

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM
CÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

“Restauração de Imagens em Vibro-acustografia”

Talita Perciano Costa Leite

MARÇO/2008

**Ficha catalográfica elaborada pelo DePT da
Biblioteca Comunitária da UFSCar**

L533ri

Leite, Talita Perciano Costa.

Restauração de imagens em vibro-acustografia / Talita Perciano Costa Leite. -- São Carlos : UFSCar, 2008.
88 f.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal de São Carlos, 2008.

1. Processamento de imagens. 2. Restauração de imagens. 3. Filtragem de ruído. I. Título.

CDD: 006.42 (20^a)

Universidade Federal de São Carlos
Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

“Restauração de Imagens de Vibro-Acustografia”

TALITA PERCIANO COSTA LEITE

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Membros da Banca:



Prof. Dr. Nelson Delfino d'Ávila Mascarenhas
(Orientador – DC/UFSCar)



Prof. Dr. José Hiroki Saito
(DC/UFSCar)



Profa. Dra. Leila Maria Garcia Fonseca
(INPE – São José dos Campos)

São Carlos
Março/2008

Resumo

A Vibro-acustografia é uma modalidade de imageamento que produz um mapa da resposta mecânica de um objeto a uma força localizada de radiação acústica dinâmica produzida por um campo de ultrassom. Esta técnica tem sido estudada e usada em aplicações clínicas como imageamento de calcificações em tecido de mamas e artérias. Este trabalho tem como objetivo a aplicação de algoritmos de restauração em imagens de vibro-acustografia. A função de espalhamento pontual (PSF) do sistema é definida em termos da emissão acústica de um alvo pontual em resposta a um *stress* de radiação dinâmica de ultrassom. Esta PSF é usada para formar a imagem levando em consideração efeitos de profundidade de campo. O principal problema encontrado na formação das imagens de vibro-acustografia é o alto borramento que esta PSF causa nas imagens adquiridas, principalmente em profundidade (eixo axial). Para formar a imagem degradada, foram usados *phantoms* digitais, de mama por exemplo, simulando tecidos com inclusões parecidas com lesões. Além disso, é adicionado ruído Gaussiano no modelo de borramento das imagens devido às características de aquisição das imagens pelo sistema real de vibro-acustografia. Filtros de restauração são estudados e aplicados às imagens, e seus resultados são comparados visualmente e quantitativamente; resultados aceitáveis são obtidos. Problemas encontrados na implementação dos algoritmos de restauração para este sistema são abordados e soluções possíveis são discutidas e aplicadas nas implementações finais. Com o uso dos algoritmos foram obtidas imagens de alta qualidade se comparadas com as versões degradadas, fato que justifica o emprego destes métodos neste tipo de imagem. Além disso, os algoritmos implementados por este trabalho poderão ser aplicados a problemas de imageamento com características similares.

Abstract

Vibro-acoustography is an imaging modality that produces a map of the mechanical response of an object to a localized dynamic radiation force produced by an ultrasound field. This technique has been studied and used in clinical applications as to image calcification in breast tissue and arteries. This work aims to apply restoration algorithms to vibro-acoustography images. The point spread function (PSF) of the system is defined in terms of the acoustic emission of a point-target in response to a dynamic radiation stress of ultrasound. This PSF is used to form the image taking into account depth-of-field effects. The main problem found in the vibro-acoustography image formation is the high blur that this PSF causes to the acquired images, mainly in the depth direction (axial axis). To form the degraded image, digital phantoms were used, of breast for instance, simulating tissues with lesion-like inclusions. Moreover, Gaussian noise is added to the blurring model because of the characteristics of the images acquisition by the real vibro-acoustography system. Restoration filters are studied and applied to the images, and their results are compared visually and quantitatively; acceptable results are obtained. Problems found in the implementation of the restoration algorithms for this system are studied and possible solutions are discussed and applied to the final implementations. With the use of the algorithms high quality images were obtained if compared with the degraded versions, fact that justify the use of these methods in this kind of image. Moreover, the algorithms implemented in this work can be applied to imaging problems with similar characteristics.

Sumário

Resumo	(i)
Abstract	(ii)
Lista de Figuras	(vi)
Lista de Tabelas	(ix)
1 Introdução	1
1.1 Contribuições	2
1.2 Organização do Trabalho	2
2 Vibro-acustografia	4
2.1 Introdução	4
2.2 Imageamento de Elasticidade	4
2.3 Vibro-acustografia	6
2.3.1 Formação da Imagem de Vibro-acustografia	9
2.3.1.1 Força de Radiação Dinâmica	10
2.3.1.2 Função de Espalhamento Pontual - PSF	11
2.3.1.3 PSF Separável	13
2.3.2 Características da Imagem	14
2.3.3 Vibro-acustografia – Estado da Arte	16

3	Análise do Ruído do Sistema de Vibro-acustografia	17
3.1	Propriedades Espaciais e de Frequência de Ruído	17
3.2	Funções Densidade de Probabilidade de Ruído	18
3.2.1	Ruído Gaussiano	18
3.2.2	Ruído Rayleigh	18
3.2.3	Ruído Erlang (gamma)	20
3.2.4	Ruído Exponencial	21
3.2.5	Ruído Uniforme	21
3.2.6	Ruído Impulso (sal-e-pimenta)	22
3.2.7	Resumo	23
3.3	Ruído da Vibro-acustografia	24
4	Restauração de Imagens	29
4.1	Introdução	29
4.2	Modelos de Borramento	30
4.2.1	Sem Borramento	34
4.2.2	Borramento de Movimento Linear	34
4.2.3	Borramento <i>Out-of-Focus</i> Uniforme	35
4.2.4	Borramento de Turbulência Atmosférica	36
4.2.5	Borramento da Vibro-acustografia	38
4.3	Algoritmos de Restauração	39
4.3.1	Filtros Clássicos	39
4.3.1.1	Filtro Inverso	39
4.3.1.2	Filtros de Mínimos Quadrados	40
4.3.1.3	Filtros de Média Geométrica	44

4.3.2	Filtros Iterativos	45
4.3.2.1	Algoritmo Van Cittert	46
4.3.2.2	Algoritmo Van Cittert com <i>Reblurring</i>	47
4.3.2.3	Algoritmo de Tikhonov Iterativo	47
5	Aspectos Computacionais	48
5.1	Convolução Complexa 3D	48
5.2	Método <i>Overlap-and-Add</i>	49
5.3	Função de Espalhamento Pontual Separável	50
5.4	Espelhamento	51
6	Resultados	53
6.1	Medidas de Qualidade	53
6.1.1	Erro Médio Quadrático	53
6.1.2	Melhoria da Razão Sinal-Ruído	54
6.1.3	Índice Universal de Qualidade de Imagens	54
6.2	<i>Phantoms</i>	56
6.3	Resultados	64
7	Conclusões e Trabalhos Futuros	79
	Referências	81
	Apêndice A – Cronograma	86
	Apêndice B – Trabalhos Publicados	88

Lista de Figuras

1	Descrição do sistema de vibro-acustografia. As frequências central e angular são $\omega_0 = 2\pi f_0$ e $\Delta\omega = 2\pi\Delta f$	8
2	Sinais controladores em vibro-acustografia. (a) e (b) sinais de onda contínua nas frequências $f_a = 3MHz$ e $f_b = 3.01MHz$. (c) Campo de ultrassom modulado com frequência $\Delta f = 10kHz$. (d) Ultrassom modulado com <i>tone-burst</i> (linha pontilhada) com 150ms de duração de pulso.	8
3	Descrição geométrica do transdutor de <i>array</i> setorial	13
4	FDP Gaussiana	19
5	FDP Rayleigh	19
6	FDP gamma	20
7	FDP exponencial	21
8	FDP uniforme	22
9	FDP impulso	23
10	Fatias do <i>phantom</i> de mama usado para análise do ruído	24
11	Histograma da amostra 1	25
12	Histograma da amostra 2	25
13	Histograma da amostra 3	26
14	Histograma da amostra 4	26
15	Histograma da amostra 5	27
16	Histograma da amostra 6	27
17	Histograma da média das amostras	28

18	Modelo do processo de formação de imagem	31
19	Modelo do processo de formação de imagem no domínio de Fourier	31
20	PSF para o borramento de movimento linear na domínio de Fourier, mostrando $ H(u, v) $ para $L = 7.5$ e $\theta = 0$	35
21	PSF do borramento <i>out-of-focus</i> uniforme	36
22	PSF Gaussiana no domínio de Fourier ($\sigma_G = 1.2$)	37
23	Magnitude da PSF para um transdutor de array setorial	38
24	Máscara do operador Laplaciano 3D	44
25	Imagem original	52
26	Imagem estendida	52
27	<i>Phantom</i> digital 3D (a), <i>Phantom</i> de mama (b) e imagem real de vibro-acustografia do <i>phantom</i> de mama (c)	56
28	<i>Phantom</i> 1 no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)	57
29	<i>Phantom</i> 1 em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)	58
30	<i>Phantom</i> 2 no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)	58
31	<i>Phantom</i> 2 em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)	59
32	<i>Phantom</i> 3 no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)	59
33	<i>Phantom</i> 3 em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)	60
34	<i>Phantom</i> 4 no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)	60

35	<i>Phantom 4</i> em profundidade <i>yz</i> (a), módulo da imagem borrada em profundidade <i>yz</i> (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade <i>yz</i> (c)	61
36	<i>Phantom 5</i> no plano <i>xy</i> (a), módulo da imagem borrada no plano <i>xy</i> (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano <i>xy</i> (c)	61
37	<i>Phantom 5</i> em profundidade <i>yz</i> (a), módulo da imagem borrada em profundidade <i>yz</i> (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade <i>yz</i> (c)	62
38	<i>Phantom 6</i> no plano <i>xy</i> (a), módulo da imagem borrada no plano <i>xy</i> (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano <i>xy</i> (c)	62
39	<i>Phantom 6</i> em profundidade <i>yz</i> (a), módulo da imagem borrada em profundidade <i>yz</i> (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade <i>yz</i> (c)	63
40	Resultados experimentais do <i>Phantom 1</i> - Plano <i>xy</i>	65
41	Resultados experimentais do <i>Phantom 1</i> - Plano <i>yz</i>	66
42	Resultados experimentais do <i>Phantom 2</i> - Plano <i>xy</i>	67
43	Resultados experimentais do <i>Phantom 2</i> - Plano <i>yz</i>	68
44	Resultados experimentais (<i>Phantom 3</i>) - Plano <i>xy</i>	69
45	Resultados experimentais (<i>Phantom 3</i>) - Plano <i>yz</i>	70
46	Resultados experimentais (<i>Phantom 4</i>) - Plano <i>xy</i>	71
47	Resultados experimentais (<i>Phantom 4</i>) - Plano <i>yz</i>	72
48	Resultados experimentais (<i>Phantom 5</i>) - Plano <i>xy</i>	73
49	Resultados experimentais (<i>Phantom 5</i>) - Plano <i>yz</i>	74
50	Resultados experimentais (<i>Phantom 6</i>) - Plano <i>xy</i>	75
51	Resultados experimentais (<i>Phantom 6</i>) - Plano <i>yz</i>	76

Lista de Tabelas

1	Comparação da VA e outras modalidades de imageamento.	9
2	Tabela para o ISNR	77
3	Tabela para o MSE	77
4	Tabela para o UIQI	78
5	Atividades do estudo orientado de 2006	86
6	Atividades do ano de 2007	87

Agradecimentos

Dedico meus sinceros e especiais agradecimentos:

- ao Prof. Dr. Nelson D. A. Mascarenhas pela orientação e dedicação a este trabalho, pelo imensurável aprendizado técnico e moral que pude adquirir nestes dois anos;
- ao aluno de Pós-Doutorado Dr. Murillo Homem pela extrema ajuda e esforços indispensáveis aplicados no desenvolvimento deste trabalho;
- aos colaboradores e grandes amigos Prof. Dr. Alejandro C. Frery e Prof. Dr. Glauber T. Silva;
- a todos os membros do grupo GAPIS pelo apoio e conhecimento transmitidos e pela ótima companhia que tornou esta difícil caminhada bastante prazerosa;
- à coordenadora de pós-graduação Profa. Dra. Heloísa;
- ao CNPq pela bolsa de Mestrado;
- a todos os colegas do Mestrado em Ciência da Computação da Universidade Federal de São Carlos.

Dedico esta dissertação a meus pais, que são um exemplo de luta e superação e que estão sempre ao meu lado nesta longa e difícil caminhada da vida, e a toda minha família.

“É na educação dos filhos que se revelam as virtudes dos pais”. (Coelho Neto)

“E o que importa não é o que você tem na vida, mas quem você tem na vida...” (William Shakespeare)

1 Introdução

*“Uma caminhada de mil léguas
começa sempre com o primeiro passo.”*

Provérbio chinês

A vibro-acustografia é uma nova técnica de imageamento que vem sendo bastante estudada para uso em diversas aplicações, principalmente na área da medicina [1]. Dentre as principais aplicações estão: imageamento de veias e artérias [2], de válvulas do coração, de ossos [3], de microcalcificações em tecidos de mama [4], entre outros. Esta técnica é bastante recente e promissora e vem sendo utilizada com sucesso na maioria das aplicações em que foi submetida. Porém, esta técnica possui um problema que deve ser cuidadosamente estudado que é o grande borramento em profundidade que ocorre na aquisição da imagem pelo sistema.

Por outro lado, a restauração de imagens é uma área que surgiu há muitos anos e que tem sido estudada, e seus algoritmos utilizados, desde então [5, 6, 7]. Seu grande objetivo é o de restaurar imagens com algum tipo de degradação como borramentos e ruídos. Durante todos estes anos foram desenvolvidos diversos algoritmos [8, 9]. Isto é devido à existência de degradação do processo de formação de uma imagem, seja através de uma câmera comum ou até mesmo por meio de satélites.

Este trabalho possui quatro objetivos principais:

- Discutir a técnica de vibro-acustografia, assim como suas aplicações e características;
- Realizar estudos e revisão bibliográfica sobre técnicas de restauração de imagens e seus algoritmos;
- Implementar e aplicar algoritmos de restauração em imagens de vibro-acustografia e apresentar resultados e comparações visuais e quantitativas;

- Analisar o nível de recuperação do borramento em profundidade nas imagens após a aplicação dos algoritmos de restauração.

Além disso, os problemas computacionais encontrados durante a execução deste projeto e soluções utilizadas são reportados nesta dissertação.

1.1 Contribuições

Na literatura ainda não se sabe da existência de trabalhos que apliquem algoritmos de restauração em imagens de vibro-acustografia. Desta forma, esta dissertação servirá como base, teórica e prática, para estudos posteriores nesta direção. De fato, nossa contribuição é apresentar o comportamento das imagens de vibro-acustografia ao problema de restauração e utilizar estes algoritmos para recuperar as informações em profundidade perdidas das imagens após passarem pelo processo de formação. Como poderá ser observado no decorrer do texto, o problema de restauração de imagens de vibro-acustografia possui dificuldades específicas, como por exemplo, o fato das imagens serem complexas, em três dimensões e com um volume de dados muito grande. Estas mesmas dificuldades podem surgir em aplicações similares e, portanto, as soluções apresentadas neste trabalho poderão ser utilizadas também nestes problemas.

Este trabalho também possui o objetivo de estudar e analisar soluções para o problema da formação das imagens de vibro-acustografia: o alto borramento na direção da profundidade das imagens. Este fato dificulta a obtenção de bons níveis de restauração, mas mesmo assim resultados finais de boa qualidade foram obtidos.

1.2 Organização do Trabalho

Esta dissertação está organizada na seguinte forma:

- O Capítulo 2 introduz a técnica de imageamento chamada de vibro-acustografia. As definições e características envolvendo esta técnica são abordadas.
- No Capítulo 3 é realizada uma análise do ruído encontrado nas imagens de vibro-acustografia utilizando uma imagem real.

-
- No Capítulo 4 é apresentado o estudo teórico realizado sobre restauração de imagens. Apresentamos algumas definições, incluindo os modelos de borrimento e algoritmos de restauração existentes na literatura.
 - No Capítulo 5 apresentamos os aspectos computacionais envolvidos neste trabalho; dificuldades encontradas e soluções computacionais utilizadas.
 - O Capítulo 6 apresenta os resultados finais do trabalho.
 - O Apêndice A apresenta o cronograma seguido para o desenvolvimento deste trabalho.
 - O Apêndice B traz uma lista com os trabalhos publicados até então resultantes desta dissertação.

2 *Vibro-acustografia*

*“Só me interessam os passos que
tive de dar na vida para chegar
a mim mesmo.”*

Herman Hesse

2.1 Introdução

As principais modalidades de imageamento na área da medicina disponíveis atualmente são: Tomografia Computadorizada (CT), Imageamento por Ressonância Magnética (MRI), Fluoroscopia, Tomografia por Emissão de *Photon* Simples (SPECT), Tomografia por Emissão de *Pósitron* e Ultrassom. Cada um possui seu próprio uso e aplicação. Ultrassom é considerada a modalidade mais segura e mais barata dentre elas. É um sistema que necessita de menos espaço e emite imagens instantâneas. A teoria básica por trás do ultrassom está relacionada às propriedades acústicas dos tecidos e ao Efeito Doppler (velocidade e frequência do som). A Vibro-acustografia (VA) é outra aplicação de ultrassom mas é baseada em força de radiação usando duas frequências ao mesmo tempo ao invés de uma única frequência (em um instante de tempo). Neste capítulo são apresentados os conceitos envolvidos nesta aplicação e suas características.

2.2 Imageamento de Elasticidade

Desde o início da medicina moderna, a palpação tem sido usada para examinar pacientes com o objetivo de detectar anormalidades no tecido. Sabe-se que o aumento da rigidez de um tecido está relacionado a diferentes estados fisiológicos, e conseqüentemente a um processo patológico anormal como tumores de mama, fígado e próstata [10, 11]. Porém, muitas vezes os tumores podem estar localizados muito abaixo da superfície da pele, impedindo que estes sejam detectados

apenas através da palpação. Sabe-se também que os métodos de imageamento comuns não são capazes de detectar mudanças de rigidez em tecidos. Assim, estes métodos foram modificados para perceber mudanças de rigidez em tecidos superficiais e profundos. As técnicas de imageamento de elasticidade usam uma fonte externa de força para produzir uma distribuição de força estática ou dinâmica no tecido sondado. A força aplicada causa uma distribuição de deslocamento no tecido que pode ser medida por ressonância magnética nuclear, ultrassom ou métodos ópticos. Existem vários métodos de imageamento por elasticidade. Normalmente estes métodos são diferenciados pelo tipo da força aplicada ou pelo método de medição usado [12]. O grande objetivo do imageamento de elasticidade é mapear propriedades de tecido como o módulo de Young (ou rigidez) [13], relação de Poisson [14] e viscosidade [15] em uma apresentação anatomicamente significativa para prover informações clínicas úteis.

A Elastografia é um método de imageamento de elasticidade não invasivo no qual imagens de rigidez ou tensão de tecido macio são usadas para detectar ou classificar tumores [16, 17]. Um tumor ou crescimento cancerígeno suspeito é normalmente 5 a 28 vezes mais rígido do que o tecido macio normal. Quando uma compressão mecânica ou vibração é aplicada, o tumor se deforma menos do que o tecido ao seu redor, isto é, a tensão no tumor é menor do que no tecido. A Elastografia estima a tensão local do tecido através da correlação cruzada de segmentos de Rádio Frequência antes e depois de uma pequena deformação (externa ou interna). Baseada no princípio de palpação, a Elastografia foi inicialmente projetada para a detecção de massas rígidas (tumores) dentro de tecido normal e mostrou ter resultados bem sucedidos em músculo, próstata e mama em aplicações *in vitro* e *in vivo* [18]. Porém, recentemente a elastografia tem mostrado ter importante impacto em várias outras aplicações, como rigidez de tecido normal e imageamento de poroelasticidade. A Elastografia tem sido aplicada também para detectar anormalidades cardíacas [19].

R. Muthupillai et al. [20] desenvolveram a Elastografia de Ressonância Magnética (MRE), que consiste em visualizar a propagação de ondas de corte em um material (ou tecido) com a técnica de Imageamento por Ressonância Magnética (MRI). MRE é uma técnica de imageamento usada para medir a elasticidade de tecido através da vibração do mesmo em uma máquina de MRI. A técnica emprega o equipamento normal de MRI com algumas pequenas modificações e um prato de metal vibratório na pele. MRE funciona medindo o comprimento de onda das vibrações enviadas para o tecido. Pulsar o campo magnético no *scanner* de MRI sincronamente com vibrações mecânicas congela o padrão das ondas, permitindo que o comprimento de onda seja medido. A elasticidade do tecido pode então ser calculada usando essa medida e levando em consideração que quanto

mais rígido o material maior será o comprimento de onda. MRE está sendo aplicada para o estudo de músculo esquelético visto que a rigidez de um músculo muda durante a contração muscular. A técnica pode ser aplicada também para câncer de mama e outros tumores que tendem a ser mais rígidos do que o tecido normal.

Uma outra abordagem é usar uma distribuição de força localizada diretamente na região de interesse. O uso de força de radiação acústica localizada para medir propriedades de tecido (rigidez) foi proposto primeiramente por T. Sugimoto et al. [21]. Neste método, uma força de radiação impulsiva é exercida em uma região localizada no tecido por um feixe pulsante de ultrassom focalizado. A força de radiação acústica produzida por um feixe de ultrassom modulado tem sido usada para gerar ondas de corte elásticas em tecido como um método de imageamento [10]. Neste método, as ondas de corte resultantes devido a força de radiação são geradas no tecido na frequência de modulação. As ondas de corte são detectadas por um transdutor. W. F. Walker et al. [22] usaram força de radiação acústica pulsante para produzir imagens de parâmetros viscoelásticos em um *phantom* de gel simulado. K. Nightingale et al. [23] estabeleceram o imageamento impulsivo por força de radiação acústica (ARFI) em que um simples transdutor é usado para gerar a força de radiação localizada e medir o deslocamento resultante através de métodos de ultrassom baseados em correlação. M. Fatemi et al. [1] propuseram a vibro-acustografia como um método de imageamento baseado em força localizada de radiação acústica dinâmica de um campo de ultrassom exercida em tecido (ou objeto) por um feixe modulado de ultrassom.

2.3 Vibro-acustografia

O método de palpação tem sido usado pelos médicos para constatar anormalidades em tecidos. Isto porque quando uma força é exercida em um objeto (ou tecido), este emite um som que basicamente depende de suas propriedades mecânicas. Desta forma, apalpar o tecido e ouvir a resposta emitida é uma forma de medir suas propriedades mecânicas. Porém, a palpação está limitada ao tamanho e à localização do tecido anormal. Se a anomalia é muito pequena para ser sentida pelo toque ou se está em um local profundo do tecido, praticamente nada pode ser inferido através da palpação.

A vibro-acustografia de ultrassom é um método de elastografia no qual uma força de radiação oscilatória é usada para vibrar uma porção pequena de um objeto (ou tecido) na proximidade da região focal do sistema [24]. A técnica produz um mapa da resposta mecânica do objeto à força dinâmica localizada. A vibro-acustografia baseia-se na força dinâmica de radiação de ultrassom

gerada por um feixe de ultrassom modulado. A vibração do objeto emite um campo acústico (emissão acústica) que pode ser detectado por um hidrofone sensível e que é usado para formar uma imagem do objeto.

Este método combina três respostas mecânicas de um objeto para formar a imagem final: reflectividade, rigidez e emitância acústica. Devido à absorção ou reflexão, a densidade de energia do objeto muda, o que produz uma força chamada força de radiação. Esta força de radiação de ultrassom é mais benéfica em imageamento do que outras modalidades mecânicas por várias razões. Ultrassom é uma técnica não invasiva e que pode ser facilmente modificada para ser usada em VA. Além disso, a força de radiação não interfere com camadas superficiais de tecido e pode ser produzida em escalas grandes de frequências desejadas. Alta resolução espacial pode ser alcançada visto que a força de radiação pode ser altamente localizada.

Existem duas formas básicas de produzir força de radiação dinâmica: feixe simples ou feixe duplo modulado em amplitude (AM). A primeira forma usa um feixe de ultrassom AM para produzir a força de radiação. Esta configuração pode ser executada com um transdutor focado controlado por um sinal modulado. A segunda forma requer dois feixes de ultrassom que se cruzam no espaço. Desta forma, o feixe de ultrassom resultante é modulado apenas na região do cruzamento. Esta configuração requer dois transdutores para produzir os feixes de ultrassom. Experimentos mostram que o modo de feixe duplo é superior ao de feixe simples. Isto ocorre porque no modo de feixe simples, a força de radiação é produzida ao longo do trajeto da onda desde o transdutor até o alvo do objeto. Além disso, o próprio transdutor produz uma emissão acústica que interfere com a emissão acústica do objeto.

No modo de feixe dual o feixe de ultrassom modulado é produzido pelo uso de duas ondas contínuas (CW) ou sinais *tone-burst* nas frequências $f_a = f_0$ a $f_b = f_0 + \Delta f$ ligeiramente diferentes. Os valores f_0 a Δf são as frequências do centro e da modulação, respectivamente. A emissão acústica do objeto ocorre na frequência da batida Δf dos feixes do ultrassom. Na Figura 1, temos a descrição do sistema de imageamento por vibro-acustografia. Um transdutor esférico confocal de dois elementos de 45mm de diâmetro, operando em modo de feixe duplo, gera o feixe de ultrassom modulado em um tanque de água. Cada elemento é controlado por um sinal CW em frequências $f_a = 3MHz$ e $f_b = 3.01MHz$. As frequências de controle dependem das características do transdutor. Os feixes de ultrassom interferem na zona focal do transdutor produzindo uma força de radiação dinâmica na frequência da batida $\Delta f = 10kHz$ no objeto sondado. A frequência Δf pode

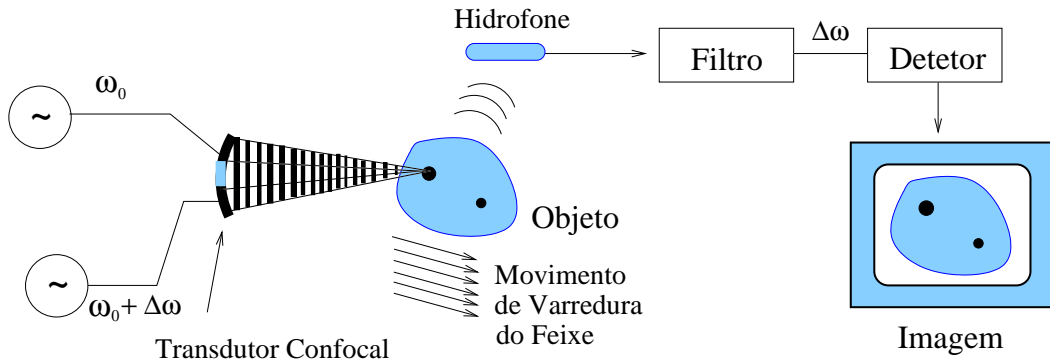


Figura 1: Descrição do sistema de vibro-acustografia. As frequências central e angular são $\omega_0 = 2\pi f_0$ e $\Delta\omega = 2\pi\Delta f$.

ser escolhida de poucos Hertz a $100kHz$. A Figura 2 mostra os sinais controladores do sistema com as características citadas anteriormente. A dimensão da zona focal do transdutor confocal é

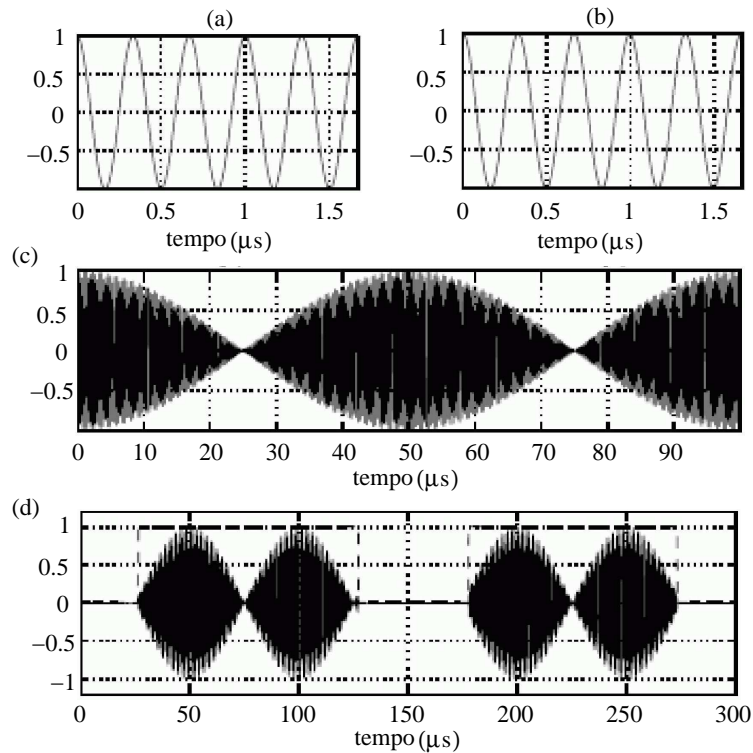


Figura 2: Sinais controladores em vibro-acustografia. (a) e (b) sinais de onda contínua nas frequências $f_a = 3MHz$ e $f_b = 3.01MHz$. (c) Campo de ultrassom modulado com frequência $\Delta f = 10kHz$. (d) Ultrassom modulado com *tone-burst* (linha pontilhada) com 150ms de duração de pulso.

tipicamente $(1.0 \times 1.0 \times 10.0)mm$, lateralmente, acima e axialmente. A emissão acústica resultante do objeto é detectada pelo hidrofone. O campo acústico emitido carrega informação sobre as propriedades mecânicas locais do objeto como também informações das condições de contorno do objeto. No sistema descrito, o plano da imagem é definido como o plano focal do transdutor. O transdutor varre mecanicamente um objeto em modo raster produzindo uma imagem do objeto.

A resolução espacial ou poder de resolução do sistema, que esclarece a capacidade de distinguir objetos pequenos e próximos, depende da distribuição da força de radiação dinâmica na zona focal do transdutor.

Na vibro-acustografia a imagem é formada por pixels em que o brilho é determinado pela emissão acústica de cada ponto no tecido. A emissão acústica carrega informações da região do tecido em frequências baixas e de ultrassom. A informação na frequência de ultrassom está relacionada a propriedades como variação de densidade e compressibilidade. Imageamento por ultrassom convencional não provê este tipo de informação.

A vibro-acustografia pode ser aplicada em duas áreas principais: imageamento médico e análise de materiais. Dentro da primeira área pode-se destacar o uso para imagear calcificações em artérias humanas [25, 26, 27], microcalcificações em seios [28, 4], estudo de ossos [3], tumores de fígado [29], entre outras aplicações. Já na segunda área a vibro-acustografia pode ser potencialmente útil na caracterização de materiais, incluindo avaliação de parâmetros mecânicos, imageamento e teste não destrutivo de materiais [30, 31].

A Tabela 1 faz uma comparação entre as principais características da Vibro-acustografia e de outras modalidades de imageamento.

	VA	Outras Modalidades
Método de detecção	Microfone de áudio (simples)	Ultrassom Doppler e MRI (complicado)
Sensibilidade à interferência	Poucos nanômetros	MRI (100 nanômetros) Ultrassom convencional (poucos micrômetros)
Segurança para exposição	Pode usar baixas intensidades de ultrassom	Ultrassom convencional precisa ter a intensidade aumentada para melhor sensibilidade
Resolução da imagem	Tão baixas quanto $700\mu m$	Ultrassom convencional 0,3 – 2,8mm

Tabela 1: Comparação da VA e outras modalidades de imageamento.

2.3.1 Formação da Imagem de Vibro-acustografia

Como visto anteriormente, a vibro-acustografia é uma técnica que mapeia a resposta acústica de um objeto a uma força de radiação dinâmica gerada por dois feixes de ultrassom. Feixes de ultrassom podem ser produzidos por diferentes tipos de transdutores para vibro-acustografia. Porém,

aplicações clínicas de imageamento por ultrassom requerem ajuste eletrônico de foco e de direcionamento de feixe. Para este propósito, transdutores de *array* linear têm sido amplamente usados [32, 33, 34] pois eles podem ajustar e direcionar o feixe de ultrassom eletronicamente. Transdutores confocais e de *array* setorial também foram estudados e comparados [35, 36]. Estes estudos mostraram que transdutores de *array* setorial podem produzir imagens de vibro-acustografia com resolução espacial e níveis de lóbulos laterais comparáveis com transdutores confocais. Além disso, transdutores de *array* setorial podem ser considerados como uma alternativa a transdutores confocais em vibro-acustografia com a vantagem de uma profundidade de campo menor.

O desenvolvimento da vibro-acustografia para aplicações de imageamento médico demanda um estudo detalhado da formação da imagem neste método. Sob condições muito sensíveis, a formação da imagem de vibro-acustografia pode ser descrita pela função de espalhamento pontual (PSF) do sistema, que está relacionada ao campo de radiação exercida em um alvo pontual [24]. Por este motivo, é necessário o estudo da formação de campo de força por transdutores acústicos, como relatado acima. Levando em conta estes estudos, os transdutores de *array* setorial foram escolhidos para serem usados neste trabalho e, desta forma, a formação da imagem levará em consideração efeitos de profundidade de campo. Assim, será apresentada a formação da imagem de vibro-acustografia usando este tipo de transdutor. G. T. Silva et al. [37] propuseram um modelo em que a PSF 3D pode ser representada como uma função separável na direção axial e no plano focal do transdutor. Imagens podem ser simuladas realizando a convolução espacial da PSF 3D e de um objeto descrito por meio de uma função. Esta PSF é uma função 3D complexa visto que o problema de vibro-acustografia envolve uma amplitude e uma fase em cada posição. A PSF é apresentada com mais detalhes no Capítulo 4.

2.3.1.1 Força de Radiação Dinâmica

Em vibro-acustografia, a força de radiação dinâmica “bate” um objeto encaixado no meio de propagação; o qual, em resposta, emite um campo acústico (emissão acústica). A emissão acústica depende do formato e das propriedades mecânicas do objeto e é proporcional à força de radiação dinâmica. A informação carregada pela emissão acústica é usada para sintetizar uma imagem do objeto. Um imageamento por vibro-acustografia, como um sistema linear, pode ser caracterizado pela sua PSF. A PSF da vibro-acustografia depende da emissão acústica de um alvo pontual. Este alvo é considerado aqui como uma esfera de raio a .

A força de radiação dinâmica é produzida por um transdutor com duas fontes de ultrassom. Cada fonte é controlada por um sinal senoidal. As frequências angulares controladoras das fontes são $\omega_1 = \omega_0 + \Delta\omega/2$ e $\omega_2 = \omega_0 - \Delta\omega/2$, onde ω_0 e $\Delta\omega$ são as frequências do centro e da diferença, e $\Delta\omega \ll \omega_0$. Os dois feixes de ultrassom são focalizados no mesmo ponto no espaço produzindo uma força de radiação na frequência de pulso $\Delta\omega$. Considera-se uma esfera pequena submergida em um fluido sem perdas, homogêneo, estendido infinitamente, com densidade ρ_0 e velocidade do som c_0 . Neste caso, ondas de ultrassom podem ser totalmente descritas em termos do potencial de velocidade $\phi(\mathbf{r}, t)$, onde \mathbf{r} é o vetor posição e t é o tempo.

Considera-se que os dois feixes comportam-se como uma onda planar bicromática na vizinidade da zona focal do sistema. Tendo $\Delta\omega/\omega_0 \ll 1$, a amplitude complexa da força de radiação em $\Delta\omega$ exercida na pequena esfera é, de acordo com [38], dada por

$$\hat{\sigma} = k_0^2 \hat{y} \hat{\phi}_1 \hat{\phi}_2, \quad (2.1)$$

onde $k_0 = \omega_0/c_0$ e \hat{y} é a função de força de radiação complexa da esfera que depende das propriedades de dispersão da esfera na maior parte na frequência de ultrassom ω_0 . As funções $\hat{\phi}_1$ e $\hat{\phi}_2$ são as amplitudes complexas dos potenciais de velocidade dos feixes de ultrassom.

2.3.1.2 Função de Espalhamento Pontual - PSF

Deve-se encontrar a emissão acústica por um alvo pontual modelado como uma pequena esfera rígida. Supõe-se que a esfera oscila em regime linear com pequena amplitude ao redor da origem do sistema de coordenadas ao longo do eixo z . A velocidade de vibração da esfera no estado constante é $\hat{v}e^{j\Delta\omega t}$, onde \hat{v} é a amplitude de velocidade complexa. O raio da esfera é muito menor do que o comprimento de onda das ondas de ultrassom incidentes. Assim, $\Delta ka \ll 1$, onde $\Delta k = \Delta\omega/c_0$ é o número de onda da emissão acústica. A amplitude da pressão emitida pela esfera é, de acordo com a referência [39], uma radiação dipolar dada, em coordenadas esféricas (r, θ, φ) por

$$\hat{p} = \rho_0 c_0 \hat{v} \Delta k^3 a^3 \cos \theta \frac{e^{-j\Delta kr}}{2\Delta kr}. \quad (2.2)$$

A amplitude da velocidade \hat{v} da esfera pode ser descrita por sua impedância mecânica \hat{z} na frequência $\Delta\omega$ com $\hat{v} = \pi a^2 \hat{\sigma} / \hat{z}$. O *outflow* acústico (o volume do meio que é deslocado por unidade de tempo devido a vibração de um objeto por unidade de força) da esfera está relacionado a impedância mecânica pela relação $\hat{q}(\Delta\omega) = 2\pi a^2 / \hat{z}(\Delta\omega)$. Então, a Equação (2.2) pode ser reescrita

como

$$\hat{p} = 2\rho_0 c_0 \hat{\sigma}(\omega_0) \hat{q}(\Delta\omega) \hat{g}(r, \theta), \quad (2.3)$$

onde

$$\hat{g}(r, \theta) = \Delta k^3 a^3 \cos \theta \frac{e^{-j\Delta k r}}{2\Delta k r}$$

é a função de transferência que depende do meio e das condições de contorno do objeto. Usando as equações (2.1) e (2.3), a amplitude da emissão acústica de uma esfera localizada na posição \mathbf{r} e medida em \mathbf{r}' pode ser escrita como segue

$$\hat{p}(\mathbf{r}'|\mathbf{r}) = \rho_0 c_0 k_0^2 \hat{y}(\omega_0) \hat{q}(\Delta\omega) \hat{\phi}_1(\mathbf{r}) \hat{\phi}_2(\mathbf{r}) * \hat{g}(\mathbf{r}'|\mathbf{r}), \quad (2.4)$$

onde

$$\hat{g}(\mathbf{r}'|\mathbf{r}) = \Delta k^3 a^3 \cos \theta \frac{e^{-j\Delta k |\mathbf{r}' - \mathbf{r}|}}{2\Delta k |\mathbf{r}' - \mathbf{r}|}.$$

Para definir a imagem de um objeto precisamos representá-lo como uma função. Como mostrado na Equação (2.4), a emissão acústica possui informação da esfera em frequências altas e baixas de ultrassom. Esta informação está presente na função da força de radiação $\hat{y}(\omega_0)$ e do *outflow* acústico $\hat{q}(\Delta\omega)$, respectivamente. Assume-se que a emissão acústica de um objeto (ou região) é uma combinação linear da emissão de cada volume infinitesimal no objeto. As funções \hat{y} e \hat{q} podem variar linearmente dentro do objeto. Assim, a função do objeto é definida por

$$\hat{o}(\mathbf{r}; \omega_0, \Delta\omega) = \hat{y}(\mathbf{r}, \Delta\omega). \quad (2.5)$$

A imagem de vibro-acustografia do objeto é, então, dada por

$$\hat{i}(\mathbf{r}; \omega_0, \Delta\omega) = \hat{o}(\mathbf{r}; \omega_0, \Delta\omega) * \hat{h}(\mathbf{r}), \quad (2.6)$$

onde $\hat{h}(\mathbf{r})$ é a PSF do sistema e o símbolo $*$ denota a convolução espacial. Segue da Equação (2.6) que a imagem de um pequeno objeto carrega suas características de alta e baixa frequências.

A PSF normalizada de um sistema de vibro-acustografia pode ser descrita em termos da emissão acústica de um alvo pontual (a pequena esfera rígida). Assim, a PSF é definida por

$$\hat{h} \equiv \lim_{a \rightarrow 0^+} \frac{\hat{p}(\mathbf{r}|\mathbf{r}')}{\hat{p}(\mathbf{r}_0|\mathbf{r}')}, \quad (2.7)$$

onde \mathbf{r}_0 é o ponto focal do transdutor onde a emissão acústica deve ter seu valor máximo. Quando a aproxima-se de zero, a parte relevante da emissão acústica que permanece na PSF é $\hat{\sigma}(\mathbf{r})\hat{g}(\mathbf{r}'|\mathbf{r})/\hat{\sigma}(\mathbf{r}_0)$.

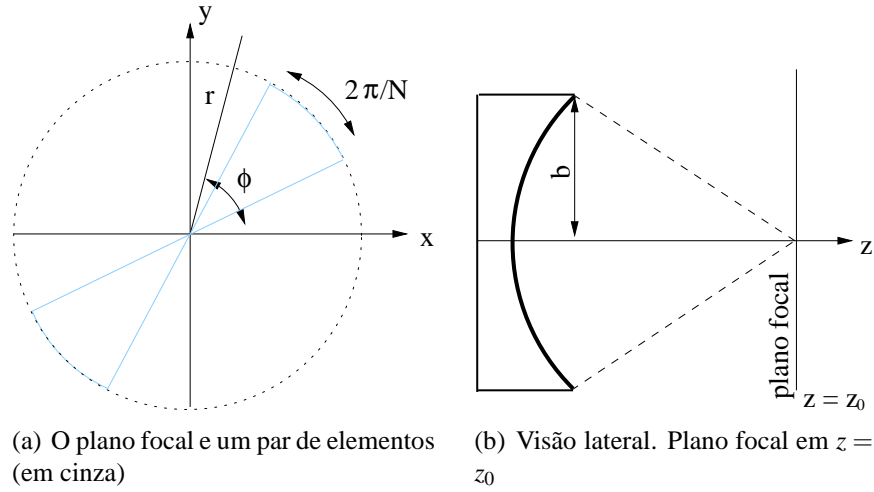


Figura 3: Descrição geométrica do transdutor de *array* setorial

Pode-se negligenciar a contribuição da função de transferência \hat{g} a PSF do sistema se $\|\mathbf{r} - \mathbf{r}_0\| \ll \|\mathbf{r}'\|$. Na prática esta condição é sempre satisfeita. Na Equação (2.1), observa-se que a PSF é proporcional a força de radiação dada nesta equação. Desta forma, a PSF normalizada é

$$\hat{h}(\mathbf{r}) = \lim_{a \rightarrow 0^+} \frac{\hat{\sigma}(\mathbf{r})}{\hat{\sigma}(\mathbf{r}_0)} = A \hat{\phi}_1(\mathbf{r}) \hat{\phi}_2^*(\mathbf{r}), \quad (2.8)$$

onde $A = [\hat{\phi}_1(\mathbf{r}_0) \hat{\phi}_2^*(\mathbf{r}_0)]^{-1}$ é a constante de normalização.

A PSF da vibro-acustografia é uma função complexa tridimensional. A resolução espacial de um sistema de imageamento é proporcional ao comprimento do lóbulo principal da PSF [40]. Assim, define-se a célula de resolução espacial do sistema de vibro-acustografia como o volume incluído pelo lóbulo principal da PSF em $-6dB$.

2.3.1.3 PSF Separável

Aplicações de vibro-acustografia requerem transdutores controlados por sinais senoidais. Considere um transdutor de *array* setorial com N elementos e raio de abertura b . Os elementos são agrupados em pares simétricos (ver Figura 3). Cada par é controlado pelas frequências angulares ω_1 e ω_2 alternativamente. Os respectivos números de onda destas frequências são k_1 e k_2 . A distância focal do transdutor é z_0 .

A PSF da vibro-acustografia de um transdutor de *array* setorial nas direções axial e do plano focal foi derivada em [36] através da teoria clássica de radiação na aproximação de Fresnel ($b^2 \ll z_0^2$). Considere as variáveis sem dimensão $\tilde{r} = r/z_0$, $\tilde{z} = z/z_0$, $\Delta k z_0$, $\tilde{r}_i = k_i b \tilde{r}$, e $\tilde{k}_i = k_i b^2 / (4z_0)$,

$i = 1, 2$. A PSF produzida pelo *array* setorial no plano focal (plano xy) é

$$\hat{h}_{xy} = A_1 e^{j\psi} \sum_{m,n=1}^{N/2} \phi_{2m-1}^{(1)} \phi_{2n}^{(2)}, \quad (2.9)$$

onde A_1 é uma constante, $\psi = \Delta\tilde{k}(1 + \tilde{r}^2)$, e

$$\phi_n^{(i)} = \frac{1}{\tilde{r}_i} \sum_{m=0}^{+\infty} \left[\vartheta_{2m,n}(\varphi) J_{2m+1}(\tilde{r}_i) + \frac{4(m+1)}{\tilde{r}_i} \sum_{l=0}^{+\infty} J_{2m+2l+4}(\tilde{r}_i) \right], i = 1, 2. \quad (2.10)$$

J_m é a função de Bessel do primeiro tipo de ordem m . A função angular ϑ_{mn} é

$$\vartheta_{mn}(\varphi) = \frac{(-1)^m}{m} \cos \left[m \left(\varphi - \frac{2n+1}{N} \pi \right) \right] \sin \left(\frac{m\pi}{N} \right), m = 1, 2, \dots \quad (2.11)$$

e $\vartheta_{0n} = 2\pi/N$. A PSF ao longo da direção axial é dada por

$$\hat{h}_z = \frac{A_2}{\tilde{z}^2} \sin \left[\tilde{k}_1 \left(\frac{1}{\tilde{z}} - 1 \right) \right] \text{sinc} \left[\tilde{z}_2 \left(\frac{1}{\tilde{z}} - 1 \right) \right] e^{-j\xi}, \quad (2.12)$$

onde A_2 é uma constante e $\xi = \Delta\tilde{k}\tilde{z}^{-1} + (\tilde{k}_2 - \tilde{k}_1)(\tilde{z}^{-1} - 1)$.

Pode-se assumir agora que a PSF 3D pode ser expressa como o produto de \hat{h}_{xy} e \hat{h}_z na vicinidade do ponto focal. Temos

$$\hat{h} = \hat{h}_{xy} \hat{h}_z. \quad (2.13)$$

Esta hipótese pode falhar quando o ponto de observação está longe do ponto focal do transdutor porque as mudanças na fase da força de radiação podem não seguir essa suposição. A seguir veremos as principais características das imagens de vibro-acustografia.

2.3.2 Características da Imagem

A vibro-acustografia apresenta várias características interessantes e atraentes como um método de imageamento baseado em ultrassom. As características mais marcantes são listadas abaixo:

- **Imagens sem ruído *speckle*:** Um artefato bastante conhecido em imagens de ultrassom é o ruído *speckle*. Este ruído é produzido pela interferência de sinais retrodispersados devido à múltipla dispersão causada por pequenas dispersões em tecido biológico. O tamanho dessas dispersões (partes não homogêneas) é da ordem do comprimento de onda do ultrassom. Imagens com *speckle* apresentam uma textura que possui uma variação espacial mais rápida [41]. Na vibro-acustografia, o sinal detectado (emissão acústica) possui comprimento

de onda muito maior do que as dimensões das dispersões do tecido. Consequentemente, a emissão acústica não sofre qualquer interferência por dispersão múltipla. Assim, imagens de vibro-acustografia são livres de ruído *speckle*.

- Estudo de propriedades dinâmicas de objetos: A aplicação de uma força de radiação dinâmica em um objeto permite a investigação das propriedades dinâmicas do objeto. Ressonâncias e modos diferentes de vibração podem ser analisados aplicando diferentes frequências de modulação Δf . A análise de propriedades dinâmicas pode ser útil para caracterização e avaliação de material.
- Imagens de alto contraste de inclusões sólidas em tecidos macios: Imagens vibro-acustográficas apresentam bom contraste e detalhes de inclusões sólidas em tecido macio devido à alta impedância acústica da inclusão. A diferença significativa na impedância acústica comparada com o tecido macio faz com que a inclusão sólida seja como um refletor de ultrassom, o que resulta em uma força de radiação mais forte na inclusão [42]. Além disso, inclusões sólidas produzem emissão acústica forte porque é uma fonte de radiação melhor comparada com o tecido ao redor da inclusão.
- Formação de feixe similar a sistemas de ultrassom: Para aplicações de imageamento médico, feixes de ultrassom podem ser produzidos por diferentes tipos de transdutores como, plano em forma de anel, côncavo em forma de anel ou *arrays* lineares. A formação de eixos em vibro-acustografia compartilha semelhanças com o ultrassom convencional (modo-B). Porém, algumas diferenças conceituais devem ser apontadas: (a) imagens de vibro-acustografia são geradas por dois feixes de ultrassom que se cruzam, enquanto que o ultrassom modo-B usa apenas um feixe; (b) a resolução de profundidade do ultrassom modo-B depende da duração do pulso transmitido, na vibro-acustografia a resolução de profundidade está relacionada em como um feixe incidente intercepta o outro espacialmente; (c) a vibro-acustografia usa sinais de banda estreita (kHz), enquanto que os sistemas de ultrassom são baseados em pulsos transmitidos em banda larga (2–10 MHz); e (d) na maioria das aplicações, sistemas de ultrassom adquirem dados ao longo de uma linha em profundidade em um tempo, enquanto que a vibro-acustografia coleta dados de um ponto em um tempo. Apesar destas diferenças, os objetivos da formação de feixes para vibro-acustografia ainda é alcançar feixes estreitos com baixos lóbulos laterais e menores efeitos de lóbulos de difração.

2.3.3 Vibro-acustografia – Estado da Arte

Desde a sua criação [24] até hoje, o sistema de vibro-acustografia tem sido o principal objeto de estudo de vários cientistas, principalmente médicos e físicos. Isto se deve ao fato de que este sistema é bastante “rico” tanto com relação às suas características médicas quanto físicas. Nos últimos anos diferentes estudos têm sido abordados na área, alguns exemplos são:

- Vibro-acustografia de Multifrequência [43, 44, 45]
- Registro de imagens [46, 47]
- Formação de imagem [36, 37]
- Atualidades em Vibro-acustografia de seio *in vivo* [48]
- Vibro-acustografia de soma de frequência [49, 50]
- Vibro-acustografia Harmônica [51]

Os estudos mais recentes se concentram principalmente em desenvolver uma lei geral de formação das imagens de vibro-acustografia. Como visto neste capítulo, o que caracteriza a formação de uma imagem deste sistema é a Função de Espalhamento Pontual (PSF) e é fisicamente possível encontrar uma PSF única que englobe todos os parâmetros necessários para caracterizar o sistema e gerar uma imagem de vibro-acustografia. Este estudo resume-se em desenvolver a formulação física do problema, ou seja, descrever formalmente as características do objeto a ser imageado e de todo o aparato envolvido.

Por ser um sistema atual, estudos ainda são feitos com relação a parte mecânica do sistema; parâmetros, tipo de transdutor utilizado, etc. A medida que estes componentes vão sendo modificados, as características da imagem adquirida também são modificadas e isto demanda estudos e análises diferentes para cada tipo de imagem. Além disso, com relação às simulações e estudos computacionais, cada configuração diferente do sistema vai demandar diferentes simulações. Isto torna o sistema de vibro-acustografia um objeto de estudo interessante e abrangente atualmente.

3 *Análise do Ruído do Sistema de Vibro-acustografia*

*“Para navegar contra a corrente são
necessárias condições raras:
espírito de aventura, coragem,
perseverança e paixão.”*

Nise da Silveira

As principais fontes de ruído em imagens digitais surgem durante a aquisição ou transmissão da imagem. A performance dos sensores de imageamento é afetado por uma variedade de fatores, como condições do ambiente durante a aquisição da imagem e pela qualidade dos elementos sensoriais. Por exemplo, na aquisição de imagens com uma câmara CCD, níveis de luz e temperatura do sensor são os principais fatores que afetam a quantidade de ruído na imagem resultante. Imagens são corrompidas durante a transmissão principalmente devido à interferência no canal usado para a transmissão. Por exemplo, uma imagem transmitida usando uma rede *wireless* pode ser corrompida por luminosidade ou outro distúrbio atmosférico.

Neste capítulo são discutidos os principais modelos de ruído existentes na literatura e uma imagem real de vibro-acustografia é usada para realizar a análise de ruído deste sistema.

3.1 **Propriedades Espaciais e de Frequência de Ruído**

Informações como os parâmetros que definem as características espaciais do ruído e se o ruído é correlacionado com a imagem são relevantes. Propriedades de frequência referem-se ao conteúdo em frequência do ruído no domínio de Fourier. Por exemplo, quando o espectro de Fourier do ruído é constante, o ruído é normalmente chamado de ruído branco. Assume-se neste capítulo

que o ruído é independente das coordenadas espaciais e não-correlacionado com respeito a própria imagem, isto é, não há correlação entre os valores dos pixels e os valores das componentes do ruído. Apesar destas prerrogativas serem ao menos parcialmente inválidas em algumas aplicações (para imageamento por raio-X e de medicina nuclear por exemplo), as complexidades existentes em lidar com ruído espacialmente dependente e correlacionado estão fora do escopo deste trabalho.

3.2 Funções Densidade de Probabilidade de Ruído

Baseado nas prerrogativas citadas anteriormente, o descritor espacial apresentado aqui é o comportamento estatístico dos valores de intensidade na componente do ruído do modelo de degradação do sistema. Estes valores podem ser considerados variáveis aleatórias caracterizadas por uma função densidade de probabilidade (FDP). A seguir são apresentadas as FDP's mais comuns em aplicações de processamento de imagens.

3.2.1 Ruído Gaussiano

Pelo fato de ser matematicamente tratável tanto no domínio do espaço quanto no domínio da frequência, modelos de ruído Gaussianos são frequentemente usados na prática. A FDP de uma variável aleatória Gaussiana, z , é dada por

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\bar{z})^2/2\sigma^2} \quad (3.1)$$

onde z representa a intensidade, \bar{z} o valor médio de z e σ seu desvio padrão. O desvio padrão ao quadrado, σ^2 , é chamado de variância de z . Quando z é descrita pela Equação (3.1), aproximadamente 70% dos seus valores estarão no intervalo $[(\bar{z} - \sigma), (\bar{z} + \sigma)]$ e aproximadamente 95% estarão no intervalo $[(\bar{z} - 2\sigma), (\bar{z} + 2\sigma)]$. Um exemplo de gráfico desta função é apresentado na Figura 4.

3.2.2 Ruído Rayleigh

A FDP do ruído Rayleigh é dada por

$$p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-(z-a)^2/b} & \text{para } z \geq a \\ 0 & \text{para } z < a \end{cases} \quad (3.2)$$

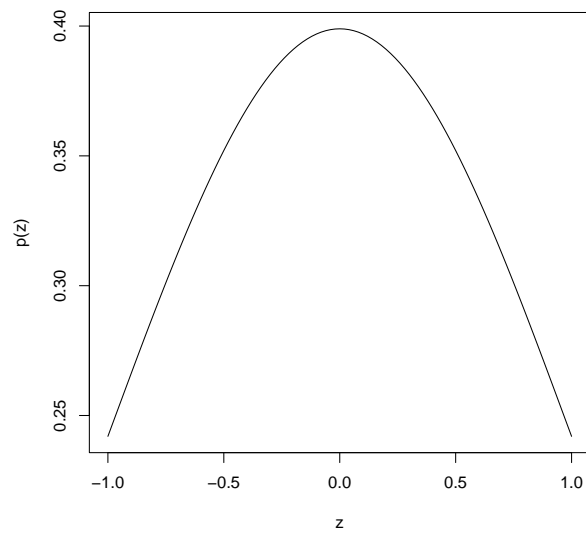


Figura 4: FDP Gaussiana

A média e a variância dessa densidade são dadas por

$$\bar{z} = a + \sqrt{\pi b/4} \quad (3.3)$$

e

$$\sigma^2 = \frac{b(4 - \pi)}{4} \quad (3.4)$$

A Figura 5 mostra um exemplo de gráfico desta função.

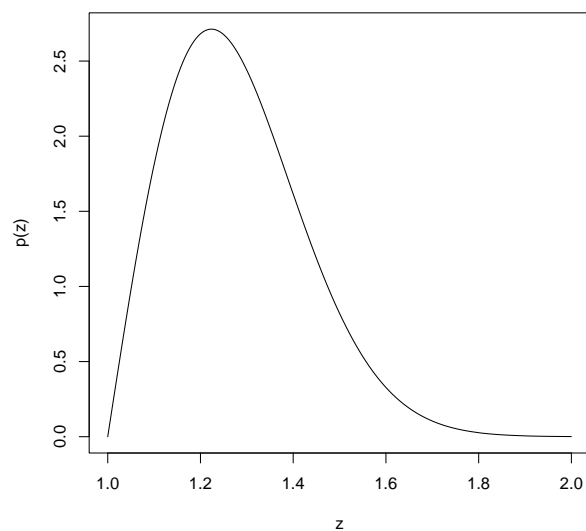


Figura 5: FDP Rayleigh

3.2.3 Ruído Erlang (gamma)

A FDP do ruído Erlang é dada por

$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az} & \text{para } z \geq 0 \\ 0 & \text{para } z < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

onde os parâmetros são tais que $a > 0$, b é um inteiro positivo, e “!” indica fatorial. A média e a variância desta densidade são dadas por

$$\bar{z} = \frac{b}{a} \quad (3.6)$$

e

$$\sigma^2 = \frac{b}{a^2} \quad (3.7)$$

Apesar da Equação (3.5) ser normalmente chamada de densidade gamma, isto é correto apenas quando o denominador é a função gamma, $\Gamma(b)$. Quando o denominador é como mostrado na equação, a densidade é mais apropriadamente chamada de densidade Erlang. A Figura 6 mostra um exemplo de gráfico desta densidade.

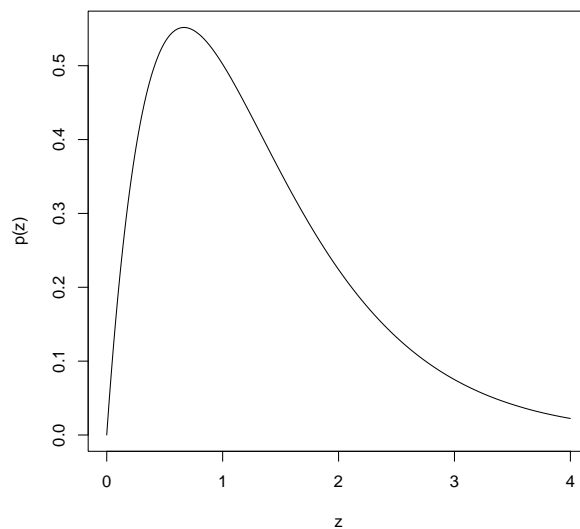


Figura 6: FDP gamma

3.2.4 Ruído Exponencial

A FDP do ruído exponencial é dada por

$$p(z) = \begin{cases} ae^{-az} & \text{para } z \geq 0 \\ 0 & \text{para } z < 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

onde $a > 0$. A média e variância desta função densidade são

$$\bar{z} = \frac{1}{a} \quad (3.9)$$

e

$$\sigma^2 = \frac{1}{a^2} \quad (3.10)$$

Note que esta FDP é um caso particular da FDP Erlang, com $b = 1$. A Figura 7 mostra um exemplo de gráfico desta densidade.

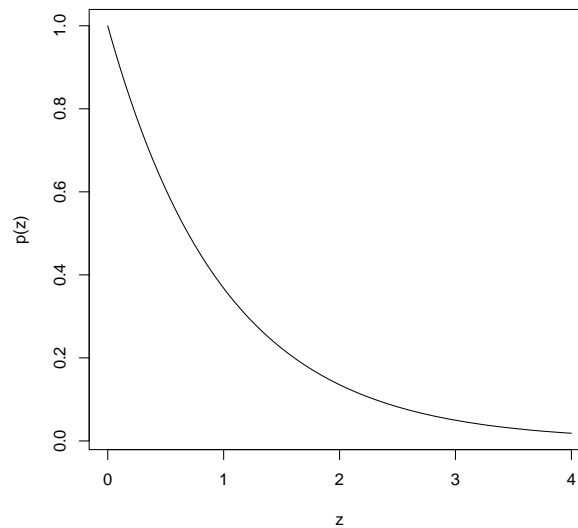


Figura 7: FDP exponencial

3.2.5 Ruído Uniforme

A FDP do ruído uniforme é dada por

$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{se } a \leq z \leq b \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.11)$$

A média desta função densidade é dada por

$$\bar{z} = \frac{a+b}{2} \quad (3.12)$$

e sua variância por

$$\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (3.13)$$

Um exemplo de gráfico desta função é apresentado na Figura 8.

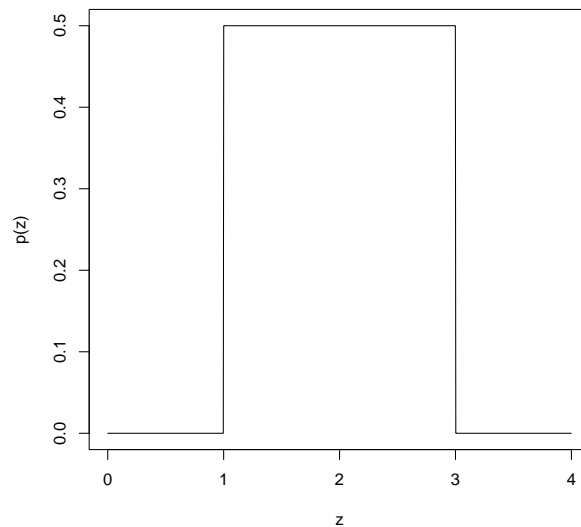


Figura 8: FDP uniforme

3.2.6 Ruído Impulso (sal-e-pimenta)

A FDP do ruído impulso é dada por

$$p(z) = \begin{cases} P_a & \text{para } z = a \\ P_b & \text{para } z = b \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.14)$$

Se $b > a$, a intensidade b aparecerá como um ponto de luz na imagem. O nível a aparecerá como um ponto escuro. Se P_a ou P_b é zero, o ruído impulso é chamado unipolar. Se nenhuma das probabilidades é zero e especialmente se as mesmas são aproximadamente iguais, os valores do ruído impulso parecerão grãos de sal-e-pimenta distribuídos aleatoriamente sobre a imagem. Por esta razão, o ruído impulso bipolar também é chamado ruído sal-e-pimenta. Um exemplo de

gráfico desta densidade é apresentado na Figura 9.

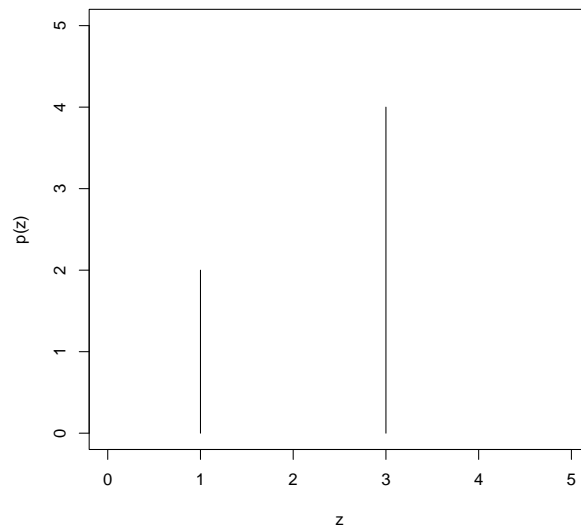


Figura 9: FDP impulso

3.2.7 Resumo

Como um grupo, as FDP's apresentadas anteriormente fornecem ferramentas úteis para modelar várias situações de degradação por ruído encontradas na prática. Por exemplo, ruído Gaussiano surge em uma imagem devido a fatores como ruído de circuito eletrônico e ruído de sensor devido à pouca iluminação e/ou alta temperatura. A densidade Rayleigh é útil em caracterizar o fenômeno de ruído em *range imaging*. As densidades exponencial e gamma têm aplicações em imageamento a *laser*. O ruído impulso é encontrado em situações onde ocorrem transições rápidas durante o imageamento. A densidade uniforme é talvez a que possui menos aplicações práticas. Porém, é bastante útil como base para vários geradores de números aleatórios usados em simulações.

3.3 Ruído da Vibro-acustografia

Para realizar a análise de ruído do sistema foi utilizada uma imagem real cedida pela Mayo Clinic através do pesquisador Tom Kinter. No experimento foi imageado um *phantom* de seio com inclusões em seu interior. Foram usadas 6 fatias deste *phantom*, sendo cada fatia correspondente à uma profundidade diferente no mesmo. As fatias com melhores regiões homogêneas, isto é, com maiores amostras de regiões com presença apenas de ruído, foram escolhidas para a análise do ruído. A Figura 10 apresenta as fatias escolhidas.

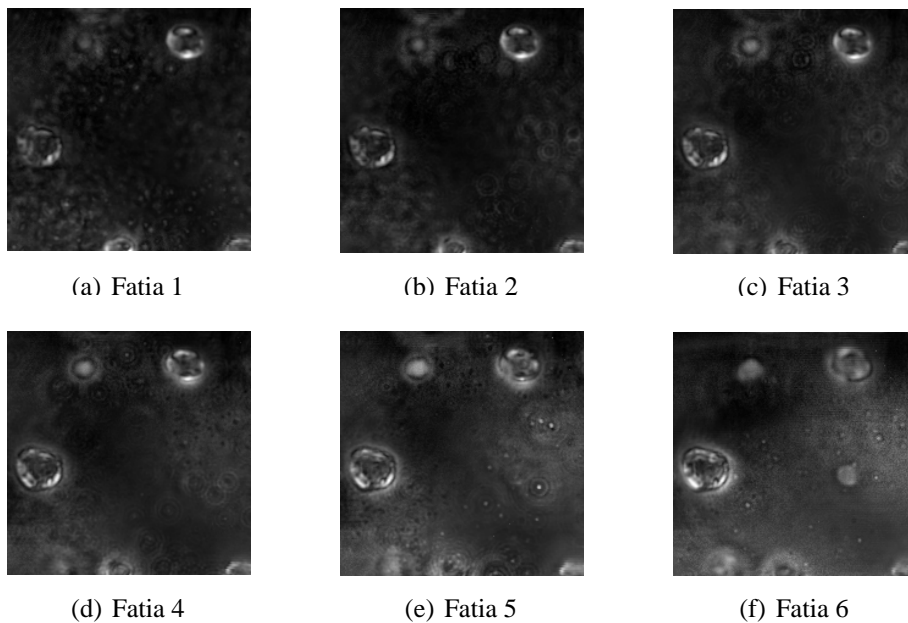


Figura 10: Fatias do *phantom* de mama usado para análise do ruído

Em cada uma destas fatias foram escolhidas regiões de interesse (homogêneas) e foram construídos os histogramas dos dados de cada amostra, como apresentado nas Figuras 11, 12, 13, 14, 15 e 16, com o objetivo de analisar qual a forma destes histogramas e ter uma noção inicial sobre que distribuição segue o ruído. Além disso, a média dos histogramas das 6 amostras foi calculado para gerar um histograma médio das amostras (Figura 17).

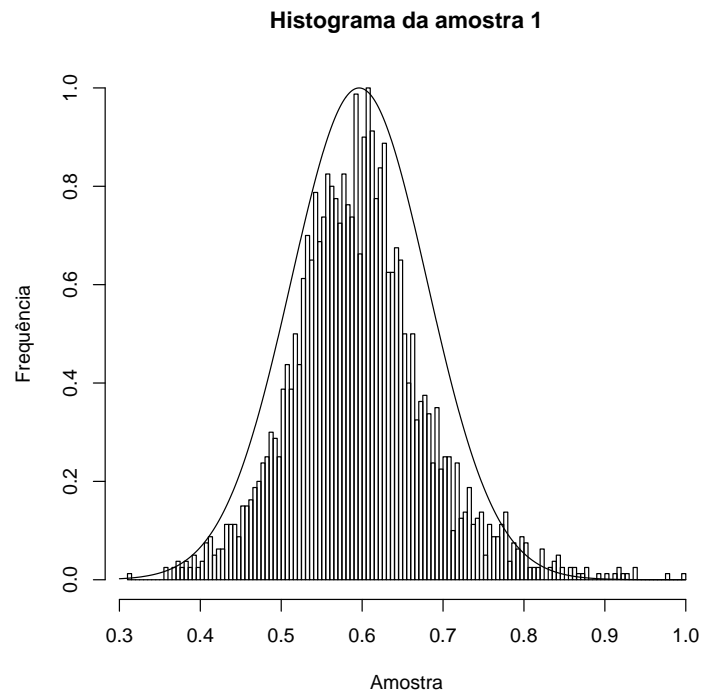


Figura 11: Histograma da amostra 1

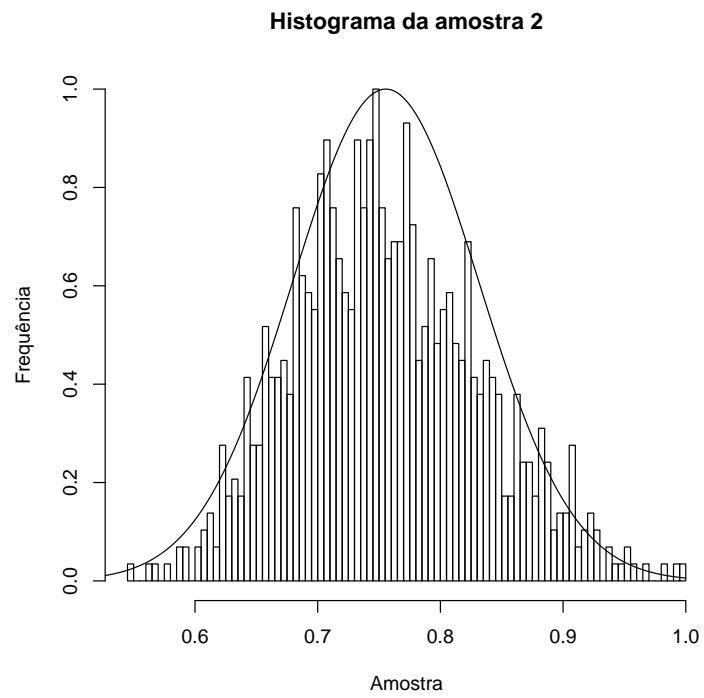


Figura 12: Histograma da amostra 2

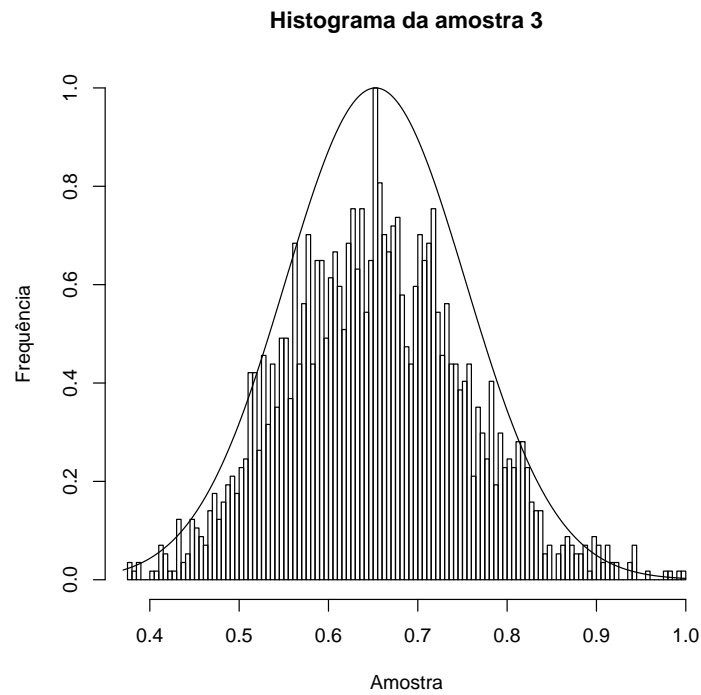


Figura 13: Histograma da amostra 3

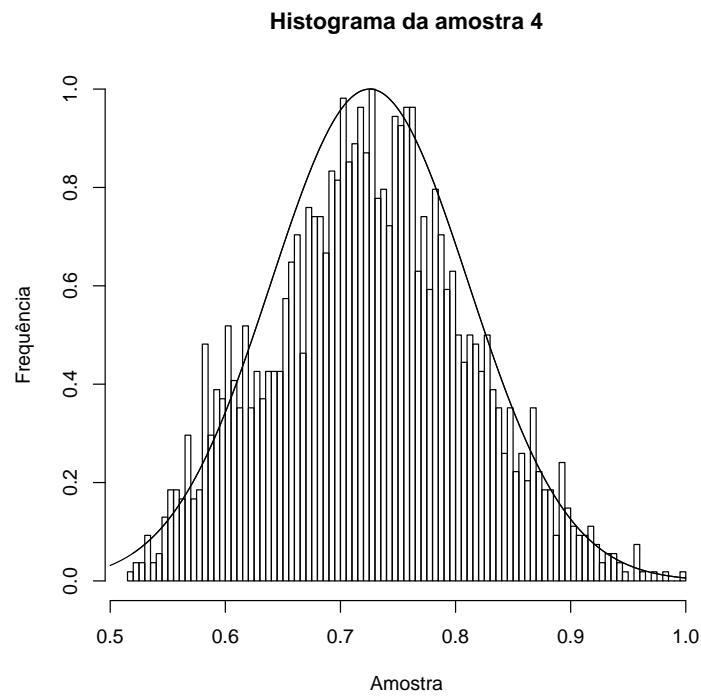


Figura 14: Histograma da amostra 4

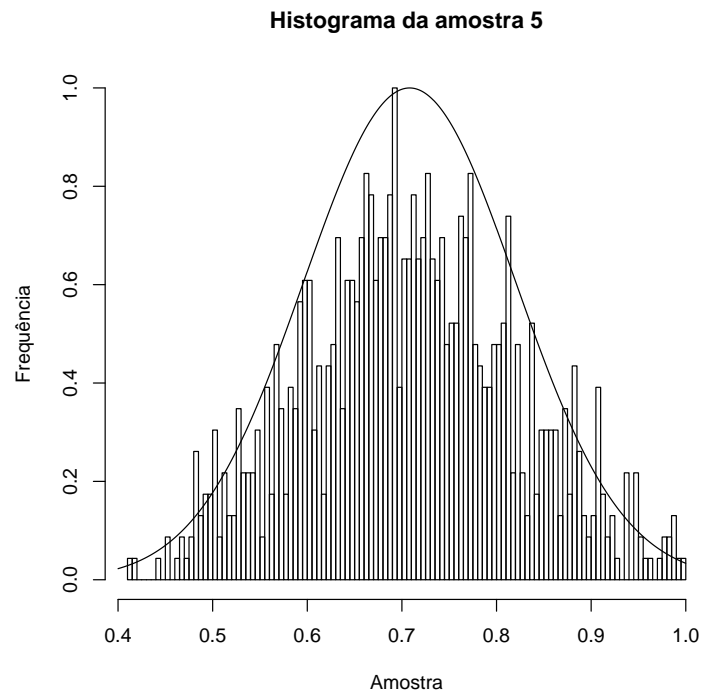


Figura 15: Histograma da amostra 5

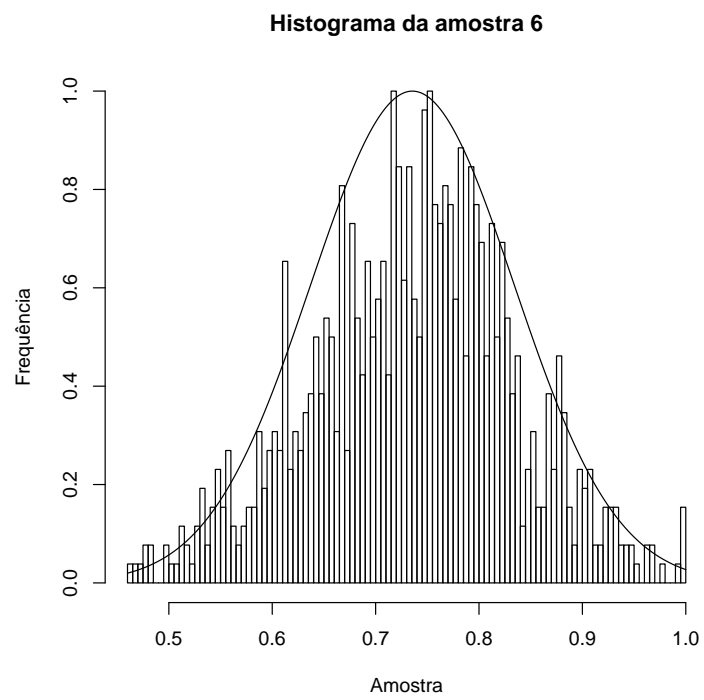


Figura 16: Histograma da amostra 6

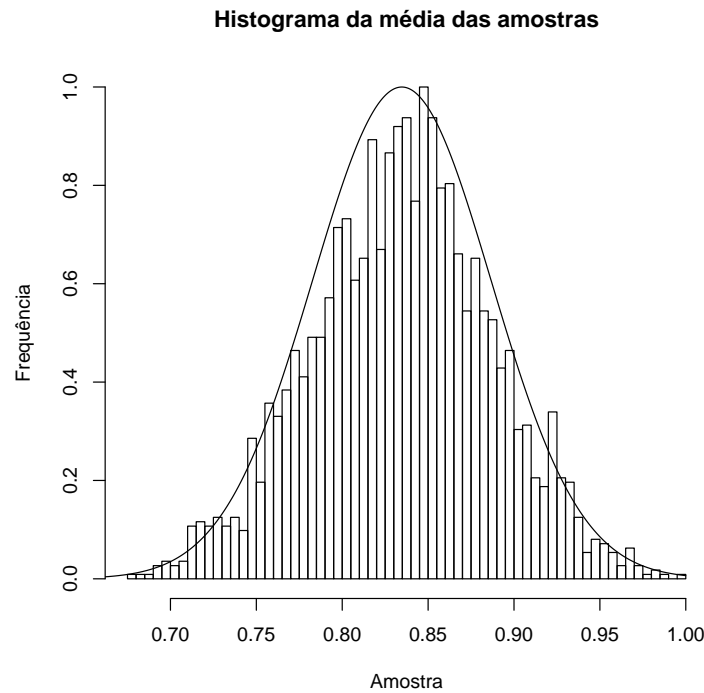


Figura 17: Histograma da média das amostras

Observando os histogramas é possível notar que todos eles seguem aproximadamente a forma da distribuição Gaussiana. Usando o sistema R [52] foram encontradas as curvas que se aproximavam de cada um dos histogramas, resultando nos gráficos que aparecem juntamente com os histogramas nas figuras apresentadas. A partir da curva média (curva da média dos histogramas das amostras) foram estimados os parâmetros da Gaussiana, média ($\mu = 0.8347$) e desvio padrão ($\sigma = 0.0520$).

A partir desta análise pode-se constatar que existe a presença apenas de ruído Gaussiano na imagem testada. Este resultado já era esperado visto que a principal fonte de ruído durante a aquisição da imagem de vibro-acustografia é a vibração do sistema de varredura que é um tipo de ruído Gaussiano. Desta forma, o modelo de degradação utilizado neste trabalho leva em consideração a adição de ruído Gaussiano como será visto no próximo capítulo.

4 *Restauração de Imagens*

“A sabedoria não nos é dada. É preciso descobri-la por nós mesmos, depois de uma viagem que ninguém nos pode poupar ou fazer por nós.”

Marcel Proust

4.1 **Introdução**

O problema de restauração de imagens está dentro de uma das três subáreas de processamento digital de imagens: realce, restauração e reconstrução; digitalização e compressão; casamento (*matching*), descrição e reconhecimento [53].

Imagens são produzidas através de algum processo de imageamento ou de captura com o objetivo de adquirir ou apresentar informações úteis. Porém, devido a imperfeições nestes processos, a imagem adquirida representa uma versão degradada da cena original. Várias imperfeições devem ser levadas em consideração como, por exemplo, ruído, degradações geométricas, iluminação e imperfeições de cor, saturação e borramento.

O borramento geralmente está relacionado à aparência de uma imagem desfocada. Também pode ser caracterizado pela redução da nitidez de bordas e detalhe espacial limitado. Borramento é uma forma de redução de largura de banda de uma imagem ideal devido ao processo imperfeito de formação da imagem. Pode ser causado por um movimento relativo entre a câmera e a cena original, ou por um sistema ótico que está fora de foco. Quando fotos aéreas são produzidas para propósitos de sensoriamento remoto, borrarmentos são introduzidos por turbulência atmosférica, aberrações no sistema ótico, e movimento relativo entre a câmera e a terra. Este borramento não está confinado a imagens óticas, por exemplo micrografias de elétron são corrompidas por aberrações esféricas das lentes de elétron, e varreduras de tomografia computadorizada sofrem da

dispersão de raio-x.

Além desses efeitos de borrimento, ruído sempre corrompe toda imagem adquirida. Ruído pode ser introduzido pelo meio através do qual a imagem é criada, pelo meio de captura, por erros de medida devido à precisão limitada do sistema de captura, e pela quantização dos dados para armazenamento digital.

O campo de restauração de imagens está relacionado com a estimação da imagem não corrompida a partir de uma imagem borrada e com ruído. Essencialmente tenta-se realizar uma operação na imagem que é a inversa das imperfeições no sistema de formação da imagem. Frequentemente, no uso de métodos de restauração de imagens, as características do sistema de degradação e o ruído são considerados conhecidos *a priori*. Porém, em situações reais, pode não ser possível a obtenção desta informação a partir do processo de formação da imagem.

Os algoritmos de restauração de imagens são diferentes dos métodos de realce pois são baseados em modelos tanto do processo de degradação quanto da imagem ideal. Para estes casos onde um modelo de borrimento razoavelmente preciso está disponível, poderosos algoritmos de restauração podem ser aplicados. Infelizmente em inúmeros casos de interesse, a modelagem do borrimento é impraticável, fazendo com que a restauração seja impossível.

Este trabalho tem por objeto aplicar algoritmos de restauração em imagens de vibro-acustografia. Após o estudo básico da área de restauração de imagens, foi necessário também o estudo dos diversos modelos de borrimento existentes na literatura. Estes modelos são a base para os algoritmos de restauração, pois são eles que representam formalmente o processo de formação da imagem degradada. Com o conhecimento de como a imagem foi formada, é possível, então, obter um filtro que realize a operação inversa para obter a imagem original, ou uma imagem próxima a ela. Na seção seguinte são abordados os principais modelos de borrimento utilizados na área de restauração, dentre eles o modelo usado especificamente para este trabalho.

4.2 Modelos de Borrimento

Os métodos de restauração estudados nesta dissertação são da classe dos filtros de restauração lineares invariantes no espaço. Assume-se que a função de borrimento atua como uma máscara de convolução ou função de espalhamento pontual (PSF) $h(m_1, m_2, m_3)$ que não varia no espaço. Assume-se também que as propriedades estatísticas (média e função de correlação) da imagem e

do ruído não mudam no espaço. Sob estas condições, o processo de restauração pode ser realizado através de um filtro linear, onde a PSF é invariante no espaço, isto é, é constante em toda a imagem. Estas condições de modelagem podem ser matematicamente formuladas da seguinte maneira. Se denotarmos por $f(m_1, m_2, m_3)$ a imagem ideal desejada discreta no espaço que não contém nenhum borramento ou ruído, então a imagem adquirida $g(m_1, m_2, m_3)$ é modelada como (ver Figura 18)

$$\begin{aligned} g(m_1, m_2, m_3) &= f(m_1, m_2, m_3) \star h(m_1, m_2, m_3) + n(m_1, m_2, m_3) \\ &= \sum_{k_1=0}^{O-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} \sum_{k_3=0}^{M-1} h(k_1, k_2, k_3) f(m_1 - k_1, m_2 - k_2, m_3 - k_3) + n(m_1, m_2, m_3) \end{aligned} \quad (4.1)$$

onde \star é o operador da convolução complexa 3D e $n(m_1, m_2, m_3)$ é o ruído que corrompe a imagem borrada. Claramente o objetivo da restauração de imagens é fazer uma estimativa $\hat{f}(m_1, m_2, m_3)$

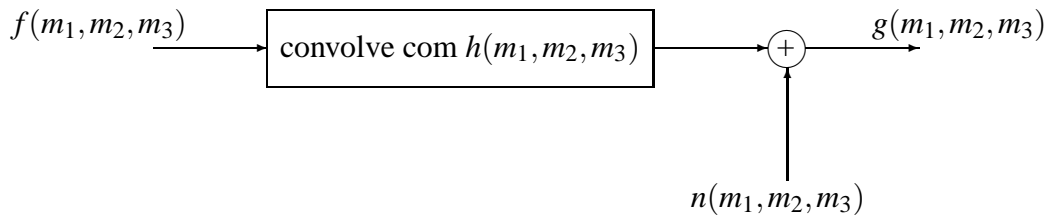


Figura 18: Modelo do processo de formação de imagem

da imagem ideal $f(m_1, m_2, m_3)$, dada apenas a imagem degradada $g(m_1, m_2, m_3)$, a função de borramento $h(m_1, m_2, m_3)$ e alguma informação sobre as propriedades estatísticas da imagem ideal e do ruído.

Um forma alternativa de descrever a Equação (4.1) é através da sua equivalência espectral. Aplicando a transformada de Fourier na Equação (4.1), obtém-se a seguinte representação (ver Figura 19):

$$G(u, v, w) = F(u, v, w)H(u, v, w) + N(u, v, w), \quad (4.2)$$

onde (u, v, w) são as coordenadas de frequência espacial, e as letras maiúsculas representam a transformada de Fourier dos sinais. Tanto a Equação (4.1) quanto a Equação (4.2) podem ser usadas

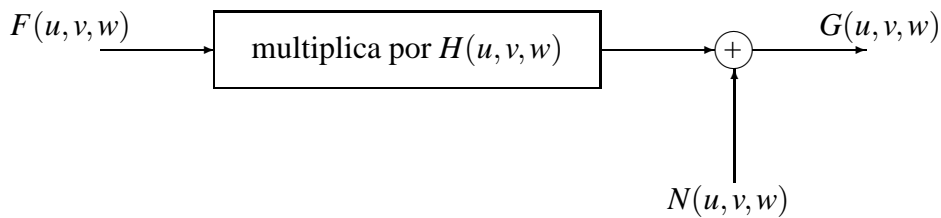


Figura 19: Modelo do processo de formação de imagem no domínio de Fourier

para desenvolver algoritmos de restauração. Na prática a representação espectral é mais frequen-

temente usada, porque facilita a implementação eficiente de filtros de restauração no domínio de Fourier (discreto). Nas equações (4.1) e (4.2), o ruído $n(m_1, m_2, m_3)$ está modelado como um termo aditivo. Tipicamente considera-se que o ruído possui média zero e é branco, isto é, espacialmente não correlacionado. Em termos estatísticos isto pode ser expresso como segue [54]:

$$E[n(m_1, m_2, m_3)] \approx \sum_{k_1=0}^{O-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} \sum_{k_3=0}^{M-1} n(k_1, k_2, k_3) = 0 \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} R_n(k_1, k_2, k_3) &= E[n(m_1, m_2, m_3)n(m_1 - k_1, m_2 - k_2, m_3 - k_3)] \\ &\approx \sum_{m_1=0}^{O-1} \sum_{m_2=0}^{N-1} \sum_{m_3=0}^{M-1} n(m_1, m_2, m_3)n(m_1 - k_1, m_2 - k_2, m_3 - k_3) \\ &= \begin{cases} \sigma_n^2 & \text{se } k_1 = k_2 = k_3 = 0 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \end{aligned} \quad (4.4)$$

onde σ_n^2 é a variância do ruído e $E[\]$ refere-se ao operador de valor esperado. A aproximação indica que na maioria dos casos a equação deve ser satisfeita, mas que para uma dada imagem a equação é satisfeita apenas aproximadamente como um resultado de substituir a expectativa por um somatório pixel a pixel sobre a imagem. Às vezes assume-se que o ruído tem uma função densidade de probabilidade Gaussiana, mas para nenhum dos algoritmos de restauração que serão descritos esta é uma condição necessária.

Em geral o ruído $n(m_1, m_2, m_3)$ pode não ser independente da imagem ideal $f(m_1, m_2, m_3)$. Isto pode ocorrer, por exemplo, se o processo de formação da imagem contém componentes não lineares, ou se o ruído é multiplicativo ao invés de ser aditivo. Infelizmente, esta dependência é frequentemente difícil de modelar ou de estimar. Assim, geralmente assume-se que ruído e imagem ideal são ortogonais, o que é – neste caso – equivalente a ser não correlacionado porque o ruído possui média zero. Expressando em termos estatísticos, a seguinte condição é satisfeita:

$$\begin{aligned} R_{fn}(k_1, k_2, k_3) &= E[f(m_1, m_2, m_3)n(m_1 - k_1, m_2 - k_2, m_3 - k_3)] \\ &\approx \sum_{m_1=0}^{O-1} \sum_{m_2=0}^{N-1} \sum_{m_3=0}^{M-1} f(m_1, m_2, m_3)n(m_1 - k_1, m_2 - k_2, m_3 - k_3) = 0. \end{aligned} \quad (4.5)$$

Os modelos de (4.1)-(4.5) formam os alicerces para a classe de restauração de imagens invariantes no espaço.

Como visto anteriormente (Equação (4.1)), o borramento de imagens é modelado como a convolução de uma imagem ideal com uma função de espalhamento pontual (PSF) 3D. A interpretação da Equação (4.1) é que se a imagem ideal $f(m_1, m_2, m_3)$ consiste de um ponto de intensidade

único ou uma fonte pontual, este ponto será registrado como um padrão de intensidade “espalhado” $h(m_1, m_2, m_3)$, por isso o nome função de espalhamento pontual.

É importante notar que as funções de espalhamento pontual apresentadas neste trabalho são invariantes no espaço. Essencialmente isto significa que a imagem é borrada da mesma forma em qualquer posição no espaço. Funções de espalhamento pontual que não satisfazem esta condição estão relacionadas, por exemplo, a borramentos rotacionais (rodas giratórias) ou borramentos locais (uma pessoa fora de foco enquanto o fundo está em foco). A modelagem, restauração e identificação de imagens degradadas por borramentos variantes no espaço é um problema ainda não resolvido realmente.

Na maioria dos casos o borramento de imagens é um processo contínuo no espaço. Visto que algoritmos de identificação e restauração são sempre baseados em imagens discretas no espaço, apresentamos aqui os modelos de borramento nas suas formas contínuas, juntamente com as formas discretas (amostrada). Assume-se que a taxa de amostragem das imagens foi escolhida grande o bastante para minimizar erros (*aliasing*) envolvidos na conversão de modelos contínuos para discretos. A PSF contínua no espaço $h(x, y, z)$ de qualquer borramento satisfaz duas condições:

- $h(x, y, z)$ possui apenas valores não negativos, por causa da física do processo de formação da imagem;
- as imperfeições no processo de formação da imagem são modeladas como operações passivas nos dados, isto é, nenhuma energia é absorvida ou gerada. Consequentemente, para borramentos contínuos no espaço e para borramentos discretos no espaço a PSF deve satisfazer

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(x, y, z) dx dy dz = 1, \quad (4.6)$$

$$\sum_{m_1=0}^{O-1} \sum_{m_2=0}^{M-1} \sum_{m_3=0}^{N-1} h(m_1, m_2, m_3) = 1, \quad (4.7)$$

respectivamente.

A seguir são apresentadas as PSFs mais comuns, mais utilizadas, e que estão relacionadas diretamente a situações práticas, além da PSF para o problema da vibro-acustografia. Vale notar que algumas das PSFs serão apresentadas em duas dimensões.

4.2.1 Sem Borramento

No caso em que a imagem é formada perfeitamente, nenhum borramento será aparente na imagem discreta. A PSF contínua no espaço pode então ser modelada como uma função de delta de Dirac:

$$h(x, y, z) = \delta(x, y, z) \quad (4.8)$$

e a PSF discreta no espaço como um pulso unitário:

$$h(m_1, m_2, m_3) = \delta(m_1, m_2, m_3) = \begin{cases} 1 & \text{se } m_1 = m_2 = m_3 = 0 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} . \quad (4.9)$$

Teoricamente, a Equação (4.8) nunca pode ser satisfeita. Porém, contanto que a quantidade de “espalhamento” na imagem contínua seja menor do que na grade de amostragem aplicada para obter a imagem discreta, chegar-se-á à Equação (4.9).

4.2.2 Borramento de Movimento Linear

Existem diversos tipos de borramento de movimento, os quais ocorrem devido a um movimento relativo entre o dispositivo através do qual a imagem foi adquirida e a cena. Isto pode ser em forma de uma translação, uma rotação, uma mudança repentina de escala, ou algumas combinações das anteriores. Consideramos aqui apenas o caso importante de uma translação global. Quando a cena a ser adquirida translada relativamente à câmera em uma velocidade constante $v_{relativo}$, sob um ângulo de θ radianos com o eixo horizontal durante o intervalo de exposição $[0, t_{exposicao}]$, a distorção é em uma dimensão. Definindo o comprimento do movimento por $L = v_{relativo}t_{exposicao}$, a PSF é definida por

$$h(x, y; L, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{L} & \text{se } \sqrt{x^2 + y^2} \leq \frac{L}{2}, \frac{x}{y} = -\tan \theta \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} . \quad (4.10)$$

A Figura 20 mostra o módulo da transformada de Fourier da PSF de borramento de movimento linear com $L = 7.5$ e $\theta = 0$. Esta figura ilustra que o borramento é efetivamente uma operação de filtragem passa baixa horizontal e que o borramento possui zeros ao longo de linhas características.

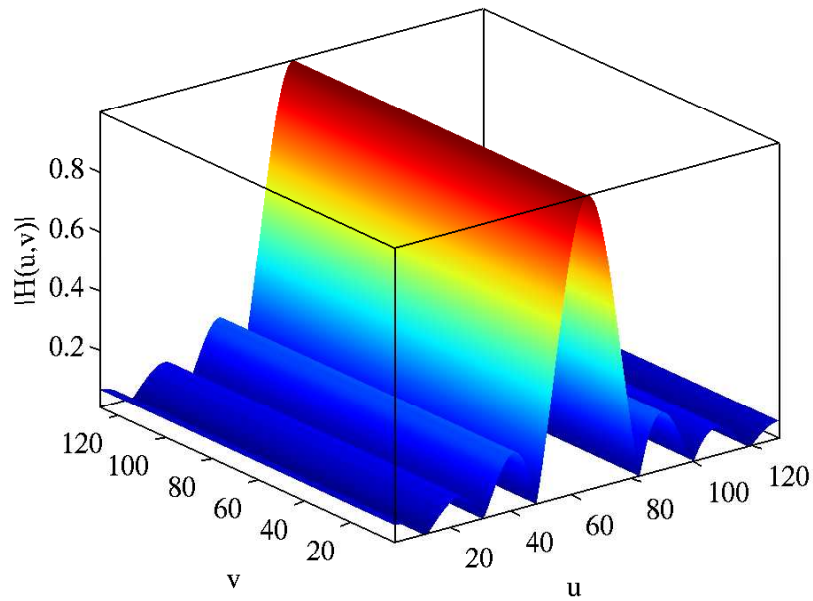


Figura 20: PSF para o borramento de movimento linear na domínio de Fourier, mostrando $|H(u, v)|$ para $L = 7.5$ e $\theta = 0$

4.2.3 Borramento *Out-of-Focus* Uniforme

Quando uma câmera faz o imageamento de uma cena 3D em um plano 2D, algumas partes da cena estão em foco enquanto outras não estão. Se a abertura da câmera é circular, a imagem de qualquer fonte pontual é um pequeno disco, conhecido como círculo de confusão (COC). O grau de falta de foco (diâmetro do COC) depende do comprimento do foco, número de abertura das lentes e a distância entre a câmera e o objeto. Um modelo preciso não só descreve o diâmetro do COC, mas também a distribuição de intensidade dentro do COC. Porém, se o grau de falta de foco é grande relativo aos comprimentos de onda considerados, uma abordagem geométrica pode ser seguida resultando em uma distribuição de intensidade uniforme dentro do COC. A PSF contínua no espaço deste borramento *out-of-focus* uniforme com raio R é dada por

$$h(x, y; R) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2} & \text{se } \sqrt{x^2 + y^2} \leq R \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} . \quad (4.11)$$

Também para esta PSF a discretização $h(m_1, m_2)$ não é fácil de ser obtida. Uma aproximação grosseira é a seguinte PSF discreta no espaço

$$h(m_1, m_2; R) = \begin{cases} \frac{1}{C} & \text{se } \sqrt{m_1^2 + m_2^2} \leq R \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} , \quad (4.12)$$

onde C é uma constante que deve ser escolhida de forma que a Equação (4.7) seja satisfeita. A aproximação (4.12) é incorreta para os elementos na margem da PSF. Um modelo mais preciso para os elementos na margem da PSF envolveria a integração da área coberta pela PSF contínua no espaço, como ilustrado na Figura 21. A Figura 21(a) mostra os elementos a margem da PSF

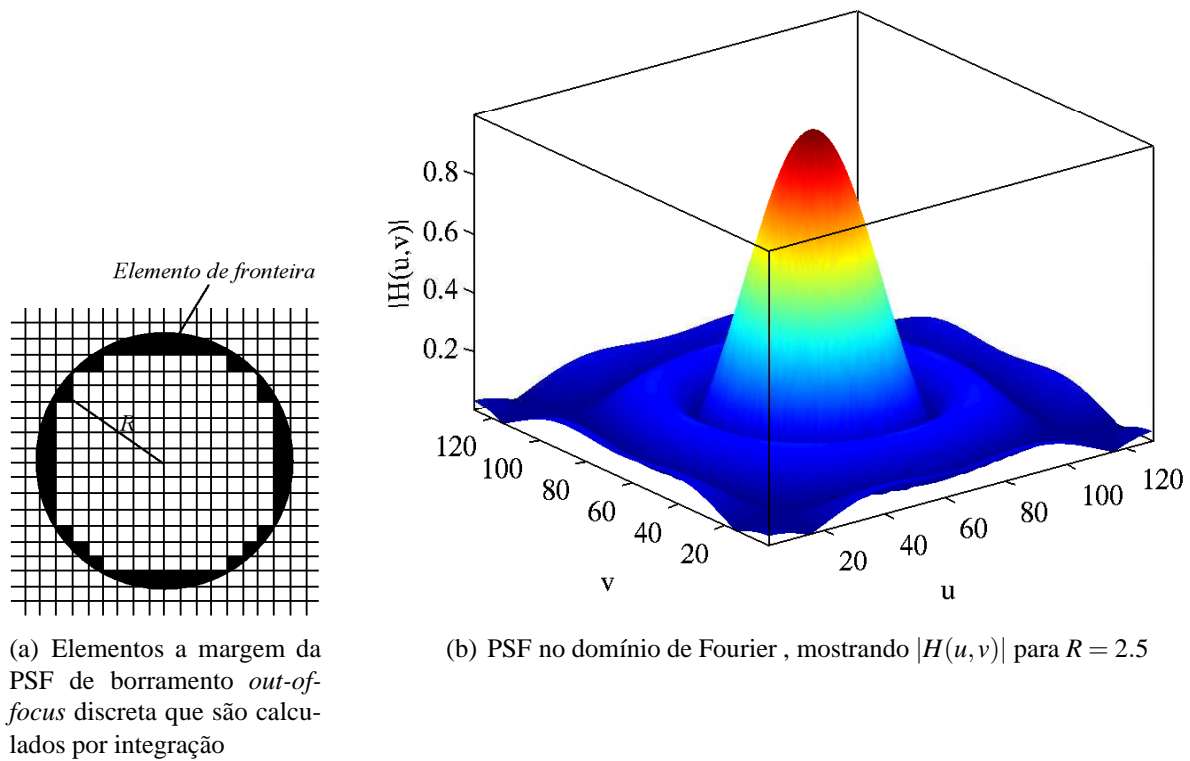


Figura 21: PSF do borrimento *out-of-focus* uniforme

que têm que ser calculados por integração. A Figura 21(b) mostra o módulo da transformada de Fourier da PSF para $R = 2.5$. Novamente, um comportamento de passa baixa pode ser observado (neste caso tanto horizontalmente quanto verticalmente), bem como um padrão característico de zeros espectrais.

4.2.4 Borrimento de Turbulência Atmosférica

Turbulência atmosférica é uma limitação severa em sensoriamento remoto e astronomia. Apesar do borrimento introduzido pela turbulência atmosférica depender de uma variedade de fatores (como temperatura, velocidade do vento e tempo de exposição), para exposições longas a função de espalhamento pontual pode ser descrita razoavelmente bem por uma função Gaussiana:

$$h(x, y; \sigma_G) = C \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_G^2}\right). \quad (4.13)$$

Aqui, σ_G determina a quantidade de espalhamento do borramento, e a constante C é para ser escolhida de forma que a Equação (4.6) seja satisfeita. Como a Equação (4.13) constitui uma PSF que é separável em uma componente horizontal e uma vertical, a versão discreta da Equação (4.13) é geralmente obtida primeiramente computando uma PSF Gaussiana discreta unidimensional $\tilde{h}(m)$. Esta PSF 1D é encontrada por uma discretização numérica da PSF contínua. Para cada elemento da PSF $\tilde{h}(m)$, a PSF contínua 1D é integrada sob a área coberta pela grade de amostragem 1D, $[n-1/2, n+1/2]$:

$$\tilde{h}(m; \sigma_G) = C \int_{n-1/2}^{n+1/2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_G^2}\right) dx \quad (4.14)$$

Como a PSF contínua no espaço não possui um suporte finito, ela tem que ser truncada corretamente. A aproximação discreta no espaço da Equação (4.13) é então dada por

$$h(m_1, m_2; \sigma_G) = \tilde{h}(m_1; \sigma_G) \tilde{h}(m_2; \sigma_G). \quad (4.15)$$

A Figura 22 mostra esta PSF no domínio de Fourier ($\sigma_G = 1.2$). Observe que borramentos Gaussianos não possuem zeros espectrais.

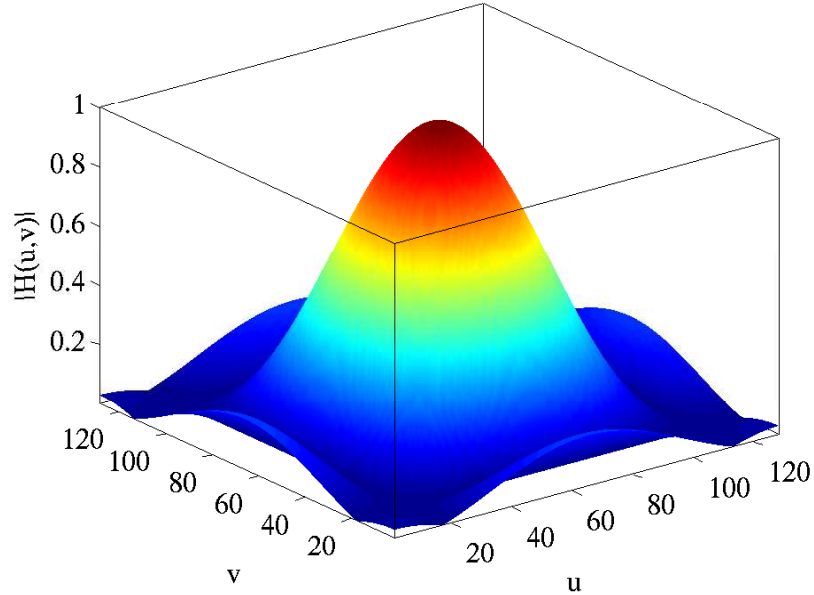


Figura 22: PSF Gaussiana no domínio de Fourier ($\sigma_G = 1.2$)

4.2.5 Borramento da Vibro-acustografia

Para o caso específico do problema abordado neste trabalho, a formação da imagem de vibro-acustografia apresentada no Capítulo 2 (ver Equação (2.6)) nos leva exatamente aos modelos das equações (4.1) e (4.2), onde a imagem ideal é o *phantom* e h é a PSF da vibro-acustografia. Adicionalmente, o ruído utilizado é Gaussiano e assume-se que as componentes real e imaginária do ruído são independentes.

Como já visto no Capítulo 2, a PSF normalizada do problema de vibro-acustografia é dada por:

$$\hat{h}(\mathbf{r}) = \lim_{a \rightarrow 0^+} \frac{\hat{\sigma}(\mathbf{r})}{\hat{\sigma}(\mathbf{r}_0)} = A \hat{\phi}_1(\mathbf{r}) \hat{\phi}_2^*(\mathbf{r}), \quad (4.16)$$

onde $A = [\hat{\phi}_1(\mathbf{r}_0) \hat{\phi}_2^*(\mathbf{r}_0)]^{-1}$ é a constante de normalização, \mathbf{r} é o ponto de localização do objeto e \mathbf{r}_0 é o ponto focal do transdutor onde a emissão acústica deve ter seu valor máximo.

A Figura 23 mostra a magnitude da PSF para um transdutor de array setorial.

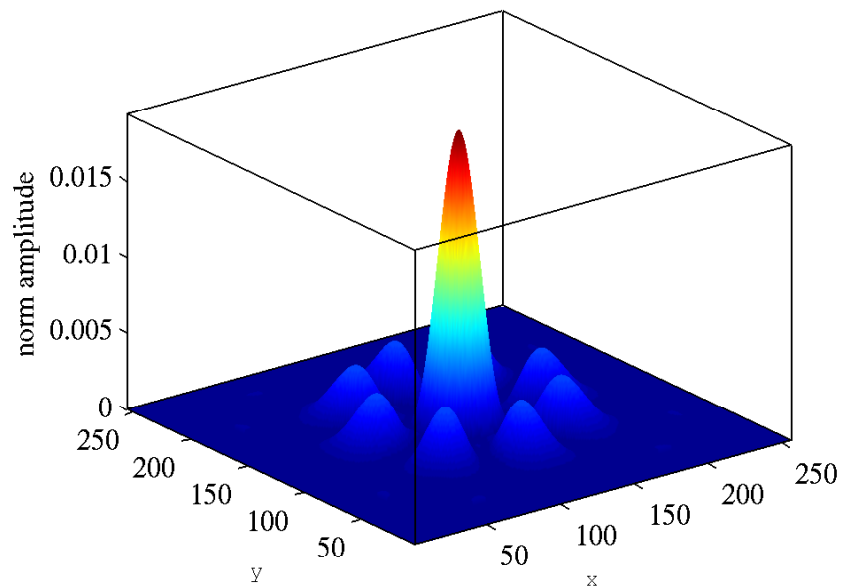


Figura 23: Magnitude da PSF para um transdutor de array setorial

Após o estudo dos modelos de borramento existentes na literatura, foi feito um levantamento bibliográfico dos principais algoritmos de restauração de imagens. Dentre os métodos abordados que serão apresentados na próxima seção, estão algoritmos bastante utilizados e conhecidos dentro da área de restauração, além de métodos atuais que prometem fornecer resultados bastante interessantes para a aplicação proposta neste trabalho.

4.3 Algoritmos de Restauração

Na apresentação dos algoritmos desta seção assumiremos que a PSF é satisfatoriamente conhecida. Uma vez que a função de espalhamento pontual, $h(m_1, m_2, m_3)$, foi encontrada, a imagem restaurada é dada por

$$\hat{f}(m_1, m_2, m_3) = h_{inv}(m_1, m_2, m_3) \star g(m_1, m_2, m_3) \quad (4.17)$$

$$= \sum_{k_1=0}^{O-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} \sum_{k_3=0}^{M-1} h_{inv}(k_1, k_2, k_3) g(m_1 - k_1, m_2 - k_2, m_3 - k_3) \quad (4.18)$$

onde h_{inv} é a inversa da PSF. No domínio da frequência a imagem restaurada é dada por

$$\hat{F}(u, v, w) = H_{inv}(u, v, w) G(u, v, w) \quad (4.19)$$

4.3.1 Filtros Clássicos

4.3.1.1 Filtro Inverso

Um filtro inverso é um filtro linear, no qual a função de espalhamento pontual $h_{inv}(m_1, m_2, m_3)$ é a inversa da função de borrimento $h(m_1, m_2, m_3)$, no sentido de que

$$\begin{aligned} & h_{inv}(m_1, m_2, m_3) \star h(m_1, m_2, m_3) \\ &= \sum_{k_1=0}^{O-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} \sum_{k_3=0}^{M-1} h_{inv}(k_1, k_2, k_3) h(m_1 - k_1, m_2 - k_2, m_3 - k_3) \\ &= \delta(m_1, m_2, m_3). \end{aligned} \quad (4.20)$$

Quando formulados como na Equação (4.20), filtros inversos parecem difíceis de projetar. Porém, a forma espectral da Equação (4.20) mostra imediatamente a solução para este problema de projeto [8]:

$$H_{inv}(u, v, w) H(u, v, w) = 1 \Rightarrow H_{inv}(u, v, w) = \frac{1}{H(u, v, w)}, \quad (4.21)$$

com $H(u, v, w) \neq 0$.

A vantagem do filtro inverso é que ele requer apenas a PSF como um conhecimento *a priori*, e ele permite uma restauração perfeita no caso onde o ruído não existe. Isto pode ser facilmente visto

substituindo a Equação (4.21) na Equação (4.19):

$$\hat{F}_{inv}(u, v, w) = H_{inv}G(u, v, w) = \frac{1}{H(u, v, w)}(H(u, v, w)F(u, v, w) + N(u, v, w)) \quad (4.22)$$

$$= F(u, v, w) + \frac{N(u, v, w)}{H(u, v, w)}. \quad (4.23)$$

Se o ruído está ausente, o segundo termo da Equação (4.23) desaparece de forma que a imagem restaurada é idêntica a imagem ideal. Infelizmente, existem vários problemas com a Equação (4.23). O primeiro problema é que o filtro inverso pode não existir porque $H(u, v, w)$ é zero em algumas frequências (u, v, w) . Isto acontece, por exemplo, para o borramento de movimento linear e para o borramento *out-of-focus* descritos na seção anterior. O segundo problema é que, mesmo que a representação no domínio da frequência da função de espalhamento $H(u, v, w)$ não vá realmente para zero, mas torne-se pequena, o segundo termo da Equação (4.23) – conhecido como o ruído filtrado inverso – tornar-se-á muito grande. Por isso, imagens filtradas inversamente são geralmente dominadas por ruído excessivamente amplificado. Um método para diminuir o problema de sensibilidade do ruído é limitar a resposta em frequência $1/H(u, v, w)$ a um limiar γ como segue [55]:

$$H_{inv}(u, v, w) = \begin{cases} \frac{1}{H(u, v, w)} & \text{se } \frac{1}{|H(u, v, w)|} < \gamma \\ \gamma \frac{|H(u, v, w)|}{H(u, v, w)} & \text{caso contrário} \end{cases}. \quad (4.24)$$

4.3.1.2 Filtros de Mínimos Quadrados

Para superar a sensibilidade do ruído do filtro inverso, um número de filtros de restauração têm sido desenvolvidos os quais são chamados de filtros de mínimos quadrados. São descritos aqui os dois filtros mais usados desta classe: filtro de Wiener e filtro de mínimos quadrados regularizados.

Filtro de Wiener

O filtro de Wiener é um filtro linear invariante no espaço da forma da Equação (4.18), onde a PSF $h(m_1, m_2, m_3)$ é escolhida de forma que minimize o erro médio quadrático (MSE) entre a imagem ideal e a imagem restaurada. Este critério tenta fazer com que a diferença entre a imagem

ideal e a restaurada – isto é, o erro de restauração restante – seja o menor possível na média:

$$MSE = E \left[(f(m_1, m_2, m_3) - \hat{f}(m_1, m_2, m_3))^2 \right] \quad (4.25)$$

$$\approx \frac{1}{ONM} \sum_{m_1=0}^{O-1} \sum_{m_2=0}^{N-1} \sum_{m_3=0}^{M-1} h(k_1, k_2, k_3) (f(m_1, m_2, m_3) - \hat{f}(m_1, m_2, m_3))^2 \quad (4.26)$$

onde \hat{f} é dada pela Equação (4.18). A solução deste problema de minimização é conhecido como o Filtro de Wiener, que é definido no domínio da frequência como:

$$H_{wiener}(u, v, w) = \frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2 + \frac{S_n(u, v, w)}{S_f(u, v, w)}}, \quad (4.27)$$

onde $H^*(u, v, w)$ é o conjugado complexo de $H(u, v, w)$, e $S_f(u, v, w)$ e $S_n(u, v, w)$ são os espectros de potência da imagem ideal e do ruído, respectivamente. Desta forma, a estimativa da imagem ideal usando o filtro de Wiener é dada por:

$$\hat{F}_{wiener}(u, v, w) = H_{wiener}(u, v, w)G(u, v, w) = \left[\frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2 + \frac{S_n(u, v, w)}{S_f(u, v, w)}} \right] G(u, v, w). \quad (4.28)$$

O espectro de potência é uma medida para a potência média do sinal por frequência espacial (u, v, w) carregada pela imagem. No caso de não haver ruído, tem-se que $S_n(u, v, w) = 0$, então o filtro de Wiener aproxima-se do filtro inverso:

$$H_{wiener}(u, v, w) \Big|_{S_n(u, v, w) \rightarrow 0} = \begin{cases} \frac{1}{H(u, v, w)} & \text{para } H(u, v, w) \neq 0 \\ 0 & \text{para } H(u, v, w) = 0 \end{cases}. \quad (4.29)$$

As estimativas dos espectros de potência do ruído e da imagem ideal são dadas por

$$S_n(u, v, w) = |N(u, v, w)|^2 = N^*(u, v, w)N(u, v, w) \quad (4.30)$$

$$S_f(u, v, w) = |F(u, v, w)|^2 = F^*(u, v, w)F(u, v, w) \quad (4.31)$$

Caso o ruído seja não correlacionado (ruído branco), seu espectro de potência é determinado pela variância do ruído apenas:

$$S_n(u, v, w) = \sigma_n^2 \text{ para todas as frequências } (u, v, w). \quad (4.32)$$

E ainda, se não houver conhecimento algum de $S_n(u, v, w)$ e de $S_f(u, v, w)$, pode-se aproximar a

Equação (4.27) pela expressão:

$$H_{wiener}(u, v, w) = \frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2 + K} \quad (4.33)$$

onde K é uma constante que deve representar o conhecimento *a priori* que se tem sobre a relação sinal-ruído.

Com relação a $S_f(u, v, w)$, se a imagem ideal não está disponível, o que ocorre na maioria dos casos, o cálculo do espectro de potência torna-se um problema complicado. Existem na literatura várias maneiras de estimar o espectro de potência da imagem ideal nestes casos [56, 57].

Filtro de Mínimos Quadrados Regularizados

O filtro de mínimos quadrados regularizados [7] é outra abordagem para superar algumas das dificuldades do filtro inverso (amplificação excessiva do ruído) e do filtro de Wiener (estimação do espectro de potência da imagem ideal), enquanto que retém a simplicidade de um filtro linear invariante no espaço. Se a restauração for razoável, a versão borrada da imagem restaurada deve ser aproximadamente igual à imagem distorcida adquirida. Ou seja:

$$h(m_1, m_2, m_3) \star \hat{f}(m_1, m_2, m_3) \approx g(m_1, m_2, m_3). \quad (4.34)$$

Com o filtro inverso a aproximação é exata, o que leva a problemas pois um casamento é feito aos dados ruidosos. Uma expectativa mais razoável para a imagem restaurada é que ela satisfaça a seguinte equação:

$$\begin{aligned} & \|g(m_1, m_2, m_3) - n(m_1, m_2, m_3) \star \hat{f}(m_1, m_2, m_3)\|^2 \\ &= \frac{1}{ONM} \sum_{k_1=0}^{O-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} \sum_{k_3=0}^{M-1} (g(k_1, k_2, k_3) - n(k_1, k_2, k_3) \star \hat{f}(k_1, k_2, k_3))^2 \approx \sigma_w^2, \end{aligned} \quad (4.35)$$

onde σ_w^2 é a variância do ruído.

Existem várias soluções que satisfazem a relação acima. Um segundo critério deve ser usado para escolher dentre elas. Um critério comum, conhecendo o fato de que o filtro inverso tende a amplificar o ruído $n(m_1, m_2, m_3)$, é selecionar a solução que é a mais suave possível. Se $c(m_1, m_2, m_2)$ representa a função de espalhamento pontual de um filtro 3D passa-alta, então dentre as soluções

que satisfazem a Equação (4.35), a solução escolhida é a que minimiza:

$$\Omega(\hat{f}(m_1, m_2, m_3)) = \|c(m_1, m_2, m_3) \star \hat{f}(m_1, m_2, m_3)\|^2 \quad (4.36)$$

$$= \frac{1}{ONM} \sum_{k_1=0}^{O-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} \sum_{k_3=0}^{M-1} (c(k_1, k_2, k_3) \star \hat{f}(k_1, k_2, k_3)). \quad (4.37)$$

A interpretação de $\Omega(\hat{f}(m_1, m_2, m_3))$ é que ele dá uma medida para o conteúdo de alta frequência da imagem restaurada. Minimizar esta medida seguindo a Equação (4.35) resultará em uma solução que ao mesmo tempo está dentro da coleção de potenciais soluções da Equação (4.35) e que tem o menor conteúdo de alta frequência possível. Uma escolha típica para $c(m_1, m_2, m_3)$ é o operador Laplaciano.

A solução para o problema de minimização acima é o filtro de mínimos quadrados regularizados $H_{mqr}(u, v, w)$ que é facilmente formulado no domínio de Fourier como

$$H_{mqr}(u, v, w) = \frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2 + \gamma|C(u, v, w)|^2}, \quad (4.38)$$

onde γ é o parâmetro de regularização. Assim, a transformada de Fourier da imagem restaurada usando o filtro de mínimos quadrados regularizados é dada por

$$\begin{aligned} \hat{F}_{mqr}(u, v, w) &= H_{mqr}(u, v, w)G(u, v, w) \\ &= \left[\frac{1}{H(u, v, w)} \frac{|H(u, v, w)|^2}{|H(u, v, w)|^2 + \gamma|C(u, v, w)|^2} \right] G(u, v, w). \end{aligned} \quad (4.39)$$

Se $c(u, v, w)$ é escolhido como sendo o operador Laplaciano, então será dado por (ver Figura 24)

$$c(x, y, z) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, z = 1, 3$$

,

$$c(x, y, 2) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 6 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

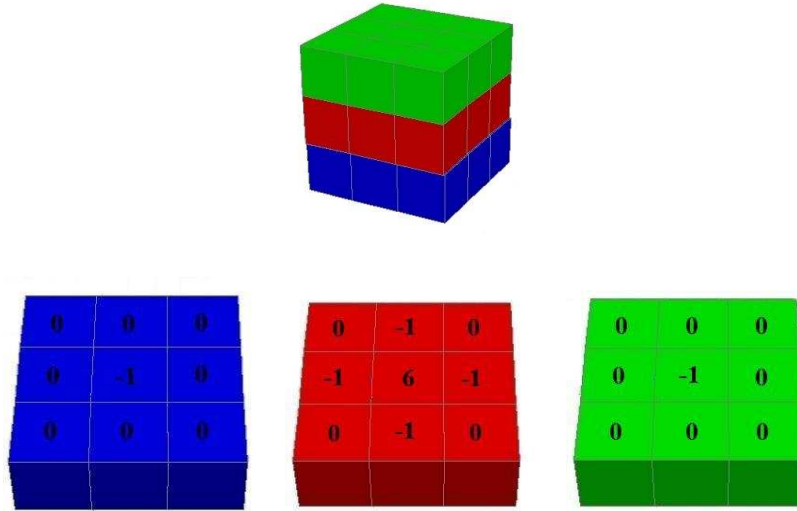


Figura 24: Máscara do operador Laplaciano 3D

Esta máscara é obtida através da soma das aproximação das segundas derivadas nas três direções:

$$\frac{\partial}{\partial x^2} + \frac{\partial}{\partial y^2} + \frac{\partial}{\partial z^2}, \quad (4.40)$$

onde

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x^2} &= (f(x+1, y, z) - f(x, y, z)) - (f(x, y, z) - f(x-1, y, z)) \\ \frac{\partial}{\partial y^2} &= (f(x, y+1, z) - f(x, y, z)) - (f(x, y, z) - f(x, y-1, z)) \\ \frac{\partial}{\partial z^2} &= (f(x, y, z+1) - f(x, y, z)) - (f(x, y, z) - f(x, y, z-1)), \end{aligned} \quad (4.41)$$

logo,

$$f(x+1, y, z) + f(x-1, y, z) + f(x, y+1, z) + f(x, y-1, z) + f(x, y, z+1) + f(x, y, z-1) - 6f(x, y, z). \quad (4.42)$$

4.3.1.3 Filtros de Média Geométrica

A equação do filtro de média geométrica fornece uma forma geral para muitos dos filtros de restauração no domínio da frequência. O filtro é definido como segue:

$$H_{mg}(u, v, w) = \left[\frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2} \right]^\alpha \left[\frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2 + \gamma \left[\frac{S_n(u, v, w)}{S_f(u, v, w)} \right]} \right]^{1-\alpha}, \quad (4.43)$$

onde α e γ são constantes reais positivas, $S_n(u, v, w)$ e $S_f(u, v, w)$ são definidos como descrito na definição do filtro de Wiener. Se $\alpha = 1/2$ e $\gamma = 1$, este filtro é chamado de *filtro de equalização*

de espectro de potência (também chamado de filtro homomórfico). Se $\alpha = 1/2$ então este filtro é uma média entre o filtro inverso e o filtro de Wiener, daí o termo média geométrica, embora seja padrão para referenciar a forma geral da equação como *filtros de média geométrica*.

Seguindo a Equação (4.43), a imagem restaurada é obtida da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \hat{F}_{mg}(u, v, w) &= H_{mg}(u, v, w)G(u, v, w) \\ &= \left\{ \left[\frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2} \right]^\alpha \left[\frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2 + \gamma \left[\frac{S_n(u, v, w)}{S_f(u, v, w)} \right]} \right]^{1-\alpha} \right\} G(u, v, w). \end{aligned} \quad (4.44)$$

Se $\alpha = 0$, este filtro é chamado *filtro paramétrico de Wiener*. A equação reduz-se à equação do filtro de Wiener, mas com um parâmetro γ incluso:

$$H_{wienerp} = \frac{H^*(u, v, w)}{|H(u, v, w)|^2 + \gamma \left[\frac{S_n(u, v, w)}{S_f(u, v, w)} \right]}. \quad (4.45)$$

Quando $\gamma = 1$, este filtro torna-se o filtro de Wiener padrão, e quando $\gamma = 0$, este filtro torna-se o filtro inverso. Com o ajuste de γ , os resultados variam entre estes dois filtros, com valores maiores fornecendo mais efeitos do filtro Wiener.

4.3.2 Filtros Iterativos

Uma alternativa para os filtros apresentados anteriormente é o uso de filtros iterativos. A razão para o interesse em métodos iterativos associados à regularização é puramente computacional. Existem alguns atrativos em utilizar estes métodos: soluções razoavelmente aproximadas podem normalmente ser obtidas com poucos iterações, e conseqüentemente com muito menos memória do que a requerida para a solução exata das equações envolvidas; abordagens iterativas evitam fatorizações intensas de memória requeridas para o cálculo da solução exata para o problema, o que é crítico para problemas muito grandes como por exemplo o que é abordado nesta dissertação; muitos esquemas iterativos são naturalmente paralelizáveis, e assim podem ser facilmente implementados em *hardware* paralelo para obter maior velocidade computacional.

Algoritmos iterativos formam uma importante parte da teoria de otimização e análise numérica. Estes algoritmos datam de antes do tempo de Gauss e também representam um tópico ativo de pesquisa. Grande parte de um bom livro de teoria de otimização ou análise numérica lida com

técnicas ou algoritmos de otimização [58].

Apresentaremos nesta seção algoritmos de aproximação sucessiva, os quais têm sido aplicados à solução de vários problemas inversos [59]. A idéia básica por trás destes algoritmos é que a solução do problema de recuperar um sinal que satisfaz certas limitações de sua observação degradada pode ser encontrada pela implementação alternada da degradação e do operador de limitação (*constraint operator*).

4.3.2.1 Algoritmo Van Cittert

Considere o modelo de borramento da Equação (4.1). A identidade a seguir vale para qualquer valor do parâmetro β :

$$f(m_1, m_2, m_3) = f(m_1, m_2, m_3) + \beta(g(m_1, m_2, m_3) - h(m_1, m_2, m_3) \star f(m_1, m_2, m_3)). \quad (4.46)$$

A Equação (4.46) forma a base da iteração de aproximações sucessivas, interpretando $f(m_1, m_2, m_3)$ do lado esquerdo como a solução da iteração corrente, e $f(m_1, m_2, m_3)$ do lado direito como a solução da iteração anterior. Ou seja, com $f_0(m_1, m_2, m_3) = 0$,

$$\begin{aligned} f_{k+1}(m_1, m_2, m_3) &= f_k(m_1, m_2, m_3) + \beta(g(m_1, m_2, m_3) - h(m_1, m_2, m_3) \star f_k(m_1, m_2, m_3)) \\ &= \beta g(m_1, m_2, m_3) + (\delta(m_1, m_2, m_3) - \beta h(m_1, m_2, m_3)) \star f_k(m_1, m_2, m_3), \end{aligned} \quad (4.47)$$

onde $f_k(m_1, m_2, m_3)$ denota a imagem restaurada na k -ésima, $\delta(m_1, m_2, m_3)$ denota a função delta discreta e β denota o parâmetro de relaxação que controla a convergência assim como a razão de convergência da iteração.

No domínio da frequência a Equação (4.47) pode ser escrita como:

$$F_{k+1}(u, v, w) = F_k(u, v, w) + \beta(G(u, v, w) - H(u, v, w)F_k(u, v, w)). \quad (4.48)$$

A iteração representada pela Equação (4.47) é a base para um grande número de algoritmos iterativos de recuperação e possui o nome de Van Cittert [60].

4.3.2.2 Algoritmo Van Cittert com *Reblurring*

A Equação (4.1) pode ser modificada de forma que a iteração de aproximação sucessiva possua convergência para uma classe maior de degradações. Isto é, os dados observados $g(m_1, m_2, m_3)$ são primeiro filtrados (*reblurred*) por um sistema com resposta impulsiva $h^*(-m_1, -m_2, -m_3)$, onde o asterisco denota conjugado complexo. Desta forma tem-se uma nova identidade, novamente com $f_0(m_1, m_2, m_3) = 0$:

$$f_{k+1}(m_1, m_2, m_3) = f_k(m_1, m_2, m_3) + \beta [h^*(-m_1, -m_2, -m_3) \star (g(m_1, m_2, m_3) - h(m_1, m_2, m_3) \star f_k(m_1, m_2, m_3))] \quad (4.49)$$

No domínio da frequência a Equação (4.49) pode ser escrita como:

$$F_{k+1}(u, v, w) = H_k(u, v, w) + \beta [H^*(u, v, w)(G(u, v, w) - H(u, v, w)F_k(u, v, w))]. \quad (4.50)$$

4.3.2.3 Algoritmo de Tikhonov Iterativo

Um outro possível algoritmo iterativo é o de Tikhonov. A diferença deste algoritmo para os outros apresentados anteriormente é o uso de um filtro passa alta na iteração, como por exemplo o filtro Laplaciano. Seguindo a notação utilizada anteriormente podemos escrever a iteração de Tikhonov como:

$$f_{k+1}(m_1, m_2, m_3) = f_k(m_1, m_2, m_3) - \beta [f_k(m_1, m_2, m_3) \star (h^*(-m_1, -m_2, -m_3) \star h(m_1, m_2, m_3) + \alpha c^*(-m_1, -m_2, -m_3) \star c(m_1, m_2, m_3)) - h(m_1, m_2, m_3) \star g(m_1, m_2, m_3)], \quad (4.51)$$

onde $c(m_1, m_2, m_3)$ é definido como na Equação (4.37), se o filtro for o laplaciano.

Escrevendo esta mesma equação no domínio da frequência tem-se:

$$F_{k+1}(u, v, w) = F_k(u, v, w) - \beta [F_k(u, v, w)(H^*(u, v, w)H(u, v, w) + \alpha C \star (u, v, w)C(u, v, w)) - H(u, v, w)G(u, v, w)]. \quad (4.52)$$

5 Aspectos Computacionais

*“O ser humano não pode deixar de
cometer erros; é com os erros,
que os homens de bom senso aprendem
a sabedoria para o futuro.”*

Plutarco

Para realizar o processo de restauração de imagens de vibro-acustografia, torna-se necessário lidar com alguns problemas computacionais. O primeiro problema que surgiu foi o fato das operações de convolução requeridas para a restauração de imagens de vibro-acustografia terem que usar dados complexos. A seguir é apresentada a definição da convolução complexa 3D e sua implementação.

5.1 Convolução Complexa 3D

Para a convolução real discreta 3D de duas funções $f(x, y, z)$ e $g(x, y, z)$, estas são definidas como matrizes de dimensões $A \times B \times C$ e $D \times E \times F$, respectivamente. As funções são estendidas com zeros até as dimensões $M = A + D - 1$, $N = B + E - 1$ e $O = C + F - 1$, de forma que elas sejam periódicas com período M , N e O nas direções x , y e z [61, 5]. A extensão é feita para aproximar a convolução circular por uma convolução linear [56]. A convolução 3D das funções estendidas $f_e(x, y, z)$ e $g_e(x, y, z)$ é definida por

$$f_e(x, y, z) \star g_e(x, y, z) = \frac{1}{MNO} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{o=0}^{O-1} f_e(m, n, o) g_e(x-m, y-n, z-o) \quad (5.1)$$

para $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$, $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$ e $z = 0, 1, 2, \dots, O-1$.

Porém, f_e e g_e são funções complexas. Sejam $\Re[f_e]$ e $\Im[f_e]$ as partes real e imaginária da

função f_e e o mesmo para a função g_e ($\Re[g_e]$ e $\Im[g_e]$). Assim,

$$\begin{aligned}
f_e(x, y, z) \star g_e(x, y, z) &= \\
&= \frac{1}{MNO} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{o=0}^{O-1} (\Re[f_e] + i\Im[f_e])(\Re[g_e] + i\Im[g_e]) \\
&= \frac{1}{MNO} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{o=0}^{O-1} \{ \Re[f_e]\Re[g_e] + i(\Re[f_e]\Im[g_e] + \Im[f_e]\Re[g_e]) - \Im[f_e]\Im[g_e] \} \\
&= \frac{1}{MNO} \left\{ \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{o=0}^{O-1} \Re[f_e]\Re[g_e] + i \left[\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{o=0}^{O-1} \Re[f_e]\Im[g_e] + \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{o=0}^{O-1} \Im[f_e]\Re[g_e] \right] \right. \\
&\quad \left. - \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{o=0}^{O-1} \Im[f_e]\Im[g_e] \right\} \\
&= \Re[f_e] \star \Re[g_e] - \Im[f_e] \star \Im[g_e] + i(\Re[f_e] \star \Im[g_e] + \Im[f_e] \star \Re[g_e])
\end{aligned} \tag{5.2}$$

onde $i = \sqrt{-1}$.

Pode-se observar pela Equação (5.2) que a convolução complexa pode ser escrita em termos das convoluções das partes real e imaginária das funções complexas, as quais são funções reais. A princípio esta equação parece muito útil para implementar a convolução complexa no domínio do espaço, porém a Seção seguinte apresenta as razões pelas quais esta não é a melhor solução para o problema abordado neste trabalho.

5.2 Método *Overlap-and-Add*

A natureza complexa do problema abordado neste trabalho aumenta consideravelmente os custos computacionais da implementação e do uso de algoritmos de restauração. O tamanho da PSF usada na simulação do sistema de vibro-acustografia é $256 \times 256 \times 1024$. Para computar a convolução e então o modelo de borramento do domínio do espaço usando esta função é impraticável em computadores comuns. Porém sabe-se, pelo teorema da convolução [5], que a convolução de duas funções no domínio do espaço é o produto pontual de suas Transformadas de Fourier no domínio da frequência. Além disso, usando a Transformada Rápida de Fourier (Fast Fourier Transform - FFT) o problema torna-se muito mais tratável. As convoluções complexa e real podem ser tratadas da mesma forma no domínio da frequência (produto das Transformadas de Fourier); devido à linearidade da Transformada de Fourier, aplicar a transformada na Equação (5.2) é o mesmo que aplicar a transformada em cada parcela. Por estas razões, todas as implementações deste trabalho são feitas no domínio da frequência.

Mesmo trabalhando no domínio da frequência, o problema ainda requer uma grande quantidade de recursos de memória (mais de 15 GB). A PSF e o *phantom* possuem $256 \times 256 \times 1024$ e $256 \times 256 \times 256$ coordenadas respectivamente, de forma que os dois precisam ser estendidos a objetos com $512 \times 512 \times 1280$ posições (extensão necessária para convolução linear); é necessário trabalhar então com duas matrizes com pouco mais de 335 milhões de pixels cada. Como estão sendo usados dados complexos, cada pixel precisa de 16 bytes para ser armazenado em memória, e desta forma cada matriz precisaria de mais de 5 GB para ser armazenada. O método *Overlap-and-Add* foi empregado para tratar este problema.

O método *Overlap-and-Add* [55] é usado para reduzir a quantidade de memória e computação necessária para convolver duas funções e realizar a verdadeira convolução linear: os mesmos requisitos que temos em nosso trabalho. Como estamos trabalhando em 3D, precisamos estender este método para nossos propósitos. Suponha que queremos convolver duas funções, $f(x, y, z)$ e $g(x, y, z)$, como no início deste Capítulo. No método *Overlap-and-Add*, $f(x, y, z)$ é dividida em segmentos $f_{ijk}(x, y, z)$, assim, a função $f(x, y, z)$ pode ser representada por

$$f(x, y, z) = \sum_{i=1}^{L_1} \sum_{j=1}^{L_2} \sum_{k=1}^{L_3} f_{ijk}(x, y, z), \quad (5.3)$$

onde $L_1 L_2 L_3$ é o número de segmentos na imagem. Convolvendo $f(x, y, z)$ com $g(x, y, z)$ e usando a propriedade distributiva da convolução, obtemos:

$$f(x, y, z) \star g(x, y, z) = \left(\sum_{i=1}^{L_1} \sum_{j=1}^{L_2} \sum_{k=1}^{L_3} f_{ijk}(x, y, z) \right) \star g(x, y, z) = \sum_{i=1}^{L_1} \sum_{j=1}^{L_2} \sum_{k=1}^{L_3} (f_{ijk}(x, y, z) \star g(x, y, z)). \quad (5.4)$$

O segmento $f_{ijk}(x, y, z)$ tem uma região de suporte menor que $f(x, y, z)$, conseqüentemente a computação da convolução requer menos memória. O método faz com que a convolução seja mais lenta, mas a alternativa é uma série de operações de entrada e saída, o que seria menos eficiente.

5.3 Função de Espalhamento Pontual Separável

Um filtro linear tridimensional espacialmente invariante é dito *separável* se sua resposta ao impulso unitário h for a convolução de uma matriz h_1 por um vetor coluna h_2 . Nesse caso, a filtragem passa a ter uma complexidade computacional menor, pois pode-se aplicar primeiro o filtro h_1 que opera só nas linhas e colunas, e em seguida o filtro h_2 , que opera em profundidade. Equivalentemente,

um filtro é separável se sua resposta de frequência $H(w_1, w_2, w_3)$ for o produto de uma função do tipo $H_1(w_1, w_2)$ por outra do tipo $H_2(w_3)$. A função $H_1(w_1, w_2)$ é a transformada de Fourier bidimensional do filtro h_1 e $H_2(w_3)$ é a transformada de Fourier unidimensional do filtro h_2 .

Assim, outra maneira encontrada para diminuir a memória computacional requerida para a implementação dos algoritmos de restauração foi usar uma característica interessante da PSF. Neste trabalho é utilizada a PSF de vibro-acustografia de um transdutor de array setorial. De acordo com [62] esta PSF é separável no plano focal e na direção axial, isto é, a PSF 3D complexa (h_{xyz}) pode ser expressa como o produto da PSF 2D do plano focal (h_{xy}) e a PSF 1D da direção axial (h_z) na vizinhança do ponto focal. Desta forma tem-se:

$$h_{xyz} = h_{xy}h_z. \quad (5.5)$$

A equação 5.5 implica que os algoritmos de restauração podem ser aplicados separadamente no plano focal e na direção axial, isto é, o filtro de restauração é primeiramente aplicado para todas as fatias no plano focal e depois é aplicado para todas as colunas na direção axial. Isto diminui consideravelmente a memória computacional requerida durante a execução do processo.

5.4 Espelhamento

Como vimos na seção anterior, as convoluções usadas neste trabalho são lineares e por isso as dimensões da imagem devem ser estendidas e é atribuído o valor zero aos pixels adicionais. Por este motivo esta operação é chamada de *zero-padding*. A restauração feita com o *zero-padding* produz um resultado satisfatório, porém normalmente ainda podem ser visualizados efeitos de borda nas imagens resultantes.

Uma alternativa estudada para melhorar os resultados da restauração com *zero-padding* foi o espelhamento de acordo com a referência [63]. Seja uma imagem f cujo suporte tem dimensão $m_1 \times m_2 \times m_3$ e seja f_e a imagem estendida com a adição de t pixels em cada lado da imagem, ou seja, f_e possui suporte de dimensão $(m_1 + 2 * t) \times (m_2 + 2 * t) \times (m_3 + 2 * t)$. A imagem estendida

f_e será obtida através da seguinte sequência de operações:

$$f_e(i, j, k) = f(i, j, k), \quad i = 1 \dots m_1, j = 1 \dots m_2, k = 1 \dots m_3$$

$$f_e(i, j, k) = f_e(i, l, k), \quad i = 1 \dots (m_1 + 2 * t), j = (m_2 + 1) \dots (2 * m_2), k = 1 \dots (m_3 + 2 * t)$$

$$f_e(i, j, k) = f_e(l, i, k), \quad i = (m_1 + 1) \dots (2 * m_1), j = 1 \dots (m_2 + 2 * t), k = 1 \dots (m_3 + 2 * t)$$

$$f_e(i, j, k) = f_e(i, k, l), \quad i = 1 \dots (m_1 + 2 * t), j = 1 \dots (m_2 + 2 * t), k = (m_3 + 1) \dots (2 * m_3)$$

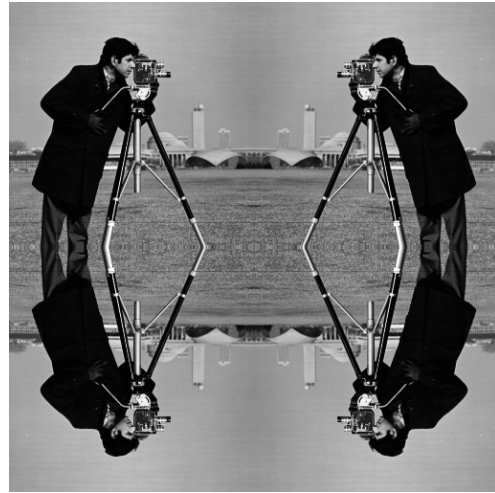
onde $l = 2 * t \dots 1$. As Figuras 26(a) e 26(b) apresentam um exemplo de extensão com zeros e com espelhamento, respectivamente, da imagem apresentada na Figura 25.



Figura 25: Imagem original



(a) Imagem estendida com zeros



(b) Imagem estendida usando espelhamento

Figura 26: Imagem estendida

Após a extensão da imagem, o modelo de borramento como descrito da Equação (4.1) pode ser usado normalmente, assim como os filtros de restauração apresentados na Seção 4.3.

Usando as idéias descritas neste Capítulo, o modelo de formação da imagem pode ser simulado como mostrado na Seção 2.3.1 e então os algoritmos de restauração podem ser avaliados.

6 *Resultados*

“Sem integridade, a motivação é perigosa; sem motivação, a capacidade é impotente; sem capacidade, a compreensão é limitada; sem compreensão, o conhecimento é insignificante; sem conhecimento, a experiência é cega.”

Dee Hock

Nesta seção são apresentados os resultados da aplicação dos algoritmos de restauração abordados na seção anterior em seis phantoms distintos. Estes resultados são comparados visualmente e quantitativamente através das medidas de qualidades apresentadas a seguir.

6.1 **Medidas de Qualidade**

O problema de avaliação da qualidade de imagens é amplamente estudado por ser de grande importância para a maioria das aplicações de processamento de imagens, não sendo diferente para restauração de imagens. Ao aplicar algoritmos de restauração é de extrema importância que os resultados sejam verificados pelas medidas de qualidade as quais informam o nível de qualidade da imagem. Normalmente estes índices necessitam da imagem original como uma forma de comparação entre esta e a imagem resultante da restauração. Na verdade, este fato é um desafio para os pesquisadores que estudam estas medidas de qualidade, pois em aplicações reais normalmente a imagem real não está disponível, sendo então apenas possível na maioria dos casos aplicar estas medidas em simulações, como é o caso deste trabalho. A seguir serão apresentados alguns índices de qualidade existentes na literatura e que foram utilizados neste trabalho.

6.1.1 **Erro Médio Quadrático**

Para variáveis aleatórias X_1, \dots, X_n independentes e identicamente distribuídas por $f(x; \theta)$ e uma estatística $T = t(X_1, \dots, X_n)$ que é um estimador de θ , o Erro Médio Quadrático – *Mean Square*

Error (MSE) é definido como

$$MSE = E[(T - \theta)^2]. \quad (6.1)$$

Para uma imagem tridimensional o MSE pode ser escrito como:

$$\begin{aligned} MSE &= E(f(n_1, n_2, n_3) - \hat{f}(n_1, n_2, n_3))^2 \\ &\approx \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=0}^{M-1} \sum_{n_3=0}^{O-1} (f(n_1, n_2, n_3) - \hat{f}(n_1, n_2, n_3))^2 \end{aligned} \quad (6.2)$$

6.1.2 Melhoria da Razão Sinal-Ruído

Em restauração de imagens a melhoria de qualidade da imagem restaurada sobre a imagem degradada pode ser medida pela melhoria da razão sinal-ruído. A relação sinal-ruído da imagem degradada é definida como segue em decibéis:

$$SNR_g = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{variância da imagem ideal } f(n_1, n_2, n_3)}{\text{variância da imagem diferença } g(n_1, n_2, n_3) - f(n_1, n_2, n_3)} \right) (dB). \quad (6.3)$$

A razão sinal-ruído da imagem restaurada é similarmente definida como

$$SNR_{\hat{f}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{variância da imagem ideal } f(n_1, n_2, n_3)}{\text{variância da imagem diferença } \hat{f}(n_1, n_2, n_3) - f(n_1, n_2, n_3)} \right) (dB). \quad (6.4)$$

Assim, a Melhoria da Razão Sinal-Ruído – *Improvement in Signal-to-Noise Ratio* (ISNR) é dada por

$$ISNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{variância da imagem diferença } g(n_1, n_2, n_3) - f(n_1, n_2, n_3)}{\text{variância da imagem diferença } \hat{f}(n_1, n_2, n_3) - f(n_1, n_2, n_3)} \right) (dB). \quad (6.5)$$

A Melhoria da Razão Sinal-Ruído é basicamente uma medida que expressa a redução de desacordo com a imagem ideal quando se compara as imagens degradada e restaurada.

6.1.3 Índice Universal de Qualidade de Imagens

Na literatura [64, 65] foi proposto um índice universal para medição da qualidade de imagens. Diz-se universal porque a medição não depende das imagens testadas, das condições de visualização e nem de observadores individuais. É um índice fácil de calcular e aplicável para várias aplicações de processamento de imagens.

Sejam as imagens f e g cujo suporte tem dimensão $n_1 \times n_2 \times n_3$ e o ordenamento lexicográfico

gráfico $o = k + n_3(j + n_2i) + 1$ que permite indexar as posições $(i, j, k) \in S$ por um único valor $1 \leq o \leq n_1n_2n_3$. As imagens f e g são, respectivamente, a imagem original e a imagem testada. Considere $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_{n_1n_2n_3})$ e $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_{n_1n_2n_3})$ como sendo amostras de valores reais, onde $x_o = f(i, j, k)$ e $y_o = g(i, j, k)$.

O Índice Universal de Qualidade de Imagens – *Universal Image Quality Index* (UIQI) é definido como

$$UIQI = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} \cdot \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (6.6)$$

onde

$$\bar{x} = \frac{1}{n_1n_2n_3} \sum_{o=1}^{n_1n_2n_3} x_o, \quad (6.7)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n_1n_2n_3} \sum_{o=1}^{n_1n_2n_3} y_o, \quad (6.8)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{n_1n_2n_3 - 1} \sum_{o=1}^{n_1n_2n_3} (x_o - \bar{x})^2, \quad (6.9)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{n_1n_2n_3 - 1} \sum_{o=1}^{n_1n_2n_3} (y_o - \bar{y})^2, \quad (6.10)$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{n_1n_2n_3 - 1} \sum_{o=1}^{n_1n_2n_3} (x_o - \bar{x})(y_o - \bar{y}). \quad (6.11)$$

As componentes desta equação podem ser interpretadas da seguinte maneira: a primeira componente mede a correlação entre \mathbf{x} e \mathbf{y} ; a segunda componente mede a proximidade em termos de luminância entre \mathbf{x} e \mathbf{y} ; a terceira componente mede a similaridade em termos de contraste entre \mathbf{x} e \mathbf{y} .

O índice UIQI é aplicado para várias regiões da imagem e depois os índices de todas as regiões são combinados. Iniciando do canto superior esquerdo da imagem, uma janela deslizante do tamanho $B \times B \times B$ (normalmente utiliza-se uma janela de tamanho 8, valor recomendado pelos autores do UIQI) move-se pixel por pixel horizontalmente e verticalmente através de todas as linhas e colunas da imagem até que o canto inferior direito seja atingido. No j -ésimo passo, o índice local $UIQI_j$ é calculado dentro da janela. Se foram um total de M passos, o índice global da imagem será dado por

$$UIQI = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M UIQI_j. \quad (6.12)$$

6.2 Phantoms

Nesta seção são apresentados os *phantoms* utilizados para as simulações juntamente com suas principais características.

O primeiro *phantom* digital utilizado é apresentado na Figura 27(a) o qual foi projetado para “imitar” as principais características exibidas pelo *phantom* de seio da Figura 27(b). Este *phantom* consiste em três esferas opacas de raios 4, 3.5 e 3mm. A imagem de vibro-acustografia do *phantom* da mama é apresentada na Figura 27(c), juntamente com a região descrita pelo *phantom* digital.

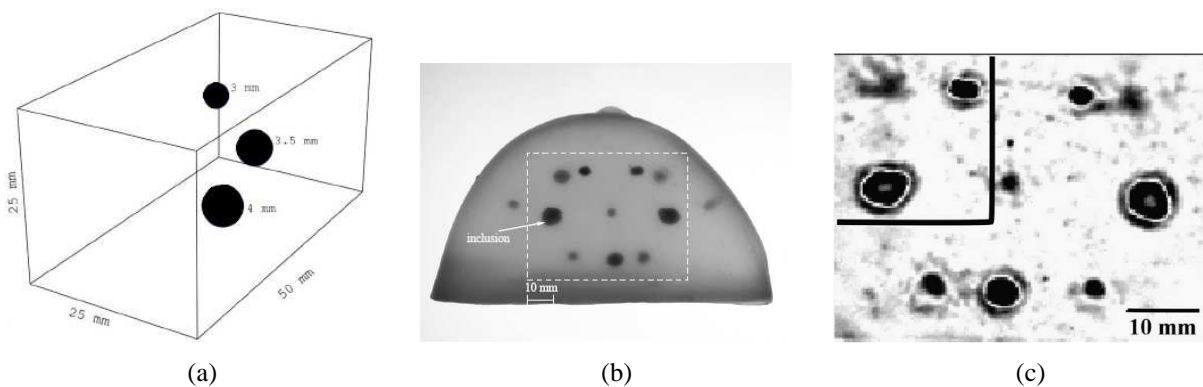


Figura 27: *Phantom* digital 3D (a), *Phantom* de mama (b) e imagem real de vibro-acustografia do *phantom* de mama (c)

Precisamos da função que representa o objeto e da PSF para formar a imagem (Capítulo 2). Então deve-se usar uma versão discreta deste *phantom* o qual possui $256 \times 256 \times 1024$ pixels (ver Figura 28). A versão discreta do *phantom* foi convolvida com a PSF ($256 \times 256 \times 1024$) (ver Figuras 28(b) e 29(b)) e então ruído Gaussiano ($\mu = 0, \sigma = 0,3$) foi adicionado à imagem borrada (ver Figuras 28(c) e 29(c)). Esta é a imagem degradada submetida aos filtros de restauração. Pode-se observar pelas imagens em profundidade o grave problema do imageamento por vibro-acustografia, o borramento em profundidade. A PSF utilizada foi cedida pelo Prof. Dr. Glauber T. Silva da Universidade Federal de Alagoas. Visto que a imagem degradada é complexa, a figura mostra a magnitude de uma fatia da imagem (plano xy ou profundidade yz).

Além do *phantom* de seio apresentado anteriormente, foram utilizados *phantoms* adicionais com esferas em posições diferentes, tamanhos diferentes e com defeitos em seu formato, com o objetivo de analisar o comportamento dos algoritmos para *phantoms* mais complexos. A seguir são apresentados estes *phantoms*.

O segundo *phantom* é constituído por três esferas de tamanhos diferentes e com tonalidades

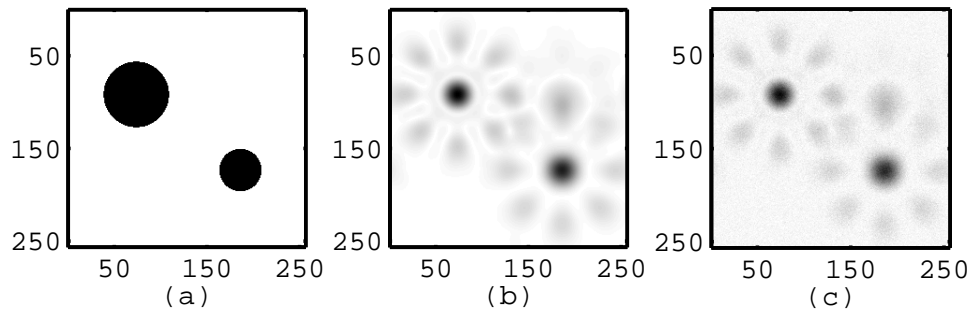


Figura 28: *Phantom 1* no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)

diferentes. Estas esferas estão alinhadas com relação ao eixo z . Isto fará com que durante a formação da imagem, os borramentos das três esferas no eixo z se sobreponham, pois o borramento no eixo z da formação da imagem vibro-acustográfica é muito alto. As Figuras 30 e 31 apresentam este *phantom* no plano xy e em profundidade yz nas versões original, borrada e borrada com ruído.

O terceiro *phantom* é constituído por três esferas grandes de tamanhos iguais e com tonalidades diferentes. Estas esferas estão alinhadas com relação ao eixo z . As Figuras 32 e 33 apresentam este *phantom* no plano xy e em profundidade yz nas versões original, borrada e borrada com ruído.

O quarto *phantom* é constituído por três esferas pequenas de tamanhos iguais e com tonalidades diferentes. Estas esferas estão alinhadas com relação ao eixo z . As Figuras 34 e 35 apresentam este *phantom* no plano xy e em profundidade yz nas versões original, borrada e borrada com ruído.

O quinto *phantom* é constituído por três esferas grandes de tamanhos iguais e com tonalidades diferentes. Estas esferas possuem falhas de tamanhos também iguais em seus formatos e estão alinhadas com relação ao eixo z . As Figuras 36 e 37 apresentam este *phantom* no plano xy e em profundidade yz nas versões original, borrada e borrada com ruído.

O sexto *phantom* é constituído por três esferas grandes de tamanhos iguais e com tonalidades diferentes. Estas esferas possuem falhas de tamanhos diferentes em seus formatos e estão alinhadas com relação ao eixo z . As Figuras 38 e 39 apresentam este *phantom* no plano xy e em profundidade yz nas versões original, borrada e borrada com ruído.

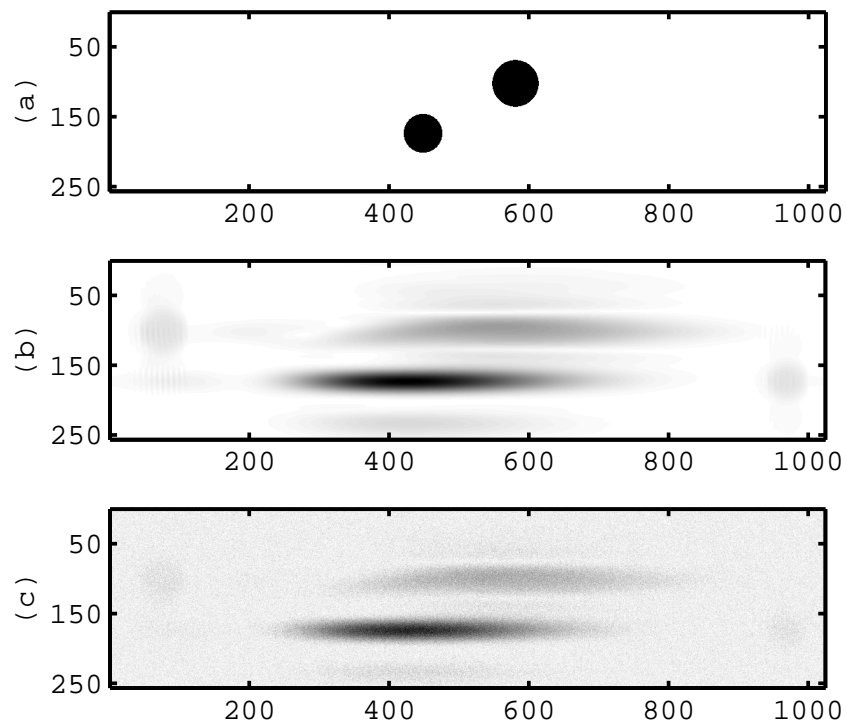


Figura 29: *Phantom 1* em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)

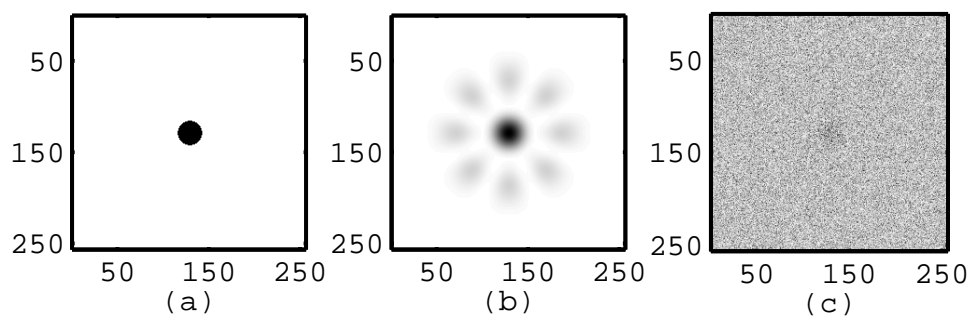


Figura 30: *Phantom 2* no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)

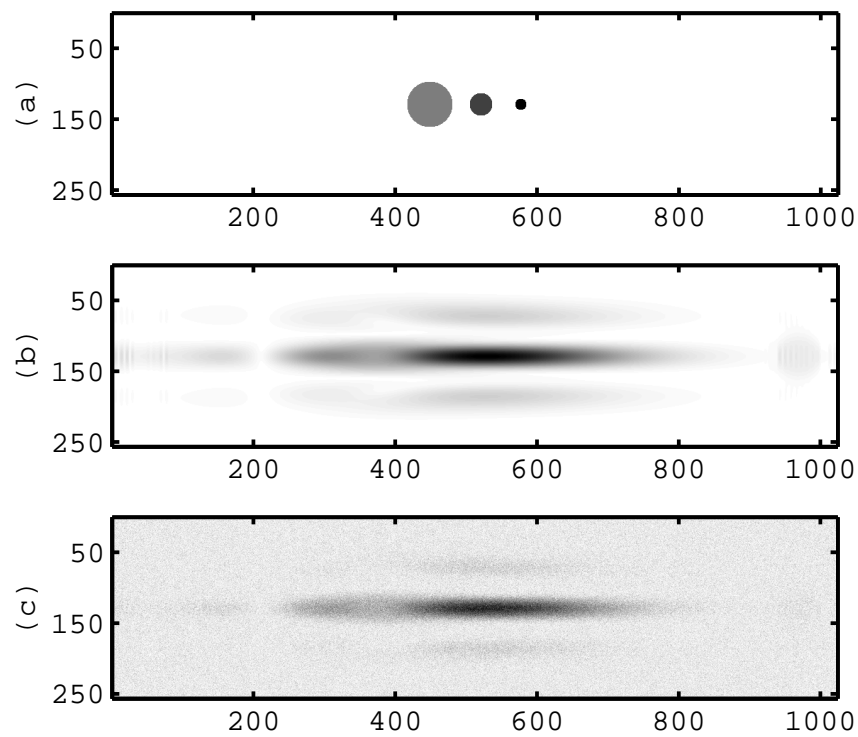


Figura 31: *Phantom 2* em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)

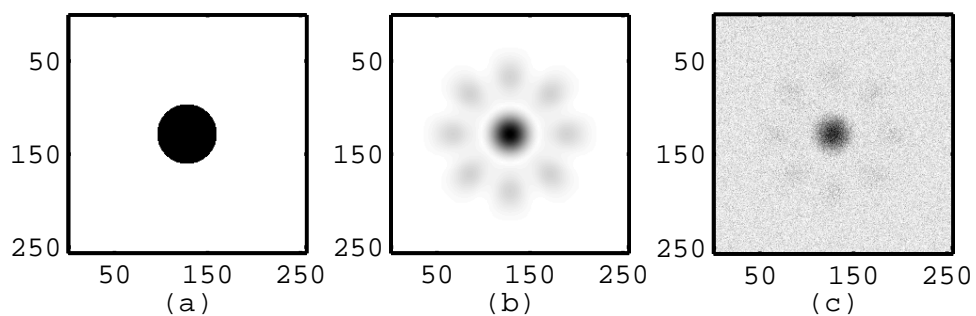


Figura 32: *Phantom 3* no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)

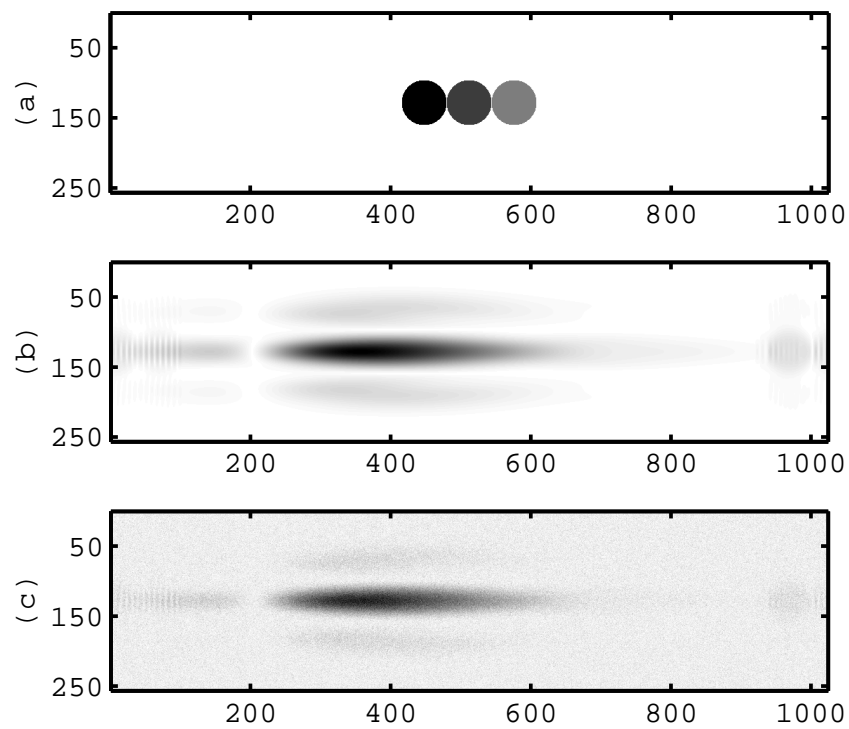


Figura 33: *Phantom 3* em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)

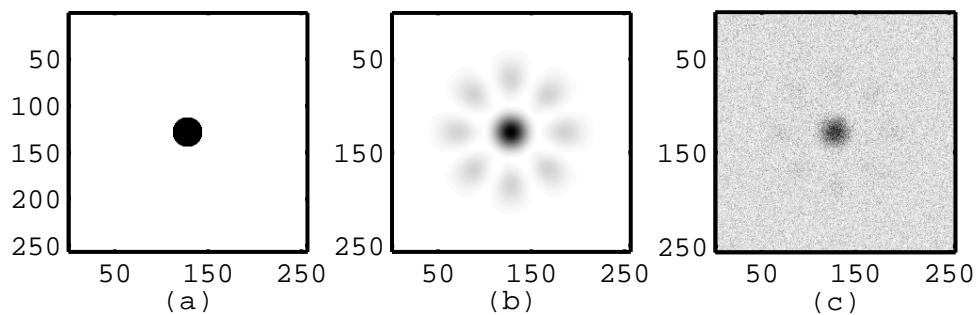


Figura 34: *Phantom 4* no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)

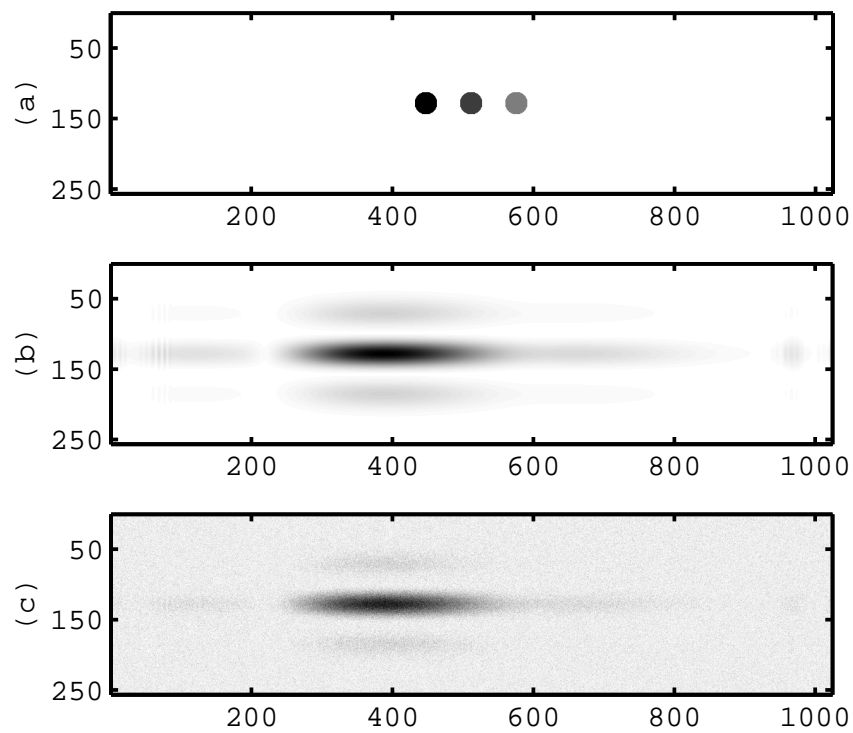


Figura 35: *Phantom 4* em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)

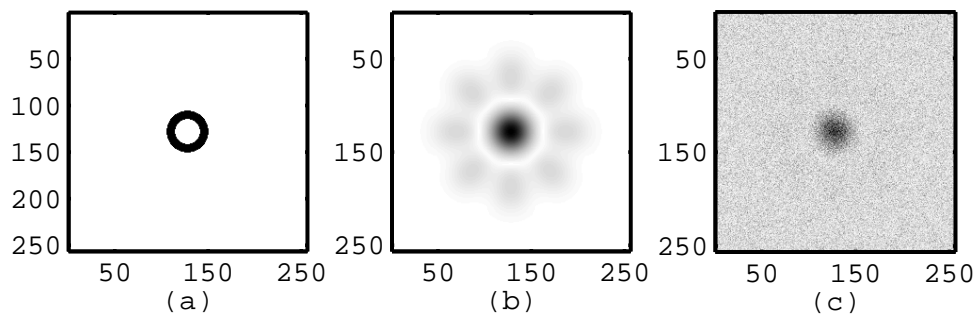


Figura 36: *Phantom 5* no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)

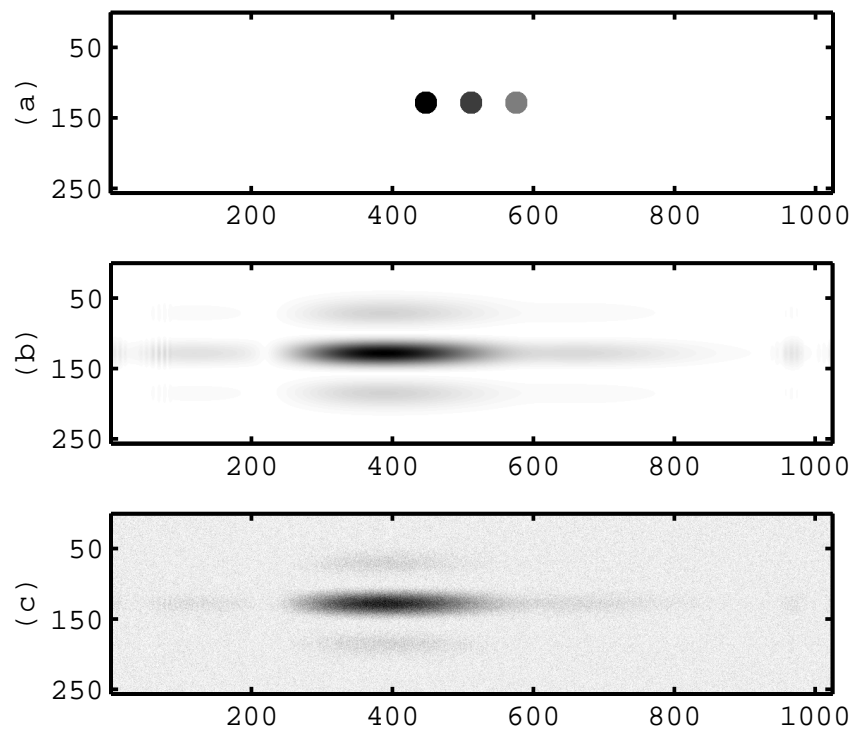


Figura 37: *Phantom 5* em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)

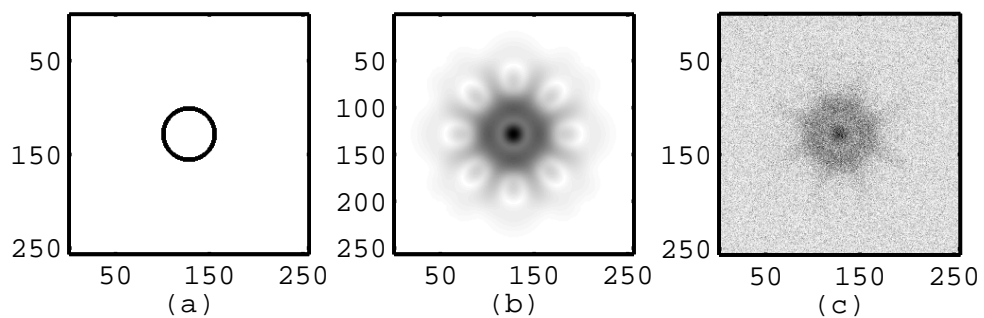


Figura 38: *Phantom 6* no plano xy (a), módulo da imagem borrada no plano xy (b) e módulo da imagem borrada com ruído no plano xy (c)

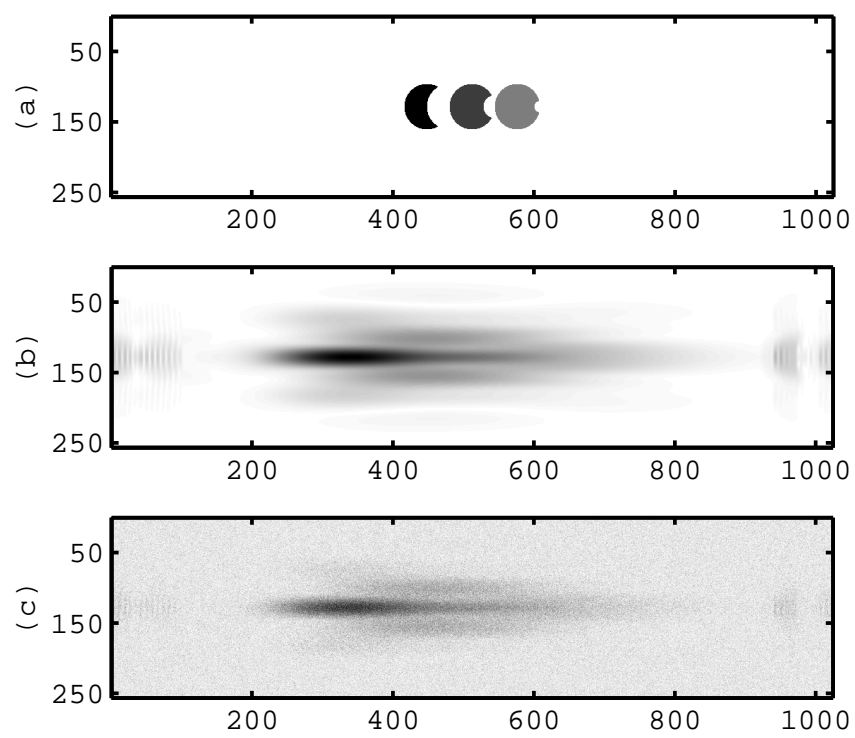


Figura 39: *Phantom 6* em profundidade yz (a), módulo da imagem borrada em profundidade yz (b) e módulo da imagem borrada com ruído em profundidade yz (c)

Observa-se que para todos os *phantoms* suas versões borradas carregam características da PSF utilizada no problema, como os lóbulos laterais no caso do plano xy . Além disso, também em todos os *phantoms* nota-se o grande borramento em profundidade na versão borrada dos mesmos; problema este que deverá ser diminuído com a aplicação dos algoritmos de restauração como será visto nos resultados a seguir.

6.3 Resultados

O principal objetivo da primeira etapa do desenvolvimento deste trabalho foi realizar todos os levantamentos bibliográficos necessários para constituir sua base teórica. Este estudo teórico foi abordado com detalhes nos capítulos anteriores deste texto. Além da fase teórica realizada, algoritmos foram desenvolvidos com o intuito de obter resultados da aplicação proposta neste trabalho. Nesta seção são apresentados os resultados obtidos e a comparação entre os mesmos com o objetivo de encontrar o algoritmo que se enquadra melhor para a aplicação estudada.

Para o *phantom* 1, as Figuras 40(a) e 40(b) apresentam o *phantom* original e degradado. As Figuras 40(c), 41(c), 40(d), 41(d), 40(e), 41(e), 40(f) e 41(f) apresentam os resultados obtidos depois da restauração usando o filtro de Wiener ($K = 0,2$), o de Mínimos Quadrados Regularizados ($\gamma = 10$), o Homomórfico ($\alpha = 0,5$ e $\gamma = 1$) e o de Média Geométrica ($\alpha = 0,1$ e $\gamma = 1$), respectivamente. As figuras mostram a parte real de uma fatia da imagem.

Para o *phantom* 2, as Figuras 42(a) e 42(b) apresentam o *phantom* original e degradado. As Figuras 42(c), 43(c), 42(d), 43(d), 42(e), 43(e), 42(f) e 43(f) apresentam os resultados obtidos depois da restauração usando o filtro de Wiener ($K = 0,5$), o de Mínimos Quadrados Regularizados ($\gamma = 900$), o Homomórfico ($\alpha = 0,5$ e $\gamma = 1$) e o de Média Geométrica ($\alpha = 0,1$ e $\gamma = 1$), respectivamente.

Para o *phantom* 3, as Figuras 44(a) e 44(b) apresentam o *phantom* original e degradado. As Figuras 44(c), 45(c), 44(d), 45(d), 44(e), 45(e), 44(f) e 45(f) apresentam os resultados obtidos depois da restauração usando o filtro de Wiener ($K = 0,2$), o de Mínimos Quadrados Regularizados ($\gamma = 280$), o Homomórfico ($\alpha = 0,5$ e $\gamma = 1$) e o de Média Geométrica ($\alpha = 0,1$ e $\gamma = 1$), respectivamente.

Para o *phantom* 4, as Figuras 46(a) e 46(b) apresentam o *phantom* original e degradado. As Figuras 46(c), 47(c), 46(d), 47(d), 46(e), 47(e), 46(f) e 47(f) apresentam os resultados obtidos

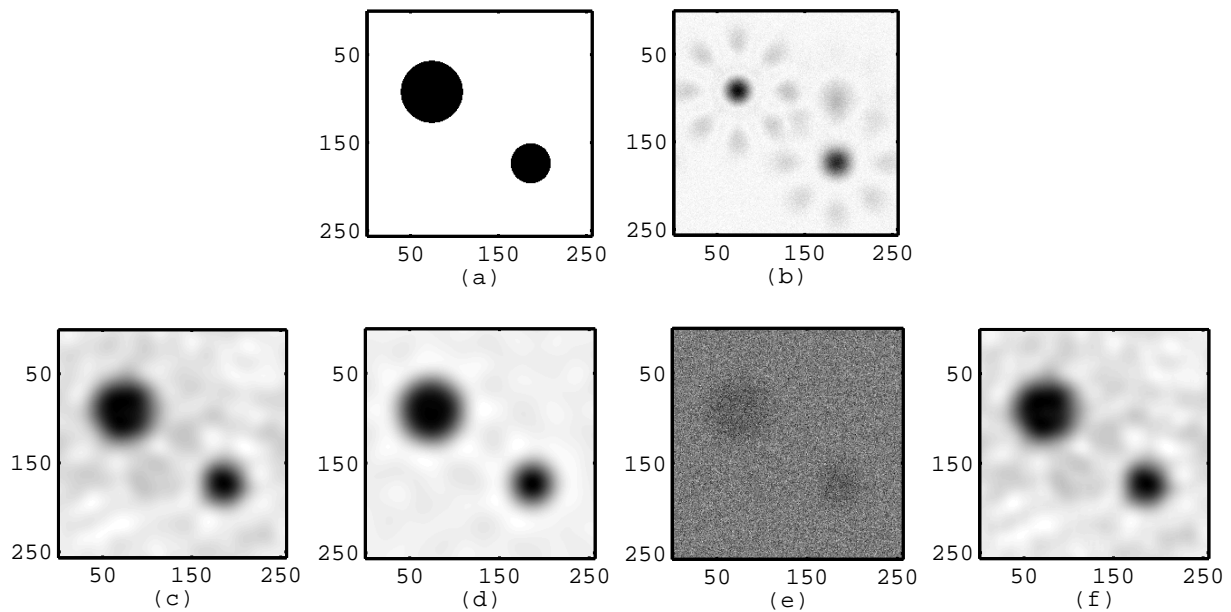
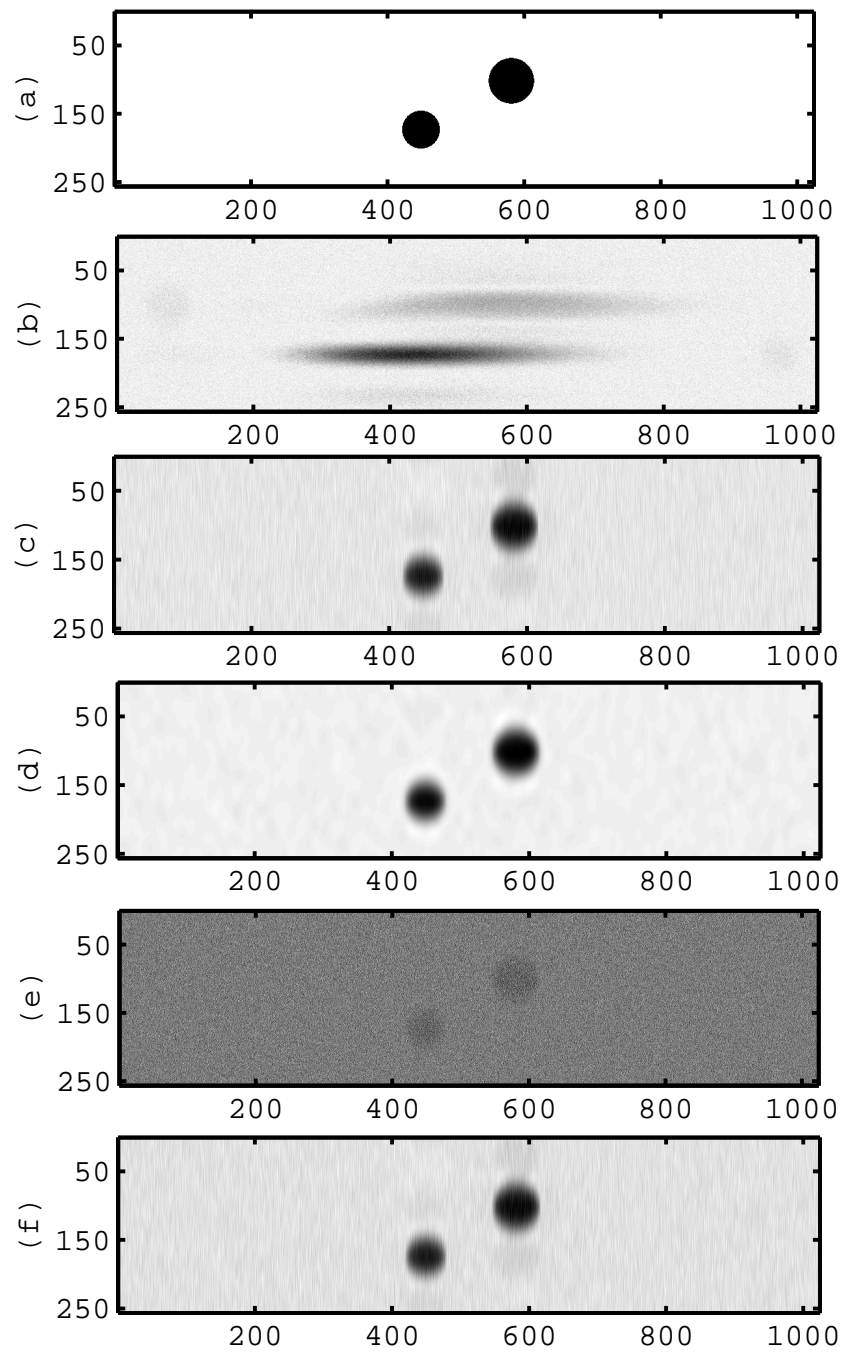


Figura 40: Resultados experimentais do *Phantom 1* - Plano xy

depois da restauração usando o filtro de Wiener ($K = 0,6$), o de Mínimos Quadrados Regularizados ($\gamma = 630$), o Homomórfico ($\alpha = 0,5$ e $\gamma = 1$) e o de Média Geométrica ($\alpha = 0,1$ e $\gamma = 1$), respectivamente.

Para o *phantom 5*, as Figuras 48(a) e 48(b) apresentam o *phantom* original e degradado. As Figuras 48(c), 49(c), 48(d), 49(d), 48(e), 49(e), 48(f) e 49(f) apresentam os resultados obtidos depois da restauração usando o filtro de Wiener ($K = 0,2$), o de Mínimos Quadrados Regularizados ($\gamma = 300$), o Homomórfico ($\alpha = 0,5$ e $\gamma = 1$) e o de Média Geométrica ($\alpha = 0,1$ e $\gamma = 1$), respectivamente.

Para o *phantom 6*, as Figuras 50(a) e 50(b) apresentam o *phantom* original e degradado. As Figuras 50(c), 51(c), 50(d), 51(d), 50(e), 51(e), 50(f) e 51(f) apresentam os resultados obtidos depois da restauração usando o filtro de Wiener ($K = 0,2$), o de Mínimos Quadrados Regularizados ($\gamma = 250$), o Homomórfico ($\alpha = 0,5$ e $\gamma = 1$) e o de Média Geométrica ($\alpha = 0,1$ e $\gamma = 1$), respectivamente.

Figura 41: Resultados experimentais do *Phantom 1* - Plano *yz*

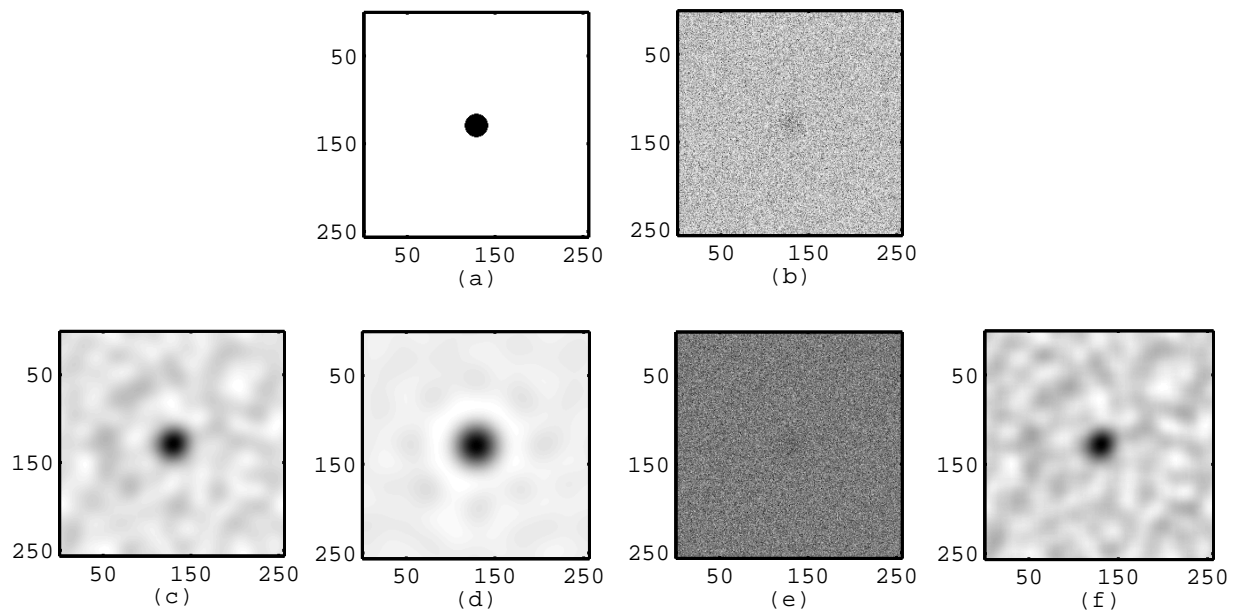
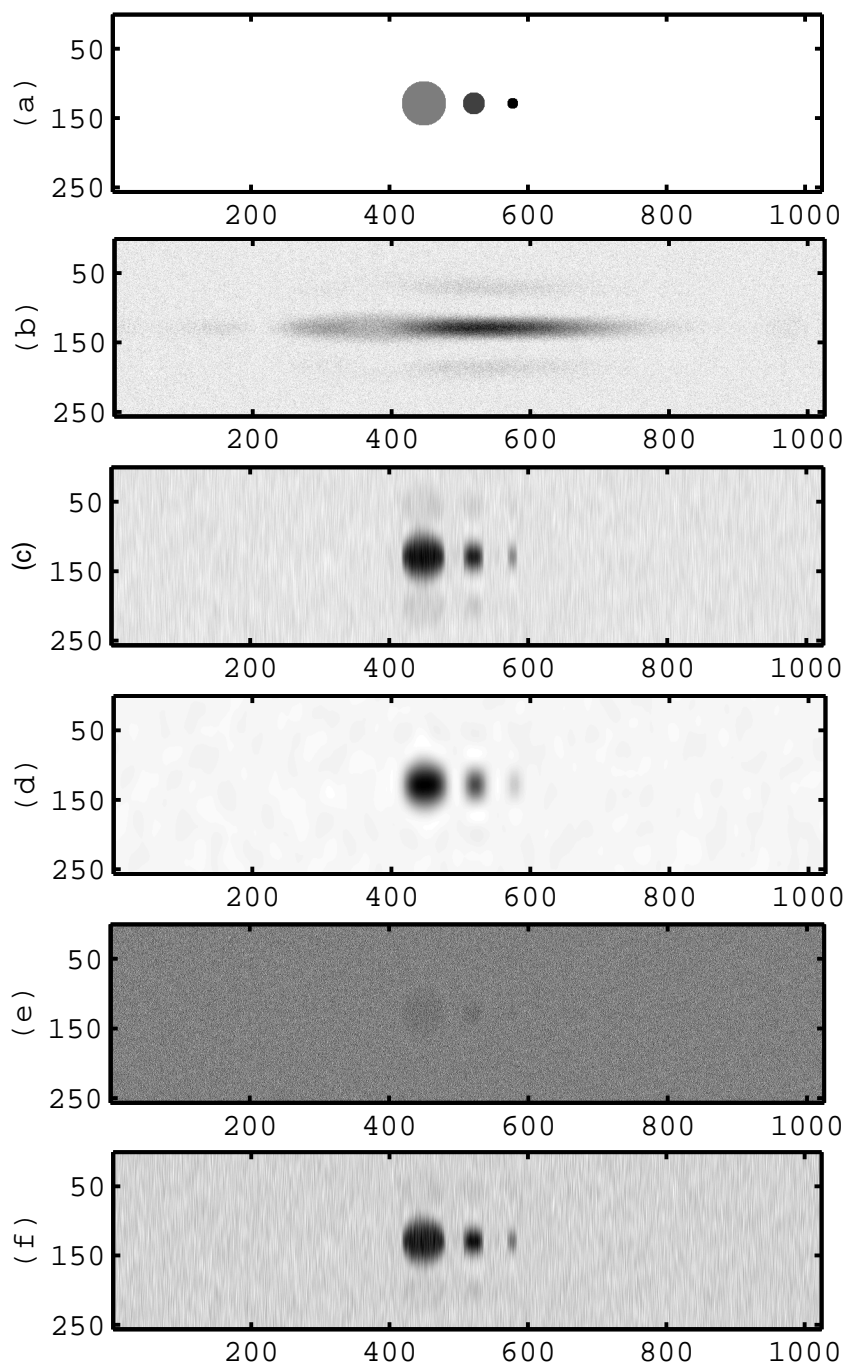


Figura 42: Resultados experimentais do *Phantom 2* - Plano xy

Figura 43: Resultados experimentais do *Phantom 2* - Plano yz

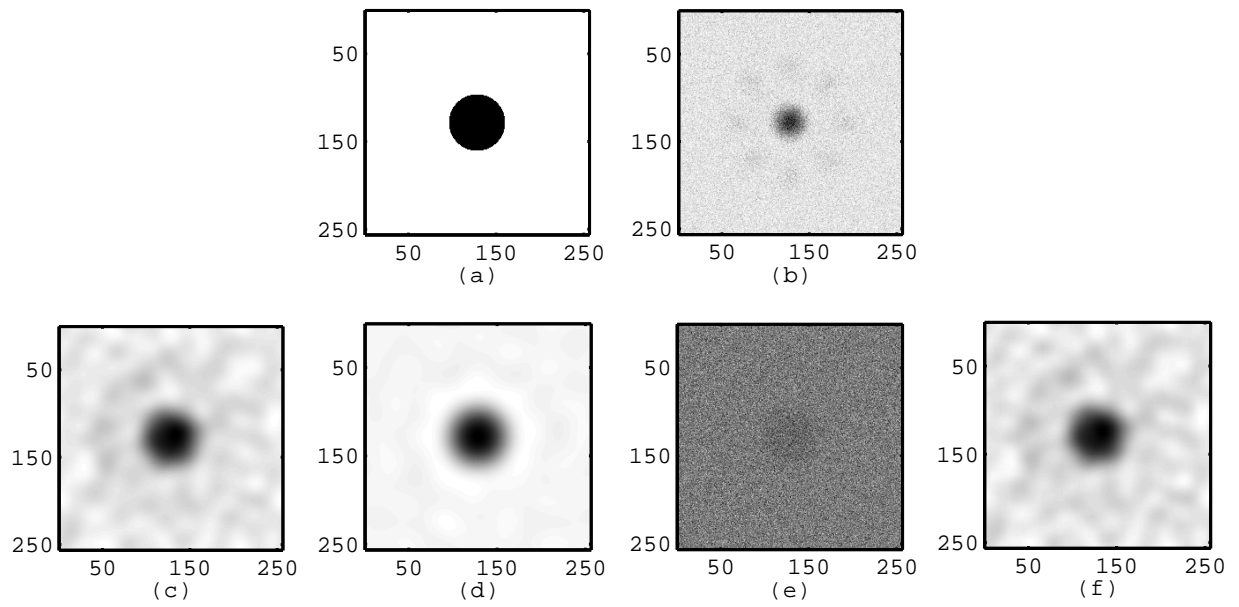
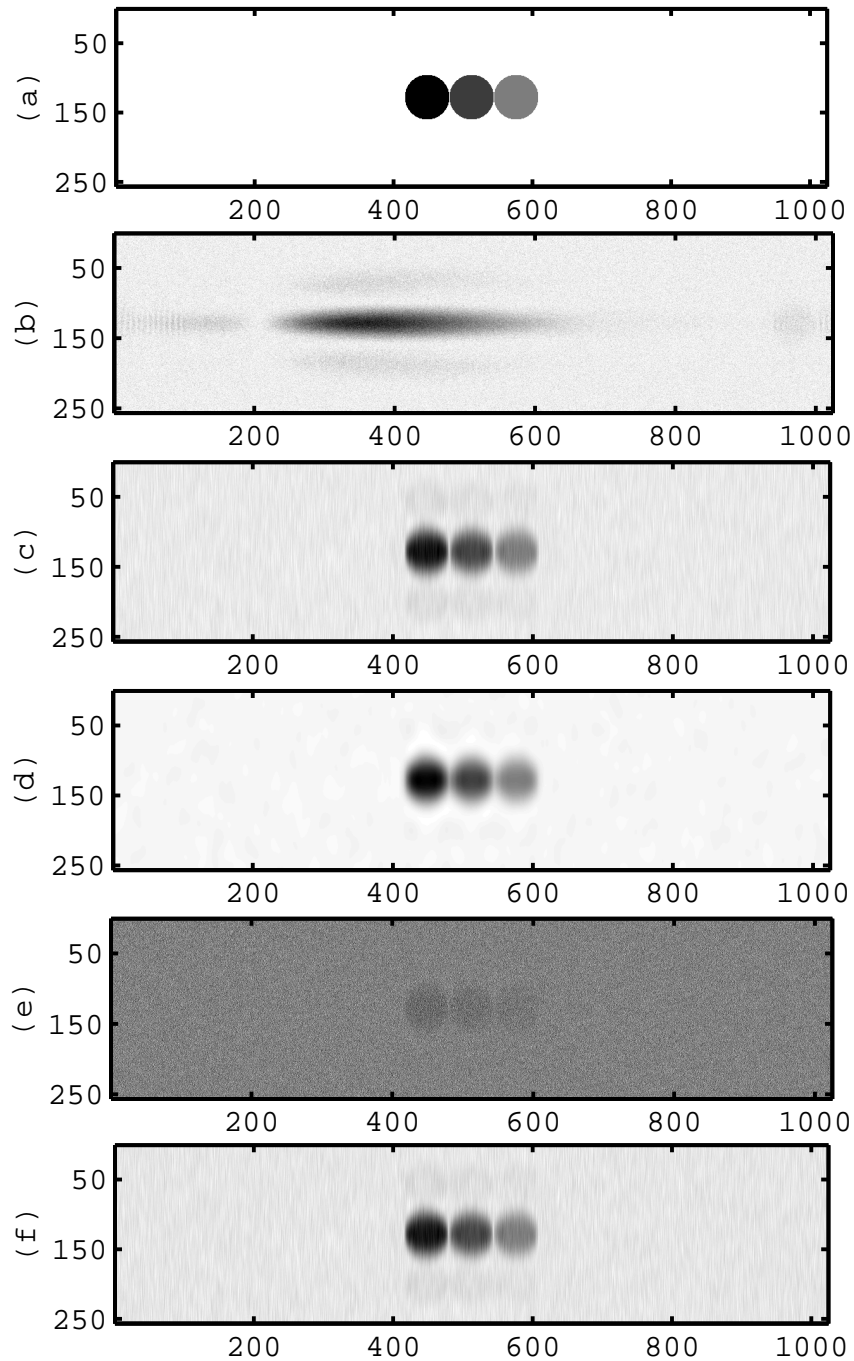


Figura 44: Resultados experimentais (*Phantom 3*) - Plano xy

Figura 45: Resultados experimentais (*Phantom 3*) - Plano yz

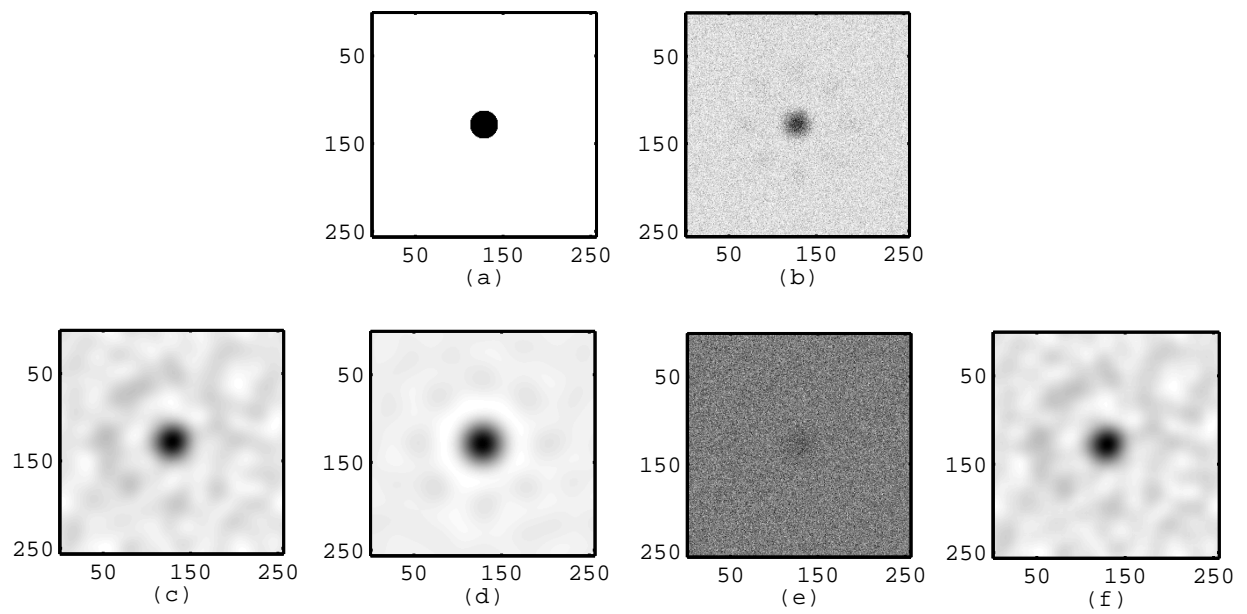


Figura 46: Resultados experimentais (*Phantom 4*) - Plano xy

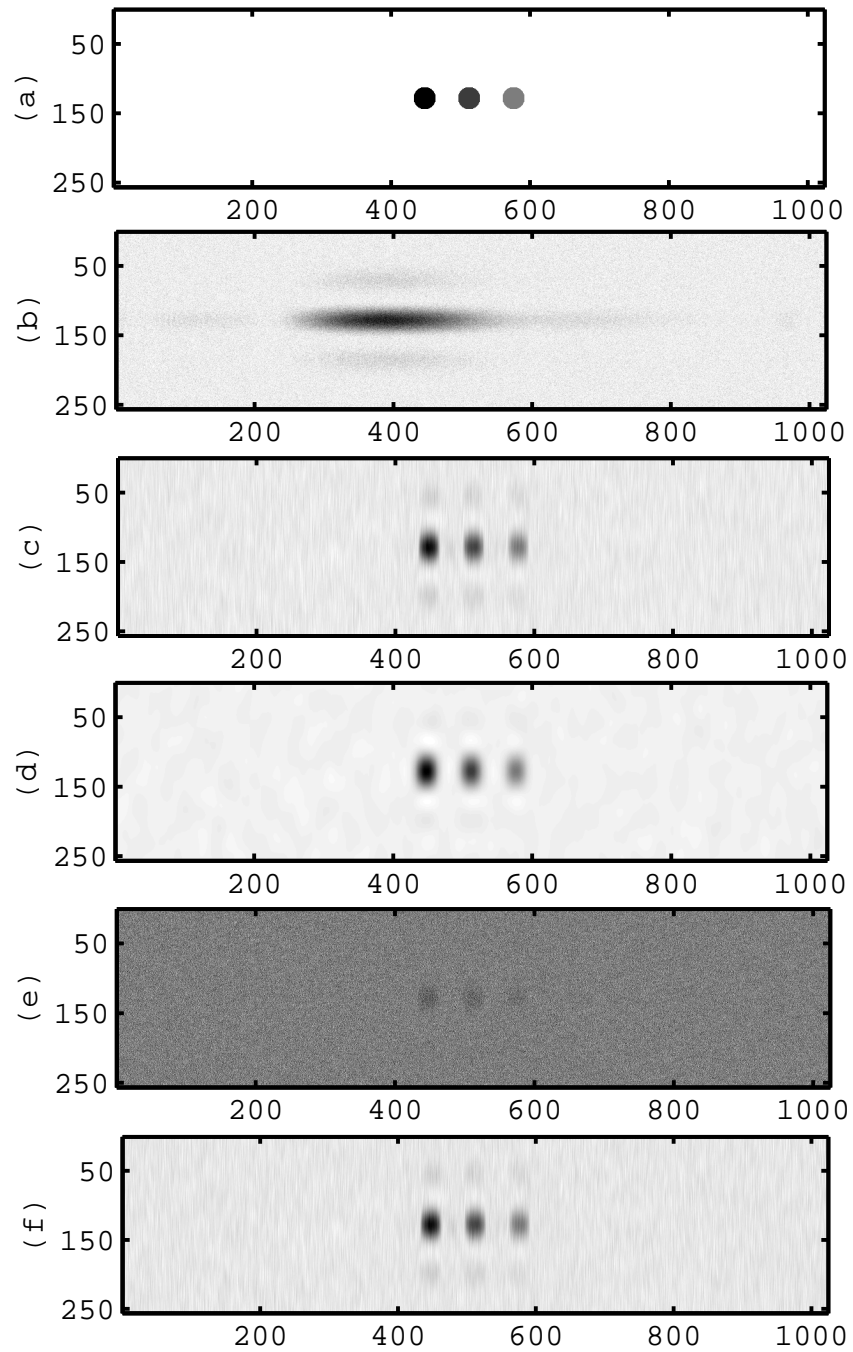


Figura 47: Resultados experimentais (*Phantom 4*) - Plano yz

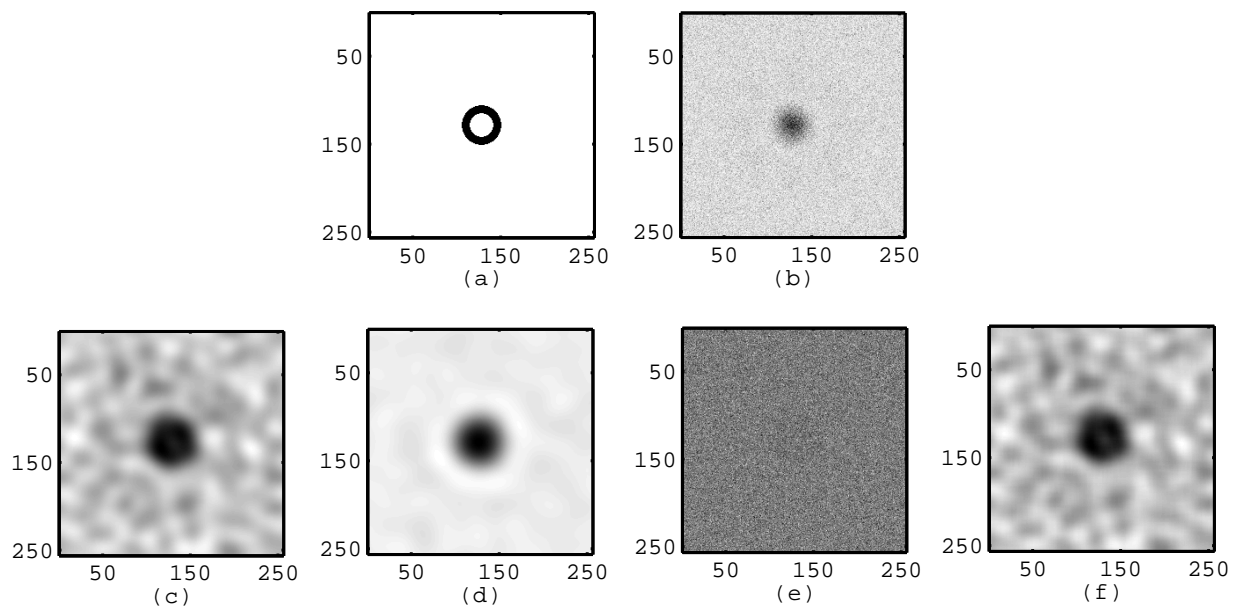
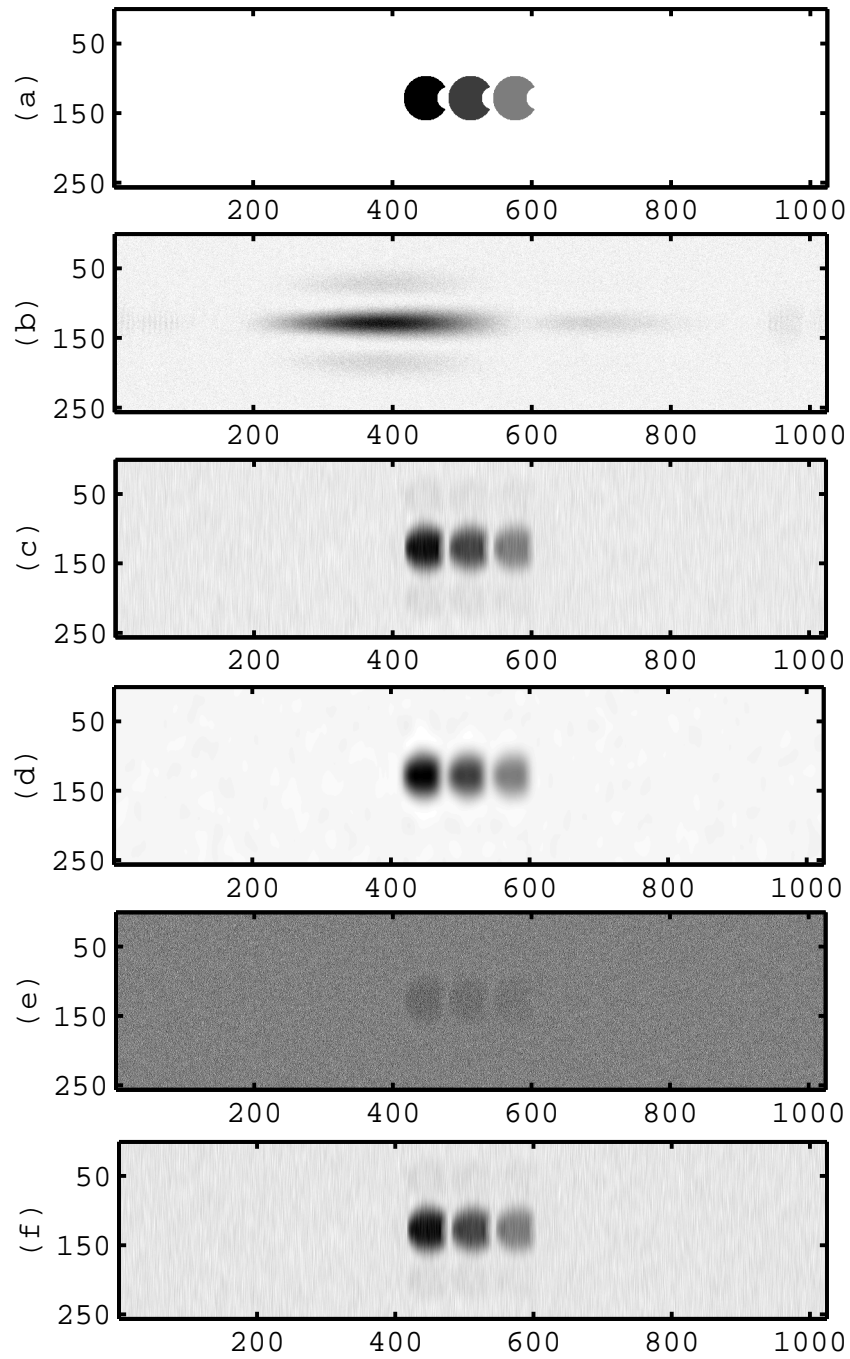


Figura 48: Resultados experimentais (*Phantom 5*) - Plano xy

Figura 49: Resultados experimentais (*Phantom 5*) - Plano yz

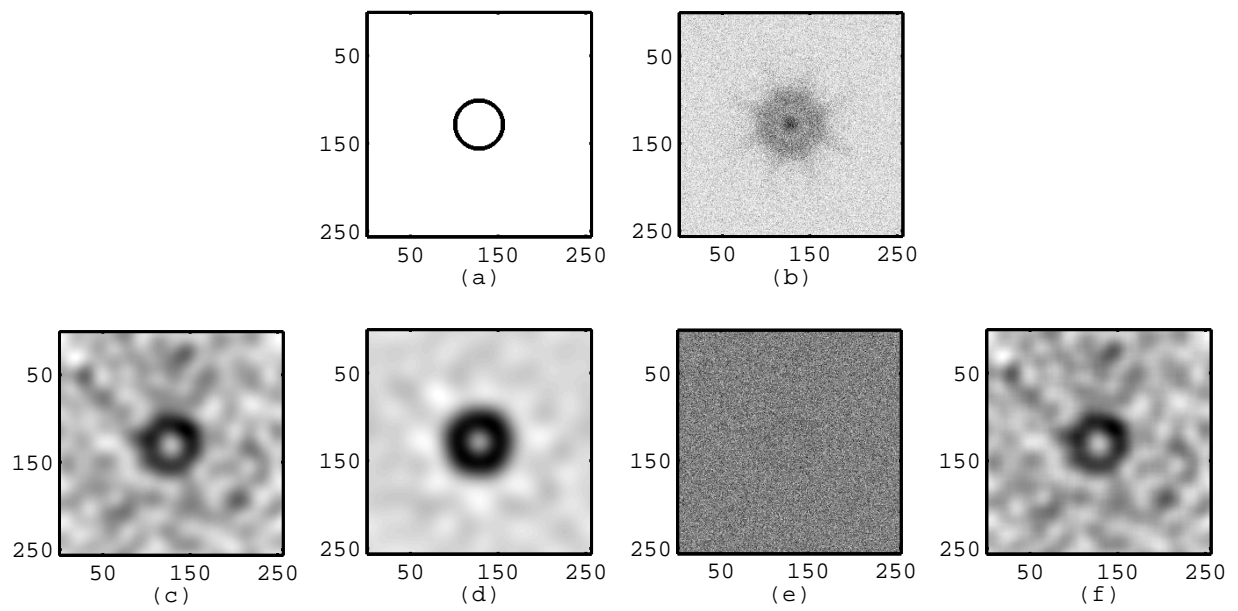
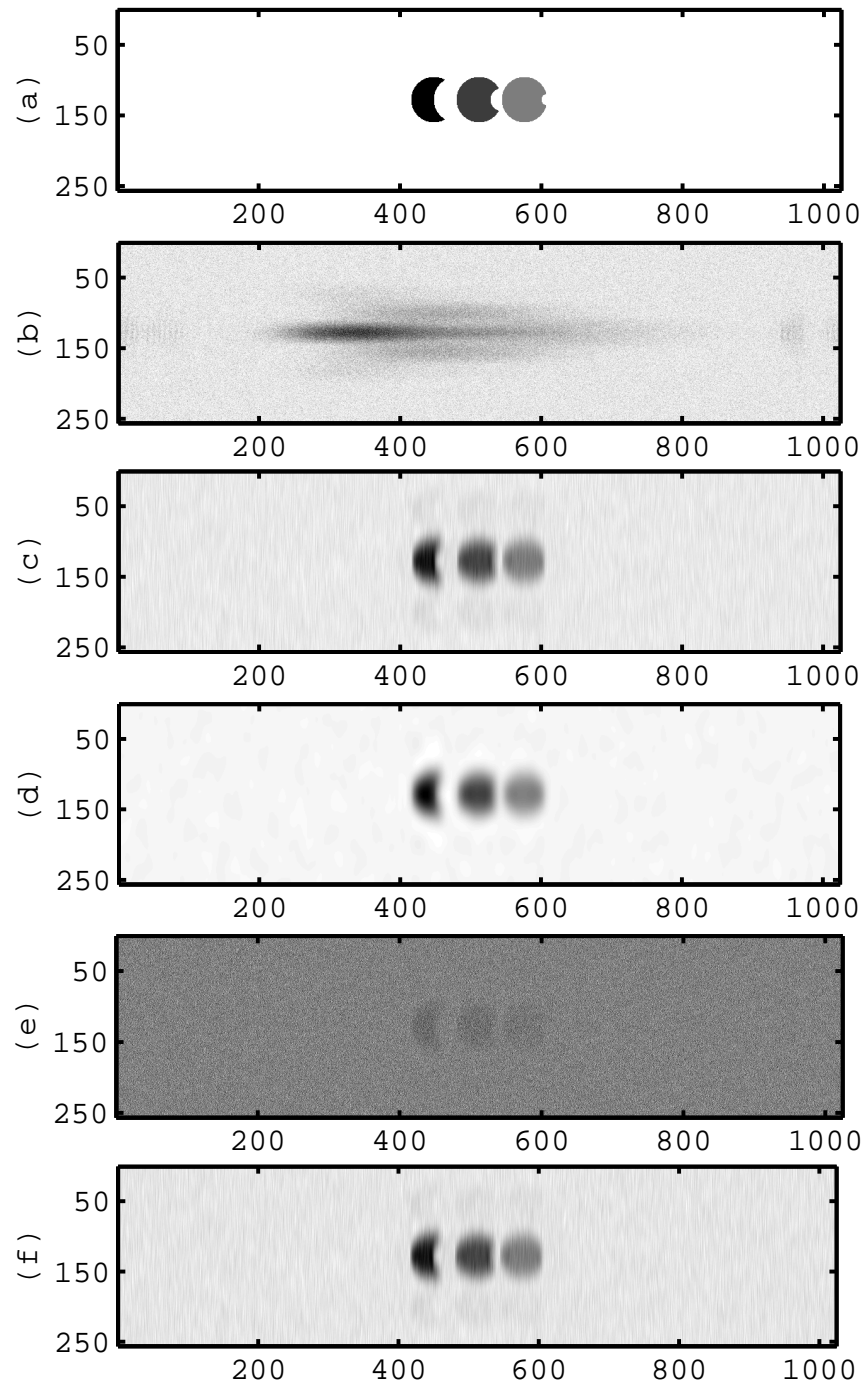


Figura 50: Resultados experimentais (*Phantom 6*) - Plano xy

Figura 51: Resultados experimentais (*Phantom 6*) - Plano yz

Depois de testados os seis *phantoms*, observou-se que para todos eles as quatro técnicas de restauração aplicadas removeram grande parte do borramento em profundidade das imagens, além de também amenizar o borramento no plano xy e o ruído Gaussiano (com exceção do filtro Homomórfico). Em todos os casos os filtros de Wiener e de Mínimos Quadrados Regularizados foram os que obtiveram os melhores desempenhos na restauração das imagens, na análise visual.

Para a análise quantitativa foram utilizadas três medidas para comparar os resultados: *Improvement in Signal to Noise Ratio* (ISNR) [56], *Mean Square Error* (MSE) e *Universal Image Quality Index* (UIQI) [64, 65]. De acordo com o ISNR e o UIQI (valores entre 0 – 1), quanto maior o valor melhor é o resultado da restauração, já de acordo com o MSE quanto menor o valor melhor o resultado da restauração. Um resumo dos valores dos índices obtidos para a restauração dos seis *phantoms* digitais utilizando os quatro filtros está apresentado nas tabelas 2, 3 e 4. Os valores negativos para o ISNR no caso do filtro Homomórfico podem ser explicados pelo domínio do ruído sobre a imagem depois da restauração utilizando este filtro. Novamente os filtros de Wiener e de Mínimos Quadrados Regularizados foram os que obtiveram os melhores desempenhos.

<i>Phantom</i>	ISNR (dB)			
	Wiener	Mínimos Quadrados Regularizados	Homomórfico	Média Geométrica
<i>Phantom 1</i>	21,07	25,68	-5,09	21,14
<i>Phantom 2</i>	25,73	29,21	-9,30	22,94
<i>Phantom 3</i>	20,50	24,88	-8,78	20,25
<i>Phantom 4</i>	26,96	28,83	-1,52	26,86
<i>Phantom 5</i>	20,83	24,92	-8,50	20,56
<i>Phantom 6</i>	20,68	24,53	-9,02	20,35

Tabela 2: Tabela para o ISNR

<i>Phantom</i>	MSE			
	Wiener	Mínimos Quadrados Regularizados	Homomórfico	Média Geométrica
<i>Phantom 1</i>	0,076	0,093	1,308	0,077
<i>Phantom 2</i>	0,023	0,025	1,306	0,033
<i>Phantom 3</i>	0,051	0,059	1,30	0,053
<i>Phantom 4</i>	0,020	0,020	0,53	0,020
<i>Phantom 5</i>	0,050	0,058	1,307	0,053
<i>Phantom 6</i>	0,048	0,053	1,307	0,050

Tabela 3: Tabela para o MSE

Nestes experimentos foram usados com sucesso o método de *Overlap-and-Add* (com cubos de tamanho 64 pixels) e a característica de separabilidade da PSF para superar os custos de memória encontrados na implementação das técnicas de restauração. Seguem abaixo informações adicionais

<i>Phantom</i>	UIQI			
	Wiener	Mínimos Quadrados Regularizados	Homomórfico	Média Geométrica
<i>Phantom 1</i>	0,60	0,87	0,00	0,65
<i>Phantom 2</i>	0,29	0,72	0,00	0,33
<i>Phantom 3</i>	0,67	0,89	0,00	0,68
<i>Phantom 4</i>	0,19	0,61	0,00	0,22
<i>Phantom 5</i>	0,65	0,85	0,00	0,64
<i>Phantom 6</i>	0,61	0,83	0,00	0,61

Tabela 4: Tabela para o UIQI

sobre as implementações:

- Os parâmetros dos filtros foram escolhidos experimentalmente;
- Todos os algoritmos foram implementados em C e a biblioteca *fftw* (*Fastest Fourier Transform in the West*) foi usada para calcular as Transformadas de Fourier envolvidas no problema;
- O tempo de execução para todos os algoritmos foi o mesmo: 1min21seg.

A biblioteca desenvolvida está disponível para solicitação através do e-mail:

`talitaperciano@gmail.com`

7 *Conclusões e Trabalhos Futuros*

*“Vencer não é nada, se não se teve muito trabalho;
fracassar não é nada se se fez o melhor possível.”*

Nadia Boulanger

O desenvolvimento deste trabalho objetivou quatro tópicos principais:

- Discutir a técnica de vibro-acustografia, assim como suas aplicações e características;
- Realizar estudos e revisão bibliográfica sobre a área de restauração de imagens e seus algoritmos;
- Implementar e aplicar algoritmos de restauração em imagens de vibro-acustografia e apresentar resultados e comparações visuais e quantitativas;
- Analisar o nível de recuperação do borramento em profundidade nas imagens após a aplicação dos algoritmos de restauração.

O sistema de imageamento chamado vibro-acustografia e conceitos associados foram apresentados e discutidos no Capítulo 2 desta dissertação. Os principais conceitos existentes na literatura acerca da área de restauração de imagens e aqueles necessários e utilizados neste trabalho foram abordados no Capítulo 4. No Capítulo 6 foram apresentados todos os resultados obtidos após a aplicação dos algoritmos implementados em imagens simuladas de vibro-acustografia utilizando *phantoms* digitais. Estes resultados foram comparados visualmente e quantitativamente. Através dos resultados apresentados pôde-se observar a recuperação em níveis relevantes do borramento no eixo axial (em profundidade) das imagens. Problemas computacionais encontrados foram apresentados e discutidos, e soluções para tais problemas foram propostas e utilizadas na implementação dos algoritmos. Enfim, os objetivos principais propostos foram alcançados com sucesso.

Como pôde ser visto no capítulo anterior, os algoritmos implementados por este trabalho foram aplicados a imagens simuladas de vibro-acustografia de seis *phantoms* digitais. Os resultados da restauração para todos os *phantoms* foram relevantes, tanto com relação a remoção de ruído quanto na diminuição do borramento, principalmente no eixo axial, o qual reflete o problema da alta profundidade de campo do sistema de Vibro-acustografia. Foram aplicados quatro filtros: Wiener, Mínimos Quadrados Regularizados, Homomórfico e Média Geométrica. Dentre eles os melhores resultados obtidos foram os dos filtros de Wiener e de Mínimos Quadrados Regularizados. De fato, os bons resultados obtidos neste trabalho podem ajudar no desenvolvimento de imagens de Vibro-acustografia do plano axial similares àsquelas de ultrassom modo-B.

Este trabalho encerra-se gerando contribuições tanto para a área de restauração de imagens quanto para a área de vibro-acustografia: soluções algorítmicas de filtros de restauração próprios para problemas com grandes volumes de dados e aplicações realizadas com sucesso em imagens simuladas de vibro-acustografia reduzindo significativamente o borramento em profundidade das imagens.

A experiência de realizar este trabalho foi única e bastante produtiva tanto conceitualmente como também na abordagem prática. Alguns problemas foram encontrados no decorrer do desenvolvimento do trabalho, principalmente pela dificuldade na manipulação dos dados utilizados (complexos e alto volume). Em consequência das características dos dados, os algoritmos tiveram que ser executados em uma máquina com as seguintes configurações (mesmo aplicando métodos para diminuir a quantidade de memória computacional necessária): AMD Athlon 64 X2 Dual Core 3600+, 8GB de RAM. Agradecemos ao Prof. Dr. Glauber T. Silva por ceder a máquina.

Alguns trabalhos futuros propostos são:

- Aplicação das técnicas em imagens reais
- Implementação dos algoritmos em paralelo
- Implementação dos filtros iterativos
- Aplicação da técnica de espelhamento

Referências

- [1] M. Fatemi and J. F. Greenleaf, “Ultrasound-Stimulated Vibro-Acoustic Spectrography,” *Science*, vol. 280, pp. 82–85, 1998.
- [2] A. Alizad, M. Fatemi, D. H. Whaley, and J. F. Greenleaf, “Detection of Calcified Arteries in Breast Tissue by Vibro-acoustography: Implications on Diagnosis of Coronary Artery Diseases,” *IEEE Symposium on Ultrasonics*, vol. 2, pp. 1515 – 1518, 2003.
- [3] S. Calle, J. P. Remenieras, O. B. Matar, M. Defontaine, M. A. Gomez, and F. Patat, “Application of Vibro-Acoustography to Bone Elasticity Imaging,” *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, vol. 2, pp. 1601–1604, 2001.
- [4] A. Alizad, M. Fatemi, L. E. Wold, and J. F. Greenleaf, “Performance of vibro-acoustography in detecting microcalcifications in excised human breast tissue: a study of 74 tissues samples,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 23, pp. 307–312, 2004.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 3 ed., 2008.
- [6] M. M. Sondhi, “Image restoration: The removal of spatially invariant degradations,” *Proc. IEEE*, vol. 60, July 1972.
- [7] B. R. Hunt, “The Application of Constrained Least Squares Estimation to Image Restoration by Digital Computer,” *IEEE Transactions on Computers*, vol. C-22, pp. 805–812, September 1973.
- [8] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*. New Jersey: Prentice Hall, 1977.
- [9] A. K. Katsaggelos, ed., *Digital Image Restoration*. New Jersey: Springer, 1 ed., 1991.
- [10] A. P. Sarvazyan, O. V. Rudenko, S. D. Swanson, J. B. Fowlkes, and S. Y. Emelianov, “Shear wave elasticity imaging: a new ultrasonic technology of medical diagnostics,” *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 24, pp. 1419–1435, 1998.
- [11] M. Fink, W. A. Kuperman, J.-P. Montagner, and A. Tourin, *Imaging of Complex Media with Acoustic and Seismic Waves*, ch. 10, pp. 257–276. New York: Springer, 1 ed., 2002.
- [12] J. F. Greenleaf, M. Fatemi, and M. Insana, “Selected methods for imaging elastic properties of biological tissues,” *Annu Rev Biomed Eng.*, vol. 5, pp. 57–78, 2003.
- [13] T. Young, *Course of Lectures on Natural Philosophy and the Mechanical Arts*. London: Taylor and Walton, 1845.
- [14] G. V. Samsonov, *Handbook of the physicochemical properties of the elements*. New York: IFI-Plenum, 1968.
- [15] J. Happel and H. Brenner, *Low Reynolds number hydrodynamics*. Prentice-Hall, 1965.

- [16] L. Gao, K. J. Parker, R. M. Lerner, and S. F. Levinson, "Imaging of the Elastic Properties of Tissue - A Review," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 22, pp. 959–977, 1996.
- [17] A. Sarvazyan, *Handbook of Elastic Properties of Solids, Liquids, and Gases*, vol. Elastic Properties of Solids: Biological and Organic Materials, Earth and Marine Sciences, ch. 5. U.S.: Academic Press, 2001.
- [18] J. Ophir, S. K. Alam, B. Garra, F. Kallel, E. Konofagou, T. Krouskop, and T. Varghese, "Elastography: ultrasonic estimation and imaging of the elastic properties of tissues," *Proc. Instn. Mech. Engrs.*, vol. 213, pp. 203–233, 1999.
- [19] E. Konofagou, J. D'hooge, and J. Ophir, "Cardiac elastography - a feasible study," *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, vol. 2, pp. 1273–1276, 2000.
- [20] R. Muthupillai, D. J. Lomas, P. J. Rossman, J. F. Greenleaf, A. Manduca, and R. L. Ehman, "Magnetic resonance elastography by direct visualization of propagating acoustic strain waves," *Science*, vol. 269, pp. 1854–1857, 1995.
- [21] T. Sugimoto, S. Ueha, and K. Itoh, "Tissue hardness measurement using the radiation force of focused ultrasound," *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, pp. 1377–1380, 1990.
- [22] W. F. Walker, F. J. Fernandez, and L. A. Negron, "A method of imaging viscoelastic parameters with acoustic radiation force," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 45, pp. 1437–1447, 2000.
- [23] K. Nightingale, M. S. Soo, R. Nightingale, and G. Trahey, "Acoustic Radiation Force Impulse Imaging: In Vivo Demonstration of Clinical Feasibility," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 28, pp. 227–235, 2002.
- [24] M. Fatemi and J. F. Greenleaf, "Vibro-acoustography: an imaging modality based on ultrasound-stimulated acoustic emission," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 96, pp. 6603–6608, 1999.
- [25] J. F. Greenleaf, R. L. Ehman, M. Fatemi, and R. Muthupillai, *Ultrasound in Medicine*, ch. 14, pp. 263–277. Medical Sciences Series, Taylor & Francis, 1998.
- [26] M. Fatemi and J. F. Greenleaf, "Probing the dynamics of tissue at low frequencies with the radiation force of ultrasound," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 45, p. 14491464, 2000.
- [27] M. Fatemi, A. Manduca, and J. F. Greenleaf, "Imaging elastic properties of biological tissues by low-frequency harmonic vibration," *Proc. IEEE*, vol. 91, pp. 1503–1517, 2003.
- [28] M. Fatemi, L. E. Wold, A. Alizad, and J. F. Greenleaf, "Vibro-acoustic Tissue Mamography," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, pp. 1–8, 2002.
- [29] A. Alizad, J. E. Wold, J. F. Greenleaf, and M. Fatemi, "Imaging Mass Lesions by Vibro-acoustography: Modeling and Experiments," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 23, pp. 1087–1093, 2004.
- [30] F. G. Mitri, Z. E. A. Fellah, E. Closset, P. Trompette, and J. Y. Chapelon, "Determination of object resonances by vibro-acoustography and their associated modes," *Ultrasonics*, vol. 42, pp. 537–543, 2004.

- [31] M. Fatemi and J. Greenleaf, "Material characterization with ultrasound-stimulated vibro-acoustic spectrography," *Technical Program and Abstracts – IEEE International Ultrasonics Symposium, Sendai, Miyagi, Japan*, p. 177, 1998.
- [32] K. K. Shung and M. Zipparo, "Ultrasonic transducers and arrays," *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, vol. 15, pp. 20–30, 1996.
- [33] G. T. Silva and M. Fatemi, "Linear Array Transducers for Vibro-acoustography," *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, vol. 1, pp. 629–632, 2002.
- [34] G. T. Silva, J. F. Greenleaf, and M. Fatemi, "Linear Arrays for Vibro-acoustography: A Numerical Simulation Study," *Ultrasonic imaging*, vol. 26, pp. 1–17, 2004.
- [35] S. Chen, M. Fatemi, R. Kinnick, and J. F. Greenleaf, "Comparison of Stress Field Forming Methods for Vibro-acoustography," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 51, pp. 313–321, 2004.
- [36] G. T. Silva, S. Chen, A. C. Frery, J. F. Greenleaf, and M. Fatemi, "Stress Field Forming of Sector Array Transducers for Vibro-acoustography," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 52, pp. 1943–1951, 2005.
- [37] G. T. Silva, A. C. Frery, and M. Fatemi, "Image Formation in Vibro-acoustography with Depth-of-fields Effects," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 30, pp. 321–327, 2006.
- [38] G. T. Silva, S. Chen, J. F. Greenleaf, and M. Fatemi, "Dynamic ultrasound radiation force in fluids," *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys*, vol. 71, p. 056617, 2005.
- [39] P. R. Wallace, *Mathematical Analysis of Physical Problems*. New York: Dover Publications, 1984.
- [40] G. Wang and Y. Li, "Axiomatic Approach for Quantification of Image Resolution," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 6, no. 10, pp. 257–258, 1999.
- [41] J. Y. Jin, G. T. Silva, and A. C. Frery, "Sar Despeckling Filters in Ultrasound Imaging," *Latin American Applied Research*, vol. 34, pp. 49–53, 2004.
- [42] C. P. Lee and T. G. Wang, "Acoustic radiation pressure," *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 92, no. 2, pp. 1099–1109, 1993.
- [43] M. W. Urban, G. T. Silva, M. Fatemi, and J. F. Greenleaf, "Multifrequency Vibro-acoustography," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, no. 10, pp. 1284–1295, 2006.
- [44] G. T. Silva and M. W. Urban, "Image Formation of Multifrequency Vibro-acoustography: Theory and Computational Simulations," in *Proceedings of the XVIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, pp. 1530–1834, 2005.
- [45] M. W. Urban, R. R. Kinnick, and G. T. Silva, "Stress field formation for multifrequency vibro-acoustography," *IEEE Ultrasonics*, pp. 2275–2278, 2005.
- [46] H. G. Hosseini, A. Alizad, and M. Fatemi, "Registration of Vibro-acoustography Images and X-ray Mammography," in *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, pp. 1846–1849, 2005.

- [47] H. G. Hosseini, A. Alizad, and M. Fatemi, "Fusion of Vibro-acoustography Images and X-ray Mammography," in *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference*, pp. 1803–2806, 2006.
- [48] A. Alizad, D. H. Whaley, R. R. Kinnick, J. F. Greenleaf, and M. Fatemi, "In Vivo Breast Vibro-acoustography: Recent Results and New Challenges," *IEEE Ultrasonics*, 2006.
- [49] R. R. Kinnick, M. W. Urban, and J. F. Greenleaf, "Sum Frequency Imaging During Vibro-acoustography of Tissue," *IEEE Ultrasonics*, 2006.
- [50] F. Mitri, G. T. Silva, J. Greenleaf, and M. Fatemi, "Simultaneous Sum-Frequency and Vibro-Acoustography Imaging for Nondestructive Evaluation (NDE) and Testing (NDT) Applications," *Journal of Applied Physics*, 2007.
- [51] S. Chen, R. R. Kinnick, J. F. Greenleaf, and M. Fatemi, "Harmonic Vibro-Acoustography," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 54, no. 7, 2007.
- [52] K. Hornik, "The R Project for Statistical Computing," 2002. Última consulta em janeiro de 2006.
- [53] A. Rosenfeld and A. C. Kak, *Digital Picture Processing*, vol. 2. U.S.: Academic Press, 2 ed., 1982.
- [54] H. Stark and J. W. Woods, *Probability, Random Processes and Estimation Theory for Engineers*. Prentice Hall, 2 ed., 1994.
- [55] J. S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*. New Jersey: Prentice Hall, 1989.
- [56] A. C. Bovik, *Handbook of Image and Video Processing*. San Diego: Academic Press, 2000.
- [57] A. K. Jain, "Advances in mathematical models for image processing," *Proceedings of the IEEE*, vol. 69, no. 5, pp. 502–528, 1981.
- [58] J. M. Ortega and W. C. Rheinboldt, *Iterative Solution of Nonlinear Equations in Several Variables*. NJ: Society for Industrial Mathematics, 1987.
- [59] R. W. Schafer, R. M. Mersereau, and M. A. Richards, "Constrained Iterative Restoration Algorithms," *Proceedings of the IEEE*, vol. 69, no. 4, pp. 432–450, 1981.
- [60] P. H. V. Cittert, "Zum Einfluss der Spaltbreite auf die Intensitätswerteilung in Spektrallinien II," *Z. Phys.*, vol. 69, pp. 298–308, 1931.
- [61] E. O. Brigham, *The Fast Fourier Transform*. New Jersey: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1974.
- [62] G. T. Silva, J. F. Greenleaf, and M. Fatemi, "Stress Field Forming of Sector Array Transducers for Vibro-acoustography," *IEEE Trans Ultrason Ferr Freq Ctrl*, vol. 52, pp. 1943–51, 2005.
- [63] F. Aghdasi and R. K. Ward, "Reduction of Boundary Artifacts in Image Restoration," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, April 1996.
- [64] Z. Wang and A. C. Bovik, "A Universal Image Quality Index," *IEEE Signal Processing Lett.*, vol. 9, pp. 81–84, 2002.

-
- [65] Z. Wang, A. C. Bovik, and L. Lu, “Why is Image Quality Assessment So Difficult?,” in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech & Signal Processing Proceedings*, vol. 4, pp. 3313–3316, 2002.

APÊNDICE A – Cronograma

“Boa sorte é o que acontece quando a oportunidade encontra o planejamento.”

Thomas A. Edison

O passo inicial para o desenvolvimento da dissertação começou com o estudo orientado ocorrido no ano de 2006. Este estudo foi dividido em duas partes (ver Tabela 5):

1. Levantamento bibliográfico e desenvolvimento teórico sobre restauração de imagens complexas
2. Desenvolvimento dos programas em MATLAB e obtenção de resultados preliminares de restauração por regularização e por métodos iterativos

ATIVIDADES	Meses				
	2006				
	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	X	X			
2			X	X	X

Tabela 5: Atividades do estudo orientado de 2006

As principais atividades que foram realizadas no ano de 2007 estão descritas abaixo. Para o cumprimento dos objetivos deste trabalho, foi obedecido o cronograma descrito na Tabela 6.

1. Preparação do exame de qualificação
2. Defesa do exame de qualificação
3. Desenvolvimento dos programas de restauração

AT*	Meses													
	2007												2008	
	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV
1	X	X												
2			X											
3				X	X	X	X	X						
4									X	X	X			
5												X	X	
6														X
*AT - ATIVIDADES														

Tabela 6: Atividades do ano de 2007

4. Teste final dos programas de restauração
5. Preparação do documento de dissertação
6. Defesa da dissertação

APÊNDICE B – Trabalhos Publicados

Trabalhos publicados e aceitos para publicação até então que foram resultados desta dissertação:

- T. Perciano, N. D. A. Mascarenhas, A. C. Frery, and G. T. Silva, “Restoration of Vibro-acoustography Images”, *Proceedings of the XXIII Annual ACM Symposium on Applied Computing*, 2008.
- T. Perciano, N. D. A. Mascarenhas, A. C. Frery, and G. T. Silva, “Application of image restoration algorithms in vibro-acoustography images”, *Digital Proceedings of the XX Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, 2007.
- T. Perciano, N. D. A. Mascarenhas, A. C. Frery, and G. T. Silva, “Application of image restoration algorithms in vibro-acoustography images”, *III Workshop de Visão Computacional*, 2007.