algoritmo não tivesse efetividade, teria-se uma grande concentração na região verde, em volta do zero, chegando ao extremo, de não havendo nenhuma contribuição, apresentar apenas um pico no zero.

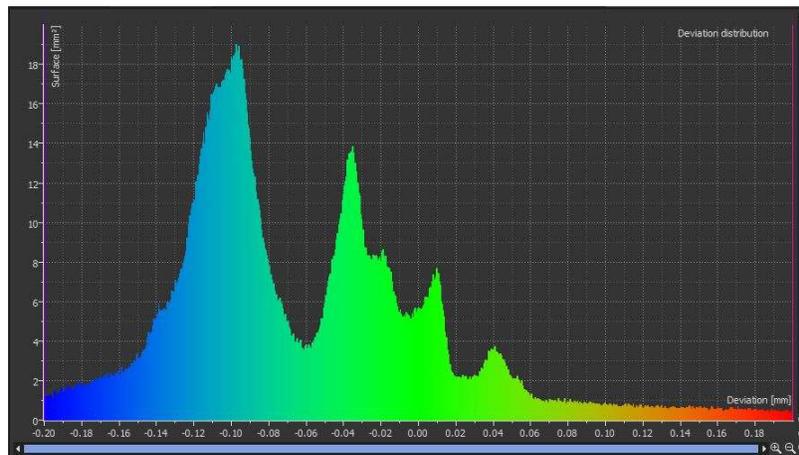


Figura 62 – Histograma de desvio da comparação entre o volume original e o volume filtrado.

7.3.2. Validação

Com o objetivo de validar o algoritmo proposto foram feitos diversos escaneamentos. O primeiro objeto foi uma palheta de turbina de avião a jato, o segundo objeto foi um conjunto montado de parafuso, porca e rolamento e o terceiro objeto foi o mesmo corpo de prova desenvolvido para teste do algoritmo, porém com defeitos provocados representados por furos de diâmetros conhecidos com o objetivo de verificar se o algoritmo proposto não estaria alterando dimensões reais.

7.3.2.1. Escaneamento da Palheta de Turbina

A palheta de turbina tem por característica uma geometria complexa e um único material homogêneo feito de uma liga de alta densidade (inconel). Normalmente, os escaneamentos apresentam alto índice de ruído que acaba causando o efeito de perda de material no lado côncavo e uma grande quantidade de ruído aditivo próximo à base da palheta, que é a região mais densa da peça. A Figura 63 mostra a foto da palheta de turbina escaneada vista pelo lado côncavo.



Figura 63 - Foto da palheta de turbina escaneada.

O resultado do escaneamento original pode ser visto nas figuras 64 e 65, onde a Figura 64 representa o volume reconstruído e a Figura 65 uma fatia deste volume. A presença de ruído com adição e remoção de material pode ser claramente observada nas duas figuras citadas. Na fatia apresentada é possível identificar falso material adicional representado por manchas claras e falsa perda de material representada por regiões negras que acabam sendo confundidas com o negro que representa o ar.

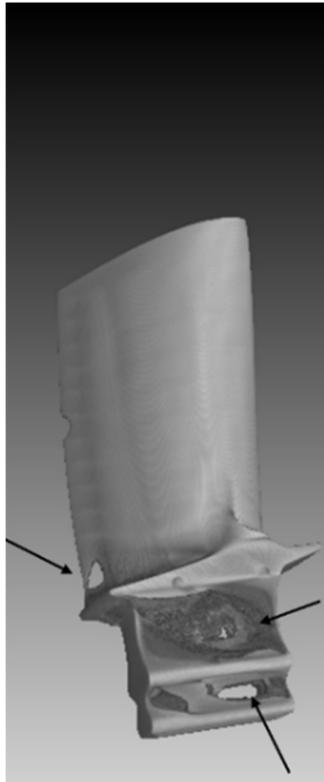


Figura 64 – Volume reconstruído da palheta de turbina com indicação da presença de ruído.

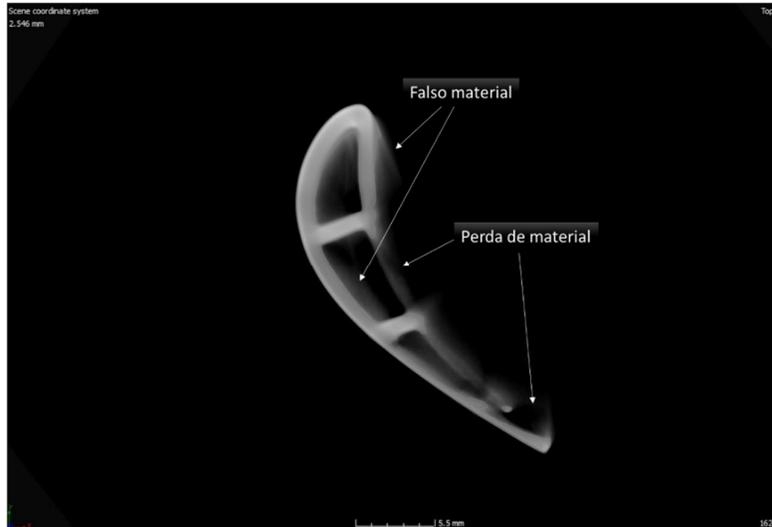


Figura 65 – Fatia do volume da palheta de turbina mostrando alguns pontos com efeito de perda e adição de material.

O estudo de comparação entre o volume original e o volume filtrado como apresentado na Seção 7.3.1 também foi realizado para se avaliar o efeito do algoritmo proposto na palheta de turbina. O resultado é apresentado na Figura 66. A região côncava da palheta onde antes havia maior perda de material aparece agora com mais material indicado pela coloração vermelho/rosa, enquanto na região externa onde a presença de ruído indicava presença de falso material aparece azul, mostrando a sua remoção.

No histograma de desvio mostrado na Figura 67, observa-se que a contribuição do algoritmo, nesse caso, foi mais forte no sentido de recuperar material antes excluído pelo ruído.

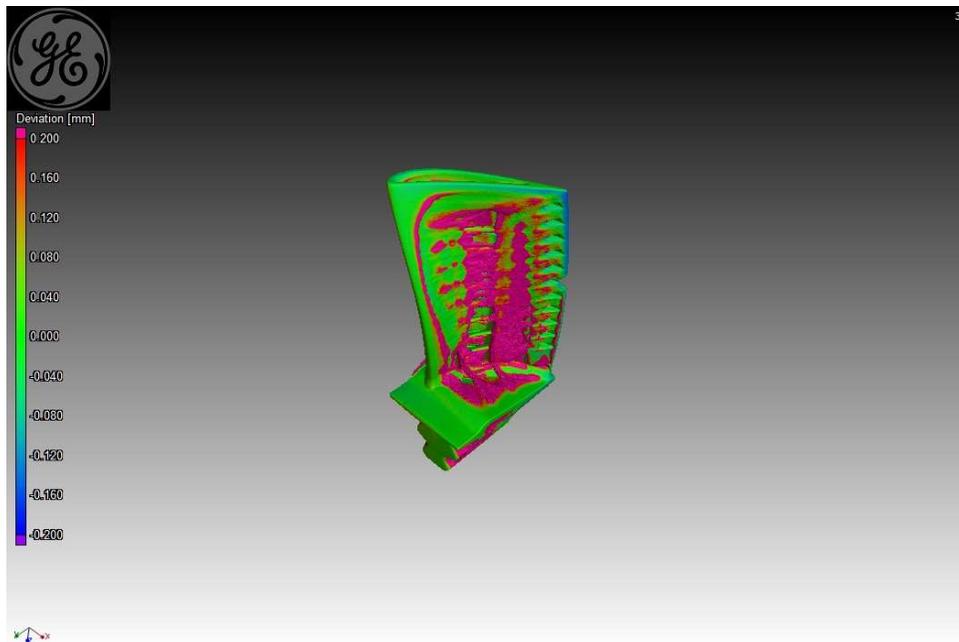


Figura 66 – Sobreposição dos volumes original e filtrado para análise de variação dimensional da palheta de turbina.

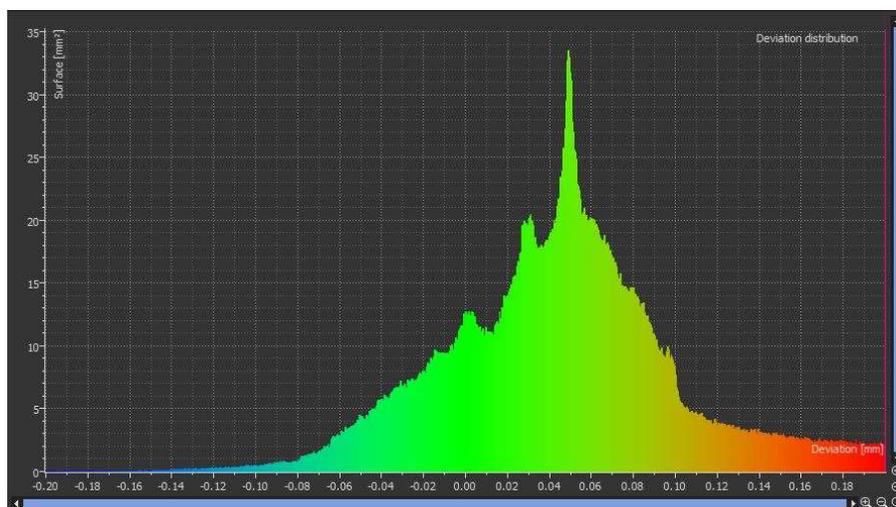


Figura 67 – Histograma da comparação entre os volumes original e filtrado da palheta de turbina.

As figuras 68 e 69 mostram, respectivamente, o volume reconstruído e um corte tomográfico após a aplicação do algoritmo proposto. No volume reconstruído pode-se observar que houve uma redução significativa do ruído comparando-se à Figura 64,

porém não houve 100% de eliminação. Os efeitos da correção da perda de material são claramente observados tanto no volume reconstruído quanto na fatia de corte apresentada.

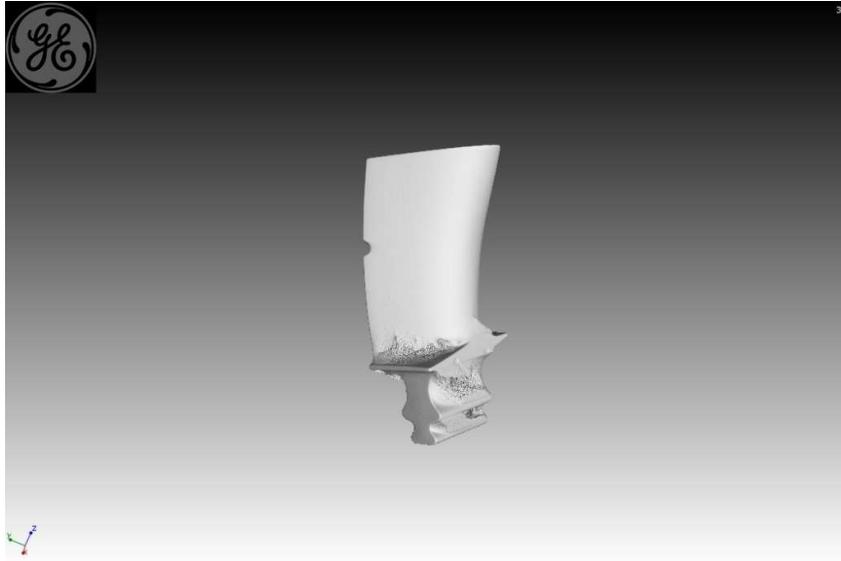


Figura 68 – Volume da palheta de turbina reconstruído após aplicação do algoritmo proposto.

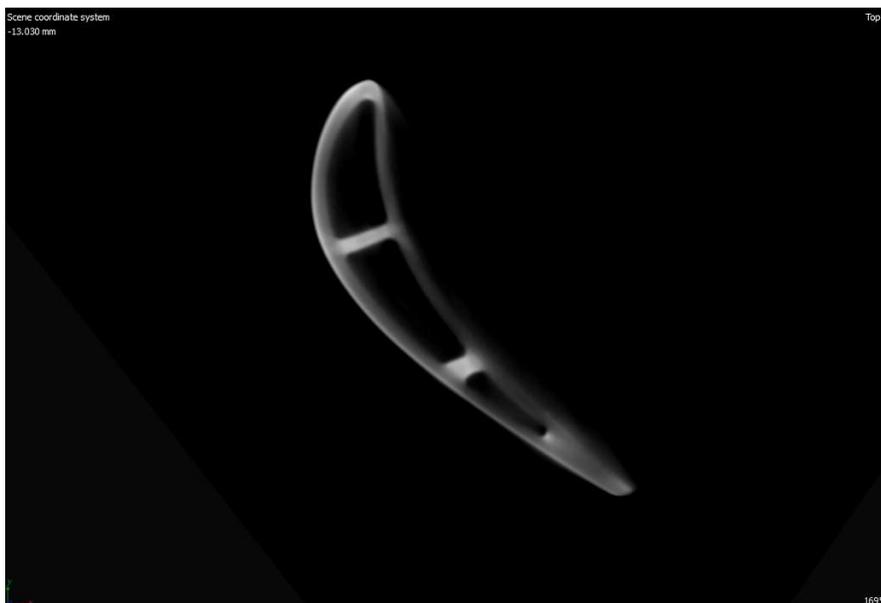


Figura 69 – Corte tomográfico da palheta de turbina após aplicação do algoritmo proposto.

7.3.2.2. Escaneamento de um Conjunto de Rolamento, Parafuso e Porca

Nos conjuntos de dados do corpo de prova desenvolvido e da palheta de turbina, o desempenho do algoritmo desenvolvido ficou evidente em todos os cenários considerados: materiais não homogêneos, material homogêneo, ruído aditivo e subtrativo e geometrias complexas. Existem objetos que quando escaneados apresentam ruído mínimo e nesses casos, a aplicação do algoritmo desenvolvido não pode gerar artefatos ou adulterar o volume reconstruído.

Para validar o desempenho do algoritmo nessa situação, uma montagem de um rolamento em um parafuso preso por uma porca foi escaneada. As figuras 70 e 71, mostram, respectivamente, o volume reconstruído e um corte tomográfico do conjunto utilizado nesta validação.



Figura 70 – Volume reconstruído de um conjunto de rolamento, parafuso e porca.

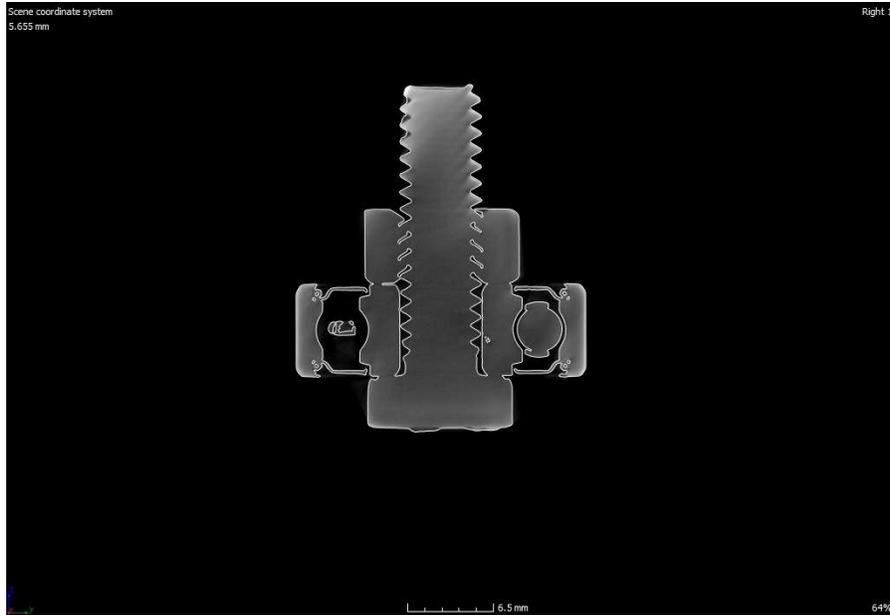


Figura 71 – Corte tomográfico de um conjunto de rolamento, parafuso e porca.

Após a aplicação do algoritmo desenvolvido, pode-se verificar visualmente, através da Figura 72, que não houve alterações perceptíveis em relação ao volume original, como era de se esperar devido à baixa presença de ruído.

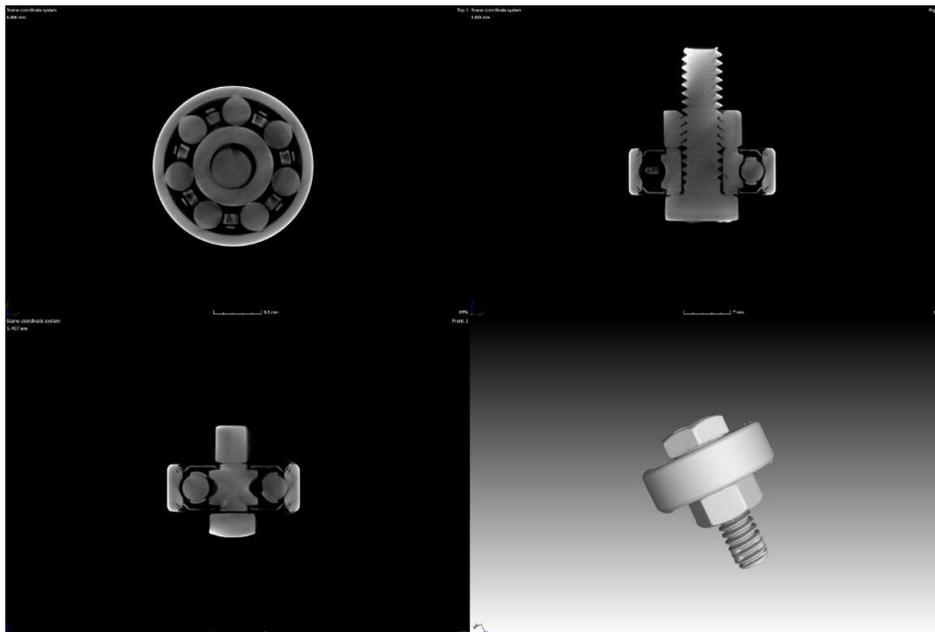


Figura 72 – Volume reconstruído e cortes tomográficos de um conjunto de rolamento, parafuso e porca.

Para se avaliar de forma quantitativa foi realizada uma análise nominal/real conforme descrito na Seção 7.3.1. O resultado é mostrado nas figuras 73 e 74. Pode-se observar que o histograma da Figura 74 se aproxima muito de uma gaussiana de média zero, indicando que maior quantidade de desvio ficou em zero, ou seja, nesses pontos não houve variação entre o volume original e o volume filtrado, como era de se esperar. Ainda assim, houve uma pequena quantidade de desvios à esquerda, representando retirada de material, que ocorreu devido ao efeito do algoritmo proposto na redução de pequenos pontos de ruído presentes no volume original.

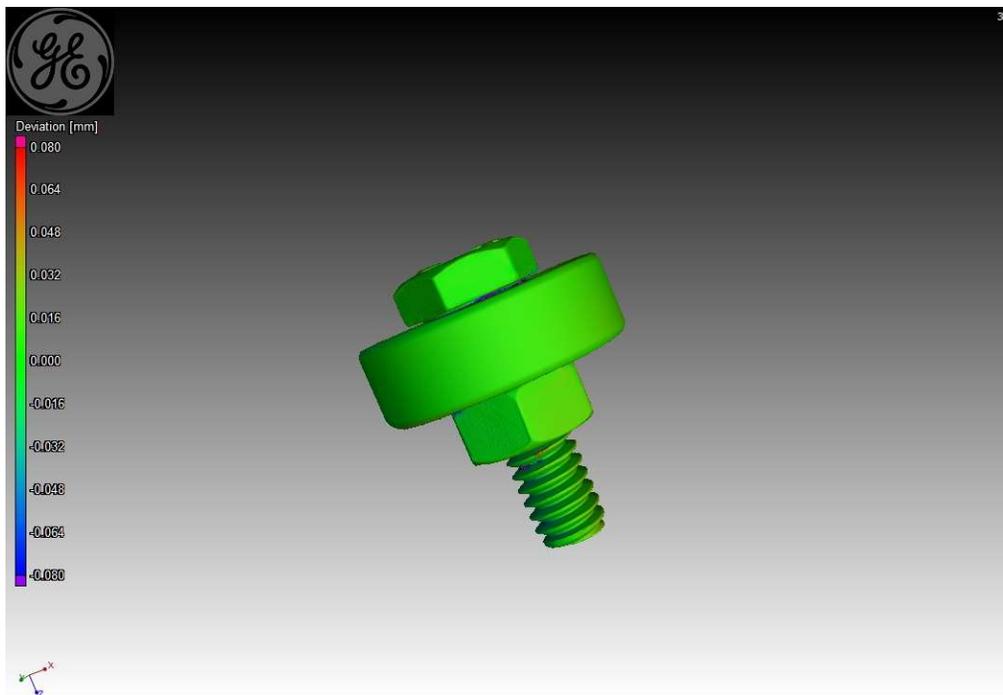


Figura 73 – Sobreposição dos volumes original e filtrado para análise de variância dimensional do conjunto de rolamento, parafuso e porca.

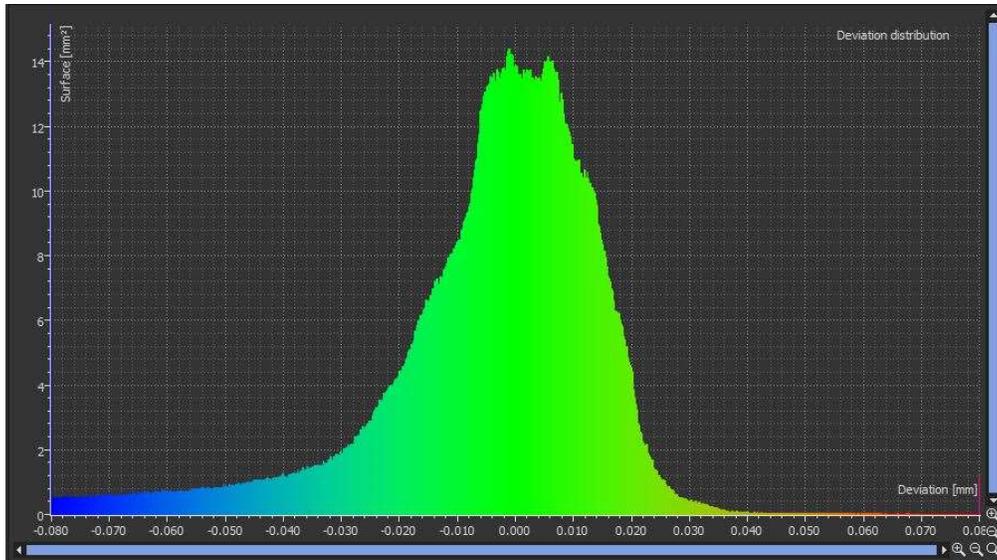


Figura 74 – Histograma de variação do conjunto de rolamento, parafuso e porca.

7.3.2.3. *Escaneamento do Corpo de Prova após Inclusão de Defeitos Artificiais.*

Uma das aplicações da tomografia na área industrial é a quantificação de grandezas dimensionais. Existem normas [24] voltadas para a determinação da incerteza das medições realizadas, assim, uma preocupação ao se filtrar volumes tomográficos é que o algoritmo aplicado não gere distorções dimensionais nem altere a resolução do volume.

Para validar que o algoritmo proposto não causa interferência dimensional foram criados dois defeitos em forma de furo cilíndrico de fundo cônico com diâmetros de 2 e 3 mm em 2 planos diferentes no corpo de prova de teste. Os diâmetros foram medidos com um paquímetro Mitutoyo absolute modelo CD-8"-ASX-B e as medidas realizadas foram 2.05 e 3.05 ± 0.01 mm respectivamente.

O corpo de prova foi escaneado com uma resolução de $81 \mu\text{m} \pm 1\mu\text{m}$. Essa resolução foi medida baseada no padrão VTX18CE000-035, com certificado de calibração DKD-K 25901 de acordo com a norma VDI/VDE 2630 [24]. Assim, nos diâmetros considerados de 2 e 3 mm, deve-se esperar uma incerteza de medição na ordem de $24.7 \mu\text{m}$ e $37 \mu\text{m}$, respectivamente.

As medições no Vgstudio são realizadas criando-se primitivas. No caso dos furos elas são cilindros. As primitivas são criadas baseadas em pontos na interface de linha entre ar e objeto. Esses pontos são então considerados para formação da superfície da primitiva através uma interpolação gaussiana. Esse processo é feito automaticamente pelo software.

Na Figura 75 pode-se observar os dois furos realizados no corpo de prova através de uma fatia tomográfica que corta os planos dos dois furos e suas medições de raio através de primitivas no volume original. Na Figura 76 tem-se a mesma visão e medições, porém realizadas no volume filtrado.

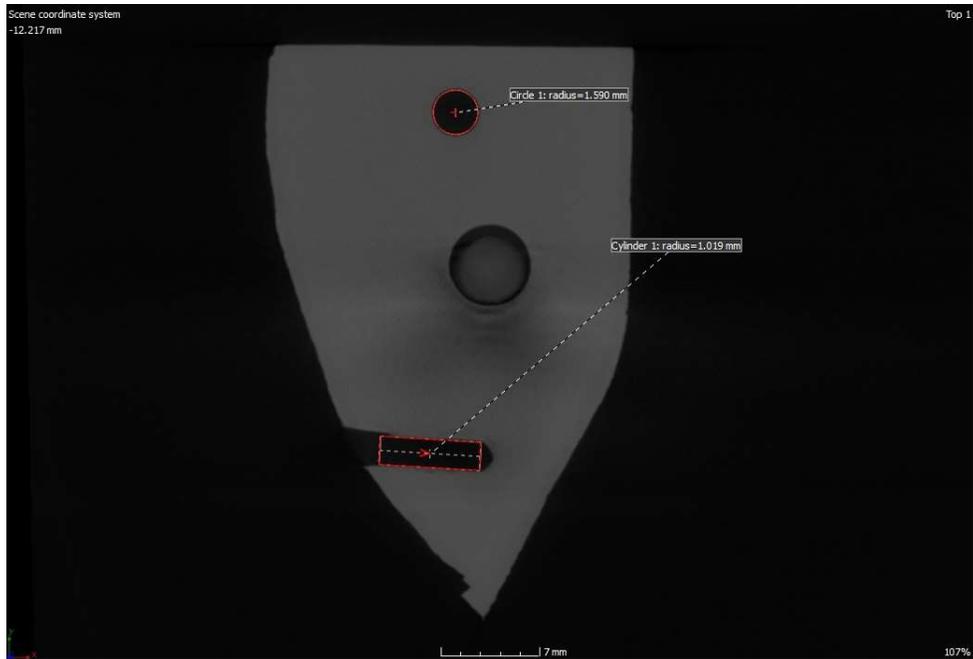


Figura 75 – Medição do raio dos furos no corpo de prova no volume original.



Figura 76 – Medição do raio dos furos no corpo de prova no volume filtrado.

A Tabela 2 mostra a comparação dos valores medidos fisicamente com o paquímetro, medidos na tomografia do volume original e do volume filtrado. Observando

os dados medidos, pode-se verificar que os valores são consistentes de acordo com suas classes de incerteza, mostrando que a aplicação do algoritmo desenvolvido não causou distorções geométricas ou gerou artefatos que poderiam adulterar medições realizadas.

Tabela 2 – Valor dos erros nos diâmetros dos furos no corpo de prova.

Medição	Paquímetro	Volume original	Volume Filtrado
Furo 2 mm	0,05 mm	0,038 mm	0,008 mm
Furo 3 mm	0,05 mm	0,180 mm	0,21 mm

7.3.3. Comparação do Resultado do Algoritmo Proposto a Filtros Comerciais

Os programas comerciais de visualização de TCs possuem diversas ferramentas para filtragem baseados em algoritmos já consagrados. Nesses softwares, os filtros são aplicados no volume após a reconstrução.

O resultado obtido com o algoritmo proposto foi comparado com o escaneamento original após a aplicação dos filtros e o resultado do histograma de variação dimensional apresentado como indicação das diferenças encontradas.

7.3.3.1. Filtro Mediano

O filtro mediano [45] é um filtro de suavização muito utilizado para redução de ruído *Salt & Pepper* sem perder o contorno. Nesse caso foi aplicado um filtro mediano 3x3 e o resultado mostrando a sobreposição com o volume original e seu histograma de desvio dimensional são apresentados, respectivamente, nas figuras 77 e 78.

Houve uma pequena redução do ruído que causa falso material em cima da cabeça do parafuso que pode ser observada nas áreas de coloração azulada, porém uma piora com ruído que gera perda de material nas áreas do plástico. No histograma percebe-se que não houve contribuições aditivas na filtragem.

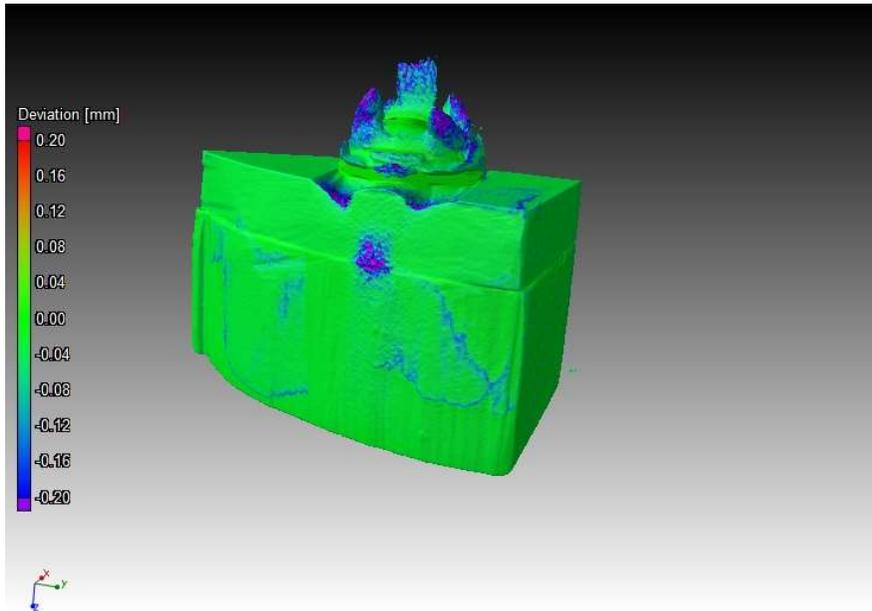


Figura 77 – Sobreposição dos volumes original e com filtro mediano.

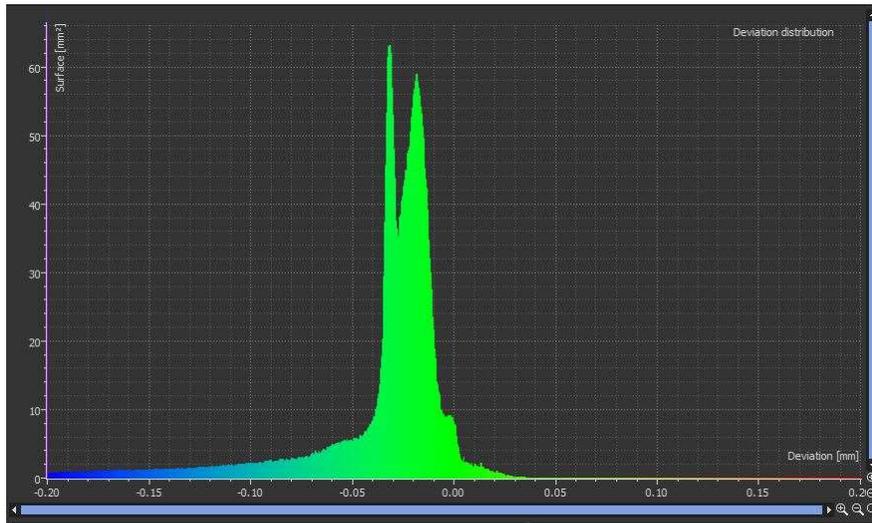


Figura 78 – Histograma de variação dimensional dos volumes original e com filtro mediano.

7.3.3.2. Filtro Gaussiano Adaptativo

O segundo filtro utilizado foi o filtro Gaussiano Adaptativo [46], que também é um filtro de suavização que utiliza uma função de filtragem gaussiana cuja variância é adaptada iterativamente às características do ruído.

As figuras 79 e 80 mostram respectivamente a sobreposição do volume original e filtrado usando o filtro gaussiano adaptativo e seu histograma de variação dimensional.

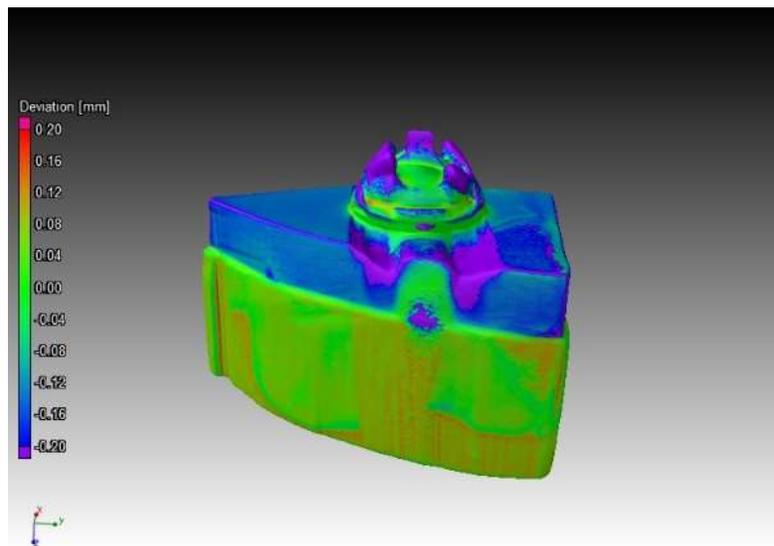


Figura 79 – Sobreposição dos volumes original e com filtro gaussiano adaptativo.

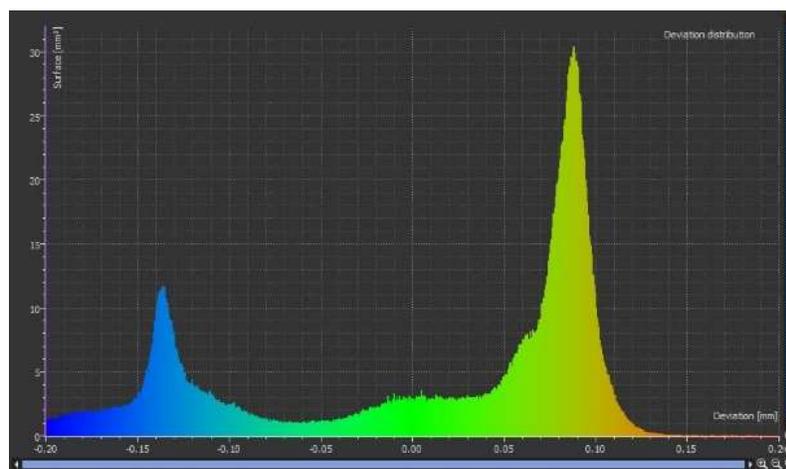


Figura 80 – Histograma de variação dimensional dos volumes original e com filtro gaussiano adaptativo

O efeito de suavização foi bastante forte, reduzindo o ruído na parte superior do parafuso, mas acabou gerando um efeito não desejado de redução de material na área do plástico. Nessa filtragem também não houve o efeito de recuperação de material perdido devido ao ruído.

7.3.3.3. Filtro “Non-local Means”

Os filtros tradicionais de média local obtêm o valor médio de um grupo de pixels ao redor de um pixel de destino e substitui o valor do pixel de destino por esse valor médio calculado. O filtro “Non-local Means” NLM [47], utiliza o mesmo conceito, porém utiliza a média de todos os pixels de uma vizinhança de um pixel alvo, ponderada pela semelhança desses pixels com o pixel de destino. Isso resulta em menos perda de detalhes na imagem em comparação com o algoritmo de média local. As figuras 81 e 82 mostram respectivamente a sobreposição do volume original e filtrado usando o filtro NLM 3x3 e seu histograma de variância dimensional.

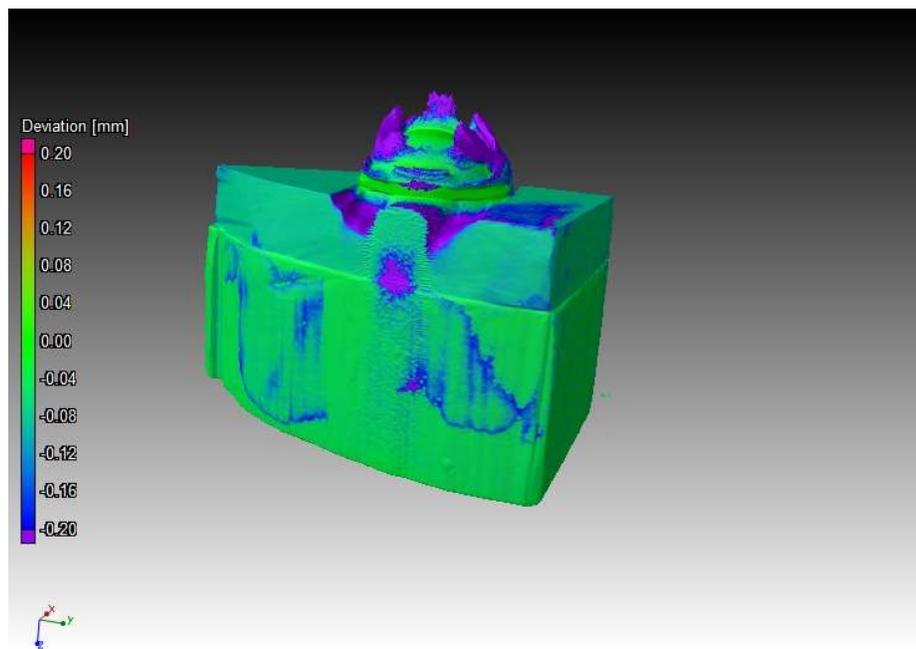


Figura 81 – Sobreposição dos volumes original e com filtro NLM.

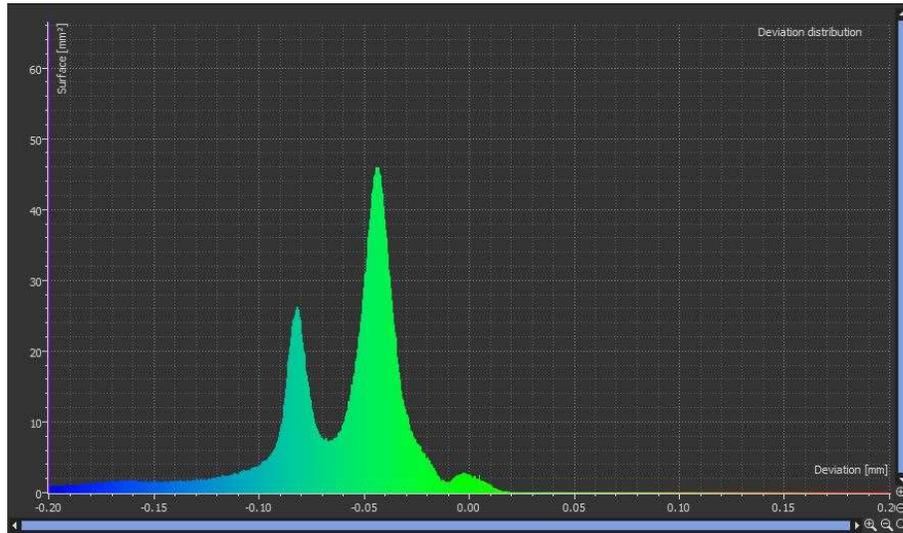


Figura 82 – Histograma de variação dimensional dos volumes original e com filtro NLM.

O filtro NLM foi bem eficiente na remoção do ruído na parte superior do parafuso, mas como os outros filtros anteriores não teve nenhuma ação na perda de material causada pelo ruído na parte plástica, chegando a agravar em algumas regiões de coloração azulada/roxa na Figura 81.

7.3.3.4. Conclusões da Comparação

Todos os filtros tradicionais testados possuem como característica o efeito de suavização e manutenção das bordas. Como observado, a ação desses filtros aconteceu, em escalas diferentes, focada nas regiões com presença de ruído aditivo, não agindo ou, em alguns casos, piorando o efeito do ruído subtrativo na região do plástico.

Comparando os histogramas das figuras 62, 78, 80 e 82, o algoritmo proposto, além de ter gerado uma qualidade visual melhor, conseguiu corrigir a presença de ruídos tanto aditivos quanto subtrativos, mostrando uma clara vantagem em relação a essas famílias de filtros.

7.3.4. Análise de Iteração do Algoritmo Proposto

Como estudo complementar foi realizado um processo de iteração com o algoritmo proposto, onde após ter sido gerado um novo conjunto de imagens filtradas, estas são enviadas ao algoritmo em um processo iterativo com o objetivo de melhorar a redução do ruído.

Foi escolhido um objeto feito de ferro fundido, que por sua alta densidade, apresenta uma quantidade muito alta de ruído para análise da evolução do comportamento do algoritmo. A análise será feita através do histograma de níveis de cinza do volume.

7.3.4.1. Histograma de Níveis de Cinza

O histograma de níveis de cinza em uma TC é uma ferramenta muito importante para medir a qualidade do volume escaneado e para ajustar a visualização do volume separando o ar e os diversos materiais que compõem o objeto em estudo. Ele representa na horizontal os níveis de cinza possíveis na imagem e na vertical a quantidade de pixels que possuem um determinado nível de cinza na imagem.

Na Figura 83 pode-se observar a imagem de um suporte de bomba de combustível feito em alumínio. O volume total é composto por três materiais: alumínio do objeto em si, plástico PLA do suporte de sustentação do objeto e ar em volta do objeto. Como o objetivo é ver somente o objeto em alumínio, o ar e o plástico são ajustados para ficarem transparentes, porém eles ainda fazem parte do volume, o que pode ser observado através do histograma de níveis de cinza da Figura 84. É possível, ver três picos representando os três materiais. O ar, por ser o material menos denso, sempre fica no extremo esquerdo do histograma e o material mais denso, nesse caso o alumínio, no extremo direito do histograma. Assim, tem-se uma relação entre a densidade do material e o nível de cinza na imagem.

Em uma situação ideal, teria quantidade zero de níveis de cinza entre picos e eles seriam representados por uma linha vertical, porém a presença de ruído altera os valores de nível de cinza ideais, causando distorções no histograma.

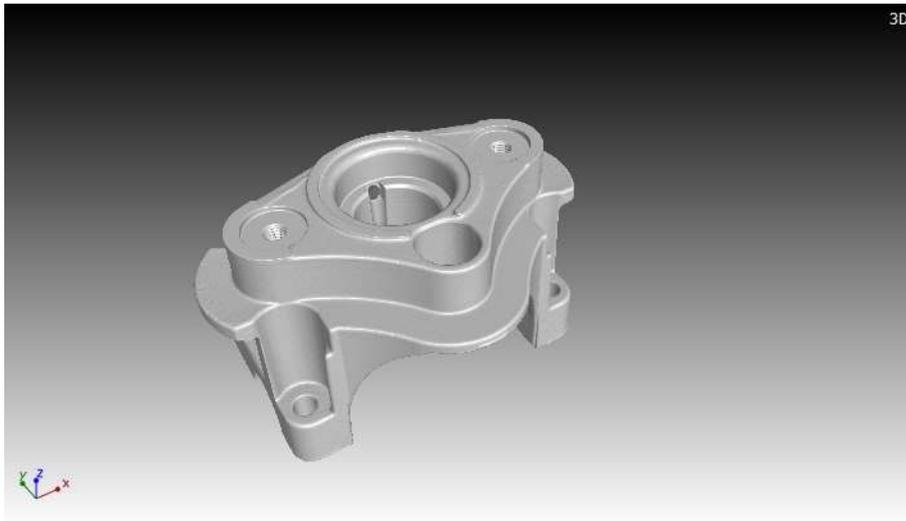


Figura 83 – Visualização do volume de um objeto de alumínio escaneado.

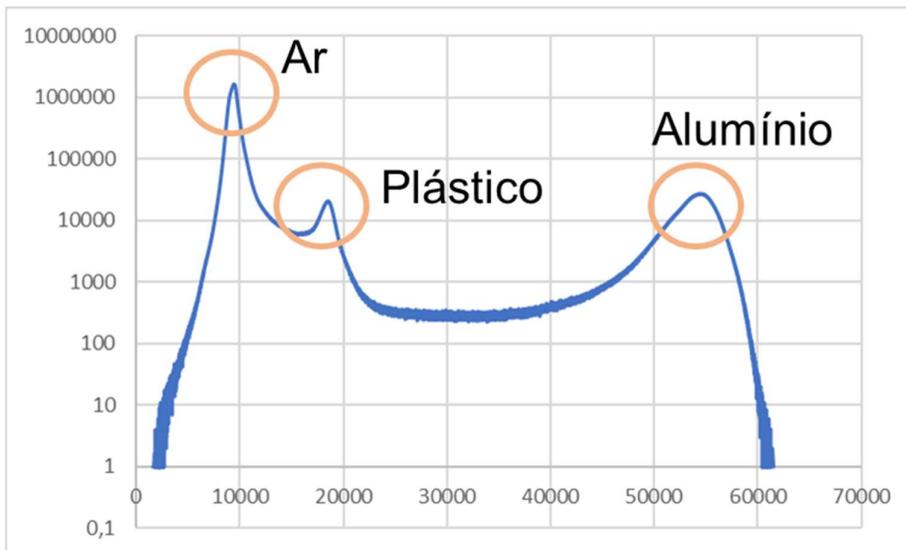


Figura 84 – Histograma de níveis de cinza do volume da Figura 83.

7.3.4.2. *Evolução do Histograma de uma Peça de Ferro Fundido*

Com o objetivo de analisar a evolução do algoritmo proposto foi feito um experimento utilizando uma peça de ferro fundido. Essa peça foi escolhida devido a sua alta densidade e geometria que produziu uma grande quantidade de ruído durante o escaneamento como pode ser observado na Figura 85. O ruído presente é tão grande que a parte central, que deveria ser de ar apenas, aparece completamente fechada.

O histograma de nível de cinza da peça fundida apresentado na Figura 86 possui apenas um único pico destacável representando o ar. A quantidade de ruído elevada esconde o pico que representaria o ferro fundido.

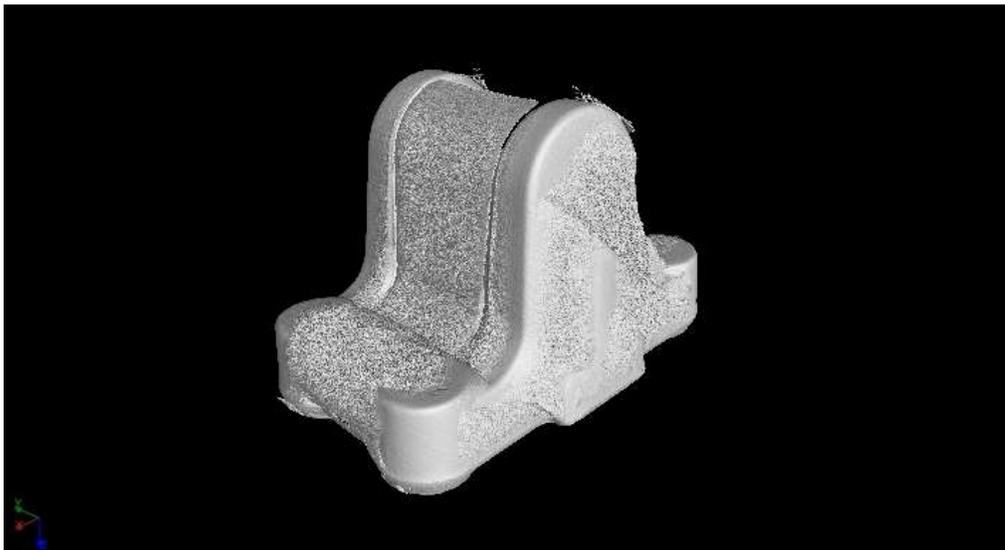


Figura 85 – Volume original da peça de aço fundida.

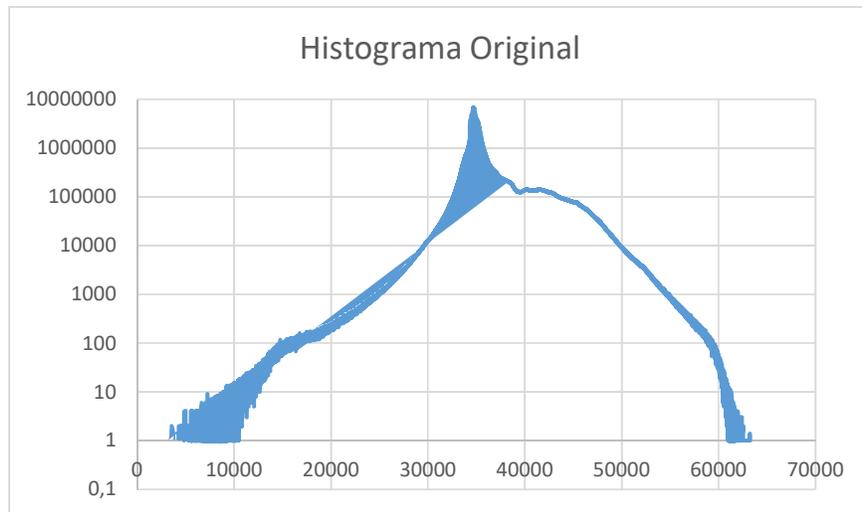


Figura 86 – Histograma de níveis de cinza da peça fundida.

Após o escaneamento, o conjunto de imagens foi submetido quatro vezes ao algoritmo, sendo que o conjunto de imagens de entrada da segunda iteração era o resultado da primeira iteração, e assim sucessivamente. Ao final foram geradas quatro versões do volume escaneado, além do volume original. A evolução da diminuição do ruído pode ser vista na

Figura 87.

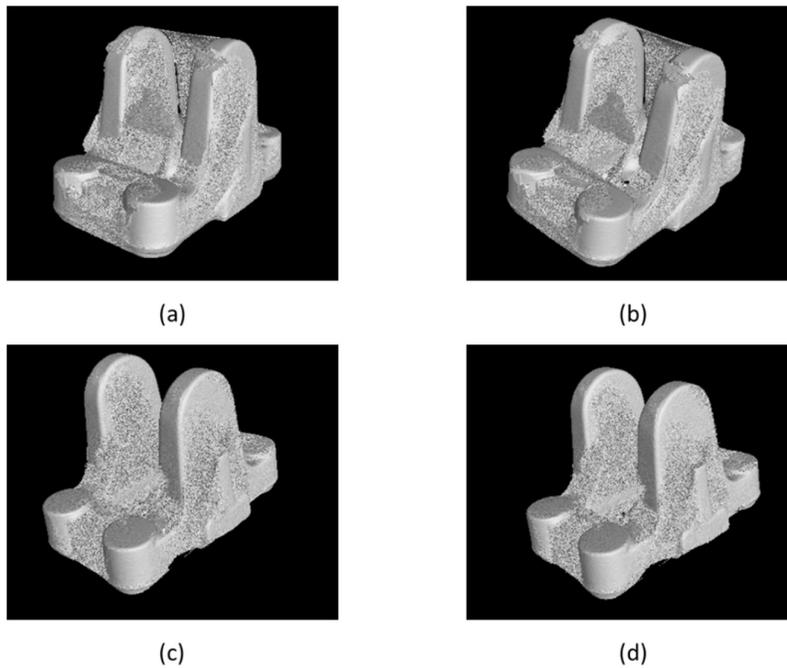


Figura 87 – Volumes filtrados após 4 iterações. (a) iteração 1, (b) iteração 2, (c) iteração 3 e (d) iteração 4.

A Figura 88 mostra a evolução dos histogramas ao longo das iterações. Pode-se observar que nos histogramas das iterações 3 e 4 começa a aparecer um vale de separação entre o ar e o ferro evidenciando a redução de ruído visível na Figura 87.

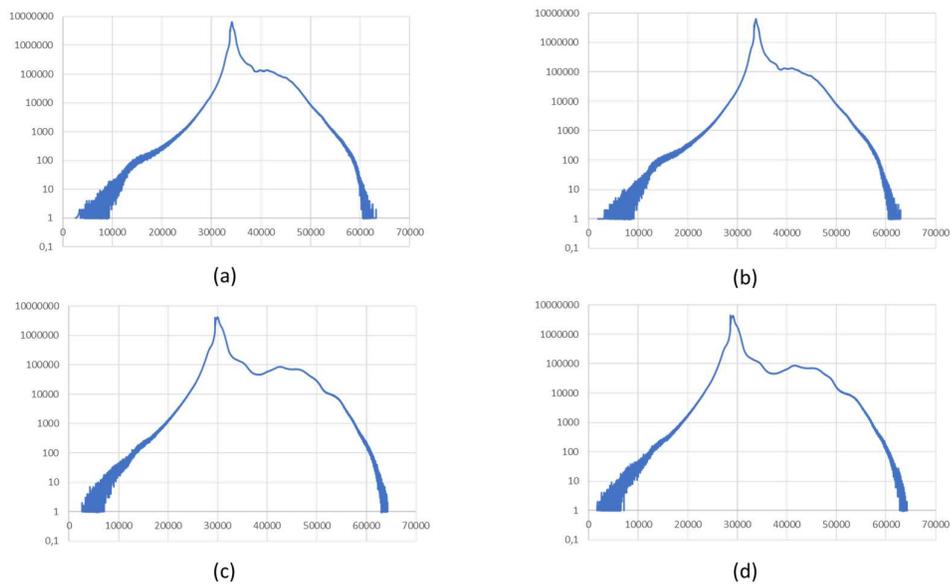


Figura 88 – Histogramas de nível de cinza dos volumes da Figura 87. (a) iteração 1, (b) iteração 2, (c) iteração 3 e (d) iteração 4.

Para se ter mais um padrão de comparação da efetividade do algoritmo, foi realizado um novo escaneamento da mesma peça fundida utilizando o equipamento Vtomex C 450 com a tecnologia “scatter correct” [48], essa tecnologia utiliza um placa metálica, chamada “grid”, com diversos furos com formato e posicionamento preciso que tem por objetivo medir a quantidade ruído dispersivo presente nas imagens radiográficas durante o escaneamento. Na fase de reconstrução, o software realiza a subtração desse ruído medido de cada imagem. A qualidade de imagem obtida através dessa tecnologia que combina hardware e software para redução de ruído dispersivo é considerada como referência no mercado de tomografia industrial. O resultado do volume

escaneado com essa tecnologia pode ser visto na Figura 89 e seu histograma de níveis de cinza na Figura 90.

Pode-se observar que não há uma remoção completa do ruído presente na imagem, porém há uma melhora expressiva se comparado ao volume original. No histograma de níveis de cinza já é possível identificar o pico representando o ferro fundido e o vale com uma melhor separação dos dois materiais.



Figura 89 – Volume escaneado usado a tecnologia de “scatter correct”

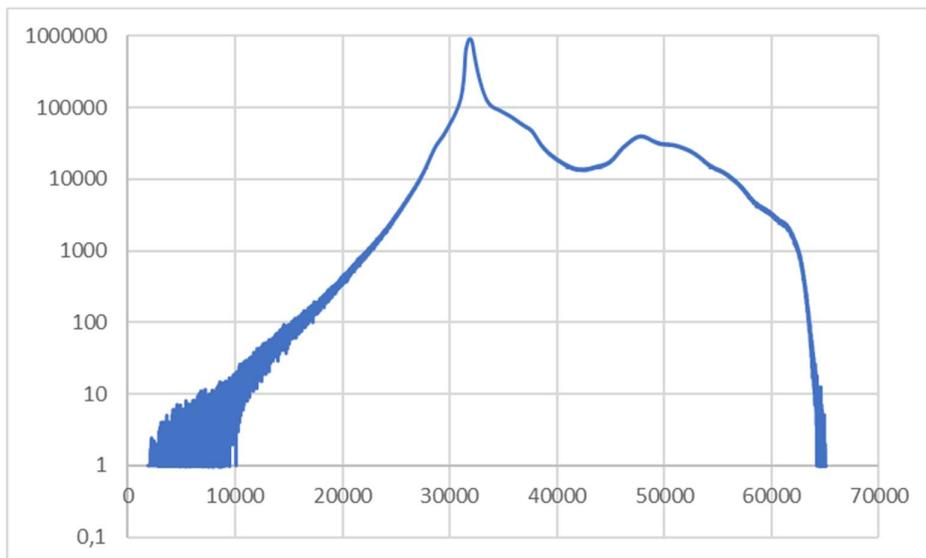


Figura 90 – Histograma de níveis de cinza do volume da Figura 89

Os seis histogramas foram sobrepostos para poder se ter uma melhor visualização do efeito de redução de ruído do algoritmo proposto.

A Figura 91 ilustra esta sobreposição. Pode-se observar que o pico de ar foi sendo deslocado para a esquerda ao longo das iterações. As duas primeiras iterações deslocaram o pico de ar para a esquerda de forma menos acentuada e mantiveram o formato geral da curva muito parecido com o formato original. A maior melhoria ocorreu na iteração três que deslocou mais o pico de ar para a esquerda e acentuou o vale de separação entre ar e ferro.

A curva do volume escaneado com o “scatter correct” apresenta um pico de ar mais para a direita, porém possui um vale de separação mais evidente, representando na imagem uma superfície mais limpa.

Devido aos resultados alcançados, mais iterações foram realizadas, porém observou-se que não houve melhorias significativas na qualidade de imagem nem no histograma de níveis de cinza.

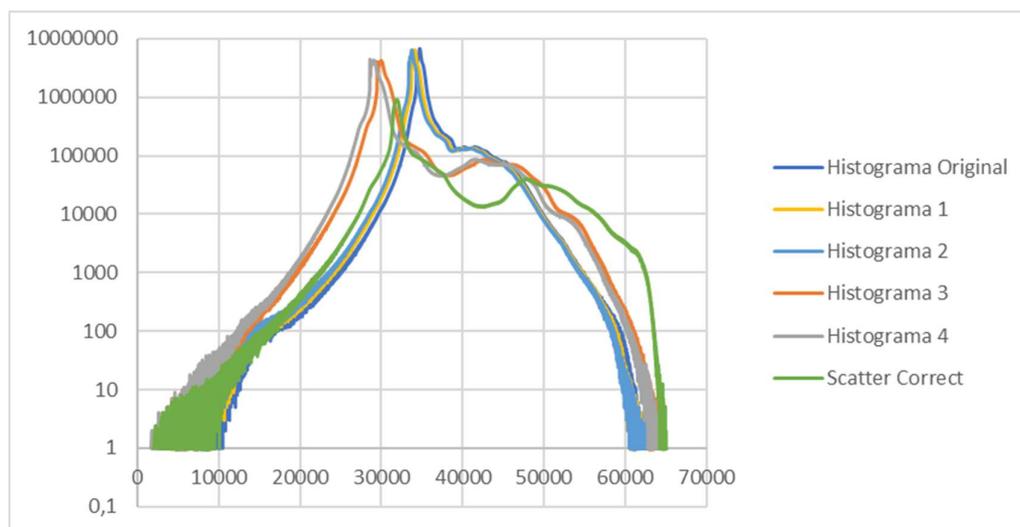


Figura 91 – Comparação de histogramas de níveis de cinza dos volumes da peça de ferro fundido.

Capítulo 8

Conclusões e Sugestões

Neste capítulo é apresentada uma visão do desenvolvimento deste trabalho, suas contribuições e algumas sugestões que poderão ser pesquisadas posteriormente.

Considera-se como principal resultado o desenvolvimento de algoritmo genético para parametrização de uma família de filtros wavelets que são aplicados a conjuntos de projeções radiográficas que posteriormente irão gerar um volume tomográfico. A evolução do algoritmo utiliza como função custo a PSNR da imagem filtrada.

8.1 Conclusões

Para o desenvolvimento desse trabalho foi realizada uma pesquisa intensa em diversos trabalhos publicados e literatura especializada. A grande maioria dos trabalhos encontrados aborda a redução de ruído tipo *Salt & Pepper* ou gaussiano presente em imagens de fatias obtidas após a reconstrução em tomografias na área médica. Desta forma, esse trabalho trouxe contribuições para o aprimoramento das técnicas para a tomografia industrial, focando na redução dos ruídos gerados nos processos de aquisição e reconstrução presentes nos volumes típicos dos encontrados nas aplicações industriais.

Durante o trabalho foi estudado o uso de algoritmos combinados baseados em GA em conjunto com filtros tradicionais, filtro adaptativos e decomposição wavelet de acordo com trabalhos publicados [44], [49], [50], [51], [52], [53], [54]. Foi estudado o uso de redes neurais [55], porém, diferentemente da área médica, na área industrial, os componentes, materiais e geometrias variam consideravelmente dificultando a criação de um conjunto de treinamento para aplicação desta técnica.

Foram feitas diversas tomografias com uma variedade de corpos de prova sem a aplicação de nenhum tipo de filtro ou correção por software para que se pudesse estudar

o efeito dos algoritmos em análise. A combinação das técnicas de *wavelet thresholding* com parametrização por algoritmos genéticos foi a que apresentou melhores resultados até o momento.

Inicialmente foram estudados alguns corpos de prova variando o material e geometria. Em corpos de prova de um único material homogêneo existe a predominância de artefatos de *beam hardening*, o qual já pode ser corrigido através de programas comerciais. Mesmo corpos de provas com geometrias complexas, mas de único material, não geram ruídos tão severos quanto quando se tem múltiplos materiais.

Como contribuições podem-se destacar o desenvolvimento de um corpo de prova que permitiu o estudo da influência do ruído gerado no processo de tomografia e seus efeitos na degradação da qualidade do volume geral e o impacto negativo no processo de extração de superfície. O corpo de prova desenvolvido é assimétrico, com geometrias agudas e com a presença de três tipos de materiais com densidades diferentes. Ele tem por objetivo simular uma situação real na indústria, onde o objeto em conjunto com os componentes do sistema de tomografia acaba gerando ruídos severos.

Procurou-se não alterar nenhuma constituição de hardware ou software original da máquina, pois partiu-se do conceito de que o algoritmo desenvolvido deveria poder ser aplicado independente do equipamento e programas utilizados comercialmente.

Assim, a principal contribuição foi o desenvolvimento de um algoritmo genético em conjunto com a filtragem de *wavelet thresholding* que trata as imagens antes do processo de reconstrução, funcionando como uma unidade autônoma de processamento de cada imagem recebida do tomógrafo, criando um *buffer* de imagens que depois são usadas na reconstrução do volume.

As imagens que passaram pelo algoritmo podem ser analisadas e comparadas com as imagens originais, permitindo que o algoritmo seja validado não só após a reconstrução volumétrica, mas também através das projeções radiográficas.

Devido a natureza estocástica do algoritmo genético, os resultados para um mesmo volume variam. Para cada objeto o algoritmo foi rodado ao menos três vezes. Em todos os casos foram apresentadas melhorias na redução do ruído, porém com variação na intensidade da correção e nas áreas afetadas.

Para cada volume reconstruído, o algoritmo desenvolvido é aplicado a 1440 imagens diferentes e para cada imagem um conjunto de 50 filtros são evoluídos até obter-se o filtro mais otimizado.

Os resultados obtidos foram bastante promissores, tendo sido gerado um volume com melhor qualidade visual, melhor homogeneidade, devido à redução do ruído presente, e melhor definição de superfície como demonstrado no Capítulo 7.

Apesar de não ter sido possível a completa extração do ruído, a redução alcançada foi significativa na recuperação de superfícies que tinham sido originalmente perdidas ou adulteradas garantindo não só uma melhor apresentação visual do volume, como também uma melhor exatidão na extração de superfície para posterior conversão em um arquivo CAD.

O algoritmo desenvolvido mostrou-se eficaz na redução do nível de ruído em outros volumes que não o do corpo de prova desenvolvido. Pode-se observar, claramente, que quando o nível de ruído é baixo, mesmo assim, o algoritmo ainda faz uma correção pequena, causando poucas alterações no volume original.

Constatou-se, também no Capítulo 7, que o algoritmo desenvolvido não gerou artefatos no volume original nem causou distorções geométricas que pudessem gerar erros durante o processo de medições de estruturas internas de amostras.

Comparando sua atuação com filtros tradicionais de suavização, foi observado que o algoritmo desenvolvido conseguiu reduzir não só o ruído responsável pela geração de falso material como também o que causa perda de material. Esse efeito não é uma característica de filtros de suavização, que atuam somente na redução de ruídos que geram falso material.

Analisando a evolução do histograma do volume escaneado quando se aplica o algoritmo desenvolvido de forma iterativa, tem-se a conclusão que apesar da redução do nível de ruído não atingir o patamar da tecnologia de “scatter correct”, a qualidade de imagem e seu histograma vai se aproximando do qualidade esperada à medida que as iterações vão ocorrendo. Devido à natureza estocástica do algoritmo podem acontecer variações pequenas entre uma iteração ou saltos de qualidade. O aumento da quantidade de iterações não, necessariamente, melhora a qualidade da imagem.

8.2 Trabalhos Futuros

Como sugestões de trabalhos futuros baseados nas inovações aqui apresentadas, podem-se destacar:

- Estudo de outras funções de *fitness* na evolução do algoritmo que possam apresentar uma maior extração de ruído;
- Inclusão de um gene para parametrização de *look up tables* (LUT) para correção de desvios de contraste e brilho;
- Estudo do uso de outras famílias de filtros e seus efeitos na extração de ruído;
- Avaliação da aplicação do algoritmo e suas variações em conjuntos de dados na área médica, principalmente com a presença de órtese.

Referências Bibliográficas

- [1] WANG, J. T., SOLBERG, T., “Scatter correction for cone-beam computed tomography using move blocker strips”, *International Society for optics and photonics Newsroom*, 2010.
- [2] SCHUERTZ, P., MICELI, A., FLISCH, A., JERJEN, I., HOFMANN, J., SEHNHAUSER, U., “Strategies for the reduction of environmental scattering” , 2012. Disponível em: < <https://www.ndt.net/search/docs.php3?id=13716>>. Acesso em 23 de mar. 2017, 9:12.
- [3] N. BHATIA, J. M. LÉTANG, D. TISSEUR and F. BUYENS, "Scattering Correction in Cone Beam Computed Tomography", 2015. Disponível em: <https://www.ndt.net/events/DIR2015/app/content/Paper/25_Bhatia.pdf>. Acesso em 15 Jan. 2017, 9:35,.
- [4] BAER, M., HAMMER, M., KNAUP, M., SCHIMIDT, I., CHRISTOPH, R., KACHELRIEß, M., “Scatter Correction Methods in Dimensional CT”, 2012. Disponível em: <<https://www.ndt.net/article/ctc2012/papers/289.pdf>>. Acesso em 1 Set. 2017, 12:01.
- [5] LI, J., WANG, L., BAO, P., “An Industrial CT Image Adaptive Filtering Method based on Anisotropic Diffusion,” em *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, Changchun, 2009.
- [6] GELDEREN, F. V., *Undertand X-rays*, Springer-Verlag, 2004.
- [7] Disponível em <<http://edxf.if.usp.br/index.php/EDXRF/Teoria>>. Acesso em 12 Dez. 2020, 11:32.
- [8] TAUHATA, L., SALATI, I., PRINZIO, R., PRINZIO, A. R., *Radioproteção e Dosimetria: Fundamentos*, Rio de Janeiro: Comissão Nacional de Energia Nuclear, 2014.
- [9] MARTINS, H. L., *Princípios Físicos da Radioterapia*, Ministério da Saúde - Brasil, 2012.
- [10] SILVA, I. B., MAYER, T., ROTH, H. *Apostila treinamento de Tomografia industrial nível 2*, 2017.
- [11] CARVALHO, A. C. P., “História da Tomografia Computadorizada,” *Revista Imagem*, *Revista Imagem*, Setembro 2007.
- [12] Disponível em <<https://www.britannica.com/topic/computed-tomography>>. Acesso em 13 de Jul. 2017, 8:18.

- [13] O. E. AMBOS, O. BRUNKE, D. NEUBER, H. LUX, I. STUKE, W. BESSER, M. ZIESEMANN, C. HEIKEL, A. HUXOL, “High-speed computer tomography employed in pressure die casting,” *Casting Plant & Technology*, March 2012.
- [14] WISSELS, S. J. R., Silva, I. B., “Uso de radiografia digital na indústria de Oil & Gas,” em *IX Congreso Regional de Ensayos no Destructivos y Estructurales*, Mar del Plata, 2013.
- [15] Silva, I. B., “CARACTERIZAÇÃO DE FALHAS EM MATERIAIS COMPÓSITOS UTILIZANDO TOMOGRAFIA,” em *18ª IEV – Conferencia Internacional sobre Evaluación de Integridad y Extensión de Vida de Equipos Industriales*, São Paulo, 2014.
- [16] FELDKAMP, L. A. , DAVIS, L. C., KRESS, J. W., “Practical cone-beam algorithm,” *Journal of Optical Society of America*, vol. 1, nº 6, 1984.
- [17] HUDAK, R., ZIVCAK, J.,MAGIN, R. L., Applications of Metrotomography in Biomedical Engineering, Intech, 2012.
- [18] HILL, K., *BMME 560 & BME 590I Medical Imaging: X-ray, CT, and Nuclear Methods*, Departamento de Engenharia Biomédica da Universidade da Carolina do Sul.
- [19] ROTH, D. J., “X-ray Scan: Industrial X-ray Volumetric Computed Tomography,” *Material Evaluation*, July 2016.
- [20] STOWE, J. G., Curran, . K. M., “Suppression of the CT Beam Hardening Streak Artifact Using Predictive Correction on Detector Data,” *Universal Journal of Medical Science*, vol. 4, nº 2, 2016.
- [21] RODRIGUEZ-GRANILLO, G. A., CARRASCOSA, P., CIPRIANO, S., ZAN, M. , DEVIGGIANO, A., CAPUNAY, C., CURY, R. C., “Beam hardening artifact reduction using dual energy computed tomography: implications for myocardial perfusion studies,” *Cardiovascular and Diagnosis and Therapy Journal*, vol. 5, nº 1, 2015.
- [22] WARNECKE, P., “Comparison of CMM with different sensors,” em *CT-Forum*, Hannover, 2015.
- [23] PALMER, T. A., JONES, G. T., “Computed Tomography as an Enabling Technology for Additive Manufacturing,” em *X-ray forum 2016*, State College, 2016.
- [24] V. D. INGENIEURE, VERBAND DER ELEKTROTECHNIK, *Computed tomography in dimensional measurement*, Beuth Verlag GmbH, 2009.
- [25] HOLLAND, J.,Adaption in Natural and Artificial Systems, MIT Press, 1992.
- [26] EIBEN, A., SMITH, J., Introduction to Evolutionary Computing, Springer, 2003.

- [27] MITRA, S. K., *Digital Signal Processing a computer-based approach*, McGraw-Hill Education, 2010.
- [28] DAUBECHIS, I., "Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets," *Communications in Pure and Applied Math*, vol. 41, 1988.
- [29] DONOHO, D. L., JOHNSTONE, I. M., "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, n° 3, 1994.
- [30] DONOHO, D. L., "Denoising by soft-thresholding," *IEEE Transactions in Information Theory*, vol. 41, n° 3, 1995.
- [31] CHANG, S. G., YU, B., VETTERLI, M., "Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression," *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, vol. 9, n° 9, 2000.
- [32] ALI, S. A. , VATHSAL, S., KISHORE, K. L., "CT Image Denoising Technique using GA aided Window-based Multiwavelet Transformation and Thresholding with the Incorporation of an Effective Quality Enhancement Method," *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, vol. 4, n° 4, 2010.
- [33] FANG, Y., ZHOU, Y., GE, D., Zhou, Z., "De-noising Based on Wavelet Analysis and Bayesian Estimation for Low-dose X-ray CT," *The Ninth International Conference on Electronic Measurement & Instruments*, 2009.
- [34] SINGH, S., WADHWANI, S., "Medical Image Denoising Using Sub Band Adaptive Thresholding Techniques Based on Wavelet 2D Transform," *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, vol. 7, n° 5, 2015.
- [35] VETTERLI, M., KOVACEVIC, J., *Wavelets and Subband Coding*, Prentice Hall PTR, 2007.
- [36] LANZOLLA, A., ANDRIA, G., "Denoising Filter to Improve the Quality of CT images," *em I2MTC 2009 - International Instrumentation and Measurement*, Singapore, 2009.
- [37] ZBIJEWSKI, W., BEEKMAN, F. J., "Efficient Monte Carlo Based Scatter Artifact Reduction in Cone-Beam Micro-CT," *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, vol. 25, n° 7, 2006.
- [38] KONIK, A. B., "Evaluation of attenuation and scatter correction requirements in small animal PET and SPECT imaging," University of Iowa, Iowa, 2010.
- [39] BOOTSMA, G. J., "Physics and Computational Methods for X-ray Scatter Correction in Cone-Beam Computed Tomography," *Medical Biophysics University of Toronto*, Toronto, 2013.
- [40] ZHOU, K., XIE, Z., LU, Y., YANG, K., REN, Q., "A novel scatter correction method for Cone Beam Computed Tomography," *em 13th International Meeting*

on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine.

- [41] AKANSU, A. N., HADDAD, R. A., Multiresolution Signal Decomposition, Academic Press, 2001.
- [42] HEDAHO, P., GODBOLE, S. S., “Wavelet Thresholding Approach for Image Denoising,” *International Journal of Network Security & Its Applications (IJNSA)*, vol. 3, n° 4, 2011.
- [43] SHEN, C., WANG, D., TANG, S., CAO, H., LIU, J., “Hybrid image noise reduction algorithm based on genetic ant colony and PCNN,” *The Visual Computer International Journal of Computer Graphics*, 2016.
- [44] UMAMAHESWARI, J., RADHAMANI, G., “Hybrid Denoising Method for Removal of Mixed Noise in Medical Images,” (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 3, n° 5, 2012.
- [45] ILANGO, G., GOWN, B. S., “ ϵ -Neighborhood Median Filters to Remove Speckle Noise from CT – Images’,” *International Journal of Applied Information Systems (IJ AIS)*, vol. 4, n° 10, 2012.
- [46] WESTIN, C., KNUTSSON, H., KIKINIS, R., Adaptive Image Filtering, Handbook of Medical Imaging, Academic Press, 2000.
- [47] BUADES, A., COLL, B., MOREL, J., “A Non-Local Algorithm for Image Denoising,” em *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005.
- [48] Brunke, O. , “A new Solution for Scatter Correction in Industrial Cone Beam Computed Tomography,” em *7th Conference on Industrial Computed Tomography*, Leuven, 2017.
- [49] TABUCHI, M., YAMANE, N., MORIKAWA, Y., “Adaptive Wiener Filter Based on Gaussian Mixture Model for Denoising Chest X-ray CT image,” em *SICE Annual Conference*, Kagawa, 2007.
- [50] SIVAKUMAR, J., THANGAVEL, K., SARAVANAN, P., “Computed Radiography Skull Image Enhancement Using Wiener Filter,” em *International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Medical Engineering*, 2012.
- [51] ATTIVISSIMO, F., CAVONE, G., LANZOLLA, A. M. L., SPADAVECCHIA, M. “A Technique to Improve the Image Quality in Computer Tomography,” *IEEE Transactions on Instrumentations and Measurements*, vol. 59, n° 5, 2010.
- [52] CHUN-YU, N., SHU-FEN, L., MING, Q., “Research on Removing Noise in Medical Image Based on Median Filter Method,” em *IEEE International Symposium on IT in Medicine & Education, 2009. ITIME '09.*, Jinan, 2009.

- [53] DIWAKAR, M., KUMAR, M., “CT Image Noise Reduction Based on Adaptive Wiener Filtering with Wavelet Packet Thresholding,” em *2014 International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing*, 2014.
- [54] WANG, Y., ZHOU, H., “Total Variation Wavelet-Based Medical Image Denoising,” *International Journal of Biomedical Imaging*, 2006.
- [55] TURAJLIC, E., “Application of Neural Networks to Denoising of CT Images of Lungs,” em *2016 XI International Symposium on Telecommunications (BIHTEL)*, Sarajevo, 2016.
- [56] BORSDORF, A., RAUPACH, R., FLOHR, T., HORNEGGER, J., “Wavelet Based Noise Reduction in CT-Images Using Correlation Analysis,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 27, n° 12, 2008.