

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA

ESTIMAÇÃO DOS SINAIS ELÉTRICOS DAS DESCARGAS PARCIAIS
ATRAVÉS DA DECONVOLUÇÃO DOS SINAIS ACÚSTICOS
GERADOS POR ESTES

DUNIAN COUTINHO SAMPA

Itajubá

2013

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

DUNIAN COUTINHO SAMPA

**ESTIMAÇÃO DOS SINAIS ELÉTRICOS DAS DESCARGAS PARCIAIS
ATRAVÉS DA DECONVOLUÇÃO DOS SINAIS ACÚSTICOS
GERADOS POR ESTES**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Automação e Sistemas Elétricos Industriais

Orientador: Prof. Dr. Luiz Eduardo Borges da Silva

Co-orientador: Prof. Dr. Giscard Francimeire Cintra Veloso

Itajubá

2013

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

DUNIAN COUTINHO SAMPA

**ESTIMAÇÃO DOS SINAIS ELÉTRICOS DAS DESCARGAS PARCIAIS
ATRAVÉS DA DECONVOLUÇÃO DOS SINAIS ACÚSTICOS
GERADOS POR ESTES**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 05 de Abril de 2013, conferindo ao autor o título de **Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica.**

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Luiz Eduardo Borges da Silva

Dr. Erik Leandro Bonaldi

Prof. Dr. Giscard Francimeire Cintra Veloso

Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi

Itajubá

2013

Agradecimentos

Agradeço e dedico este trabalho primeiramente aos meus pais, José e Antónia, e meus irmãos, por me apoiarem incondicionalmente durante toda minha vida.

Ao professor Luiz Eduardo, pela orientação competente e pela atenção dispensada durante todas as etapas deste trabalho.

Aos professores Giscard e Ismael, que me deram grandes apoios nas montagens dos experimentos e também durante aquisições de dados.

Agradeço imensamente à Marialice e aos funcionários de DRA pelo apoio, incentivo e carinho desde a minha chegada à UNIFEI.

Á minha esposa Elen, que me motiva intensamente a cada dia que passa.

Ao programa de Mestrado em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), pela oportunidade de aprendizado e desta realização profissional.

Agradeço ainda à CAPES pelo apoio financeiro.

E, principalmente, ao Senhor meu DEUS e meu Pai; Eu te Agradeço por tudo que tens feito em minha vida: pela alegria de viver, por minha família, pelos meus amigos, pelo ar que respiro, pelos dons que me deste e pelos relacionamentos que possibilitam que eu cresça a cada dia.

Resumo

Este presente trabalho descreve uma utilização de deconvolução para estimação dos sinais elétricos das descargas parciais através da deconvolução dos sinais acústicos captados. Os resultados de simulações mostram que o sinal elétrico estimado é praticamente idêntico ao sinal elétrico original medido. Portanto, os resultados mostram que com a metodologia proposta foi possível estimar o sinal elétrico com exatidão de até 99%.

Palavras-chave: Emissão acústica, descargas parciais, deconvolução, equalização e transformadores de potências.

Abstract

This present work describes a use of deconvolution for estimation of electrical signals of partial discharge through the deconvolution of acoustic signals captured. The simulation results show that the electrical signal estimate is virtually identical to the original electrical signal measured. Therefore, the results show that with the proposed methodology was possible to estimate accurately the electrical signal of up to 99%

Keywords: Acoustic emission, partial discharges, deconvolution, equalization and power transformers.

Sumário

AGRADECIMENTOS	3
RESUMO	4
ABSTRACT	5
SUMÁRIO	6
LISTA DE FIGURAS	9
LISTA DE TABELAS	11
1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Objetivo	13
1.2 Organização	14
2 DESCARGAS PARCIAIS	15
2.1 Definição e Conceitos	15
2.2 Método de Detecção	17
2.3 Classificação de Descargas Parciais	18
2.4 Deterioração dos Dielétricos	20
2.5 Descargas Parciais em Transformadores.....	21
2.6 Medições de Descargas Parciais em Transformadores.....	22
2.6.1 Medição Elétrica	22
2.6.2 Medição Acústica.....	24
2.6.2.1 Função de Transferência.....	25
3 DECONVOLUÇÃO	27
3.1 Conceitos	27
3.2 Métodos Diretos.....	29
3.2.1 Deconvolução Direta no Domínio de Tempo	29

3.2.2	Filtro Inverso.....	30
3.2.2.1	Erro de equalização ou Ruído Convolutcional	32
3.2.3	Inversão de Matriz e Least Mean Square	33
3.2.4	Regularização de Tikhonov-Miller	35
3.3	Métodos Iterativos	36
3.3.1	Método de Van Cittert.....	37
3.3.1.1	Método de Van Cittert Modificado para Garantir Convergência.....	40
3.3.1.2	Forma Matricial.....	42
3.3.2	Método de Gold.....	46
3.3.2.1	Forma Matricial.....	47
3.3.3	Método de Jansson.....	48
3.3.4	Algoritmo de Riley	51
4	DECONVOLUÇÃO CEGA.....	53
4.1	Equalizador Cego de Wiener	53
4.2	Metodologia Bayesiana	56
4.2.1	Algoritmo de Richardson-Lucy	57
4.2.2	Maximum Likelihood	58
4.3	Deconvolução Homomórfica.....	62
4.4	Deconvolução Baseada em Modelos de Predição Linear	65
5	EXPERIMENTOS.....	67
5.1	Sistema de Geração de DPs	67
5.2	Sistema de Aquisição de Dados.....	68
6	SOFTWARE DESENVOLVIDO E ESTIMAÇÃO DO SINAL ELÉTRICO	71
6.1	Software	71
6.2	Obtenção de Equalizadores.....	71
6.2.1	Restauração de Sinais Acústicos.....	72
6.2.2	Equalização dos Sinais	76
6.3	Estimação do Sinal Elétrico.....	79

7	RESULTADOS OBTIDOS.....	82
8	CONCLUSÃO.....	89
8.1	Trabalhos Futuros.....	90
	REFERÊNCIAS.....	91

Lista de Figuras

Figura 2.1: Diagrama de divisão de Descargas [7].....	16
Figura 2.2: Exemplo de Descarga Parcial Interna [7].	18
Figura 2.3: Exemplo de Descarga Parcial Interna e Superficial [7].	18
Figura 2.4: Circuitos básico de detecção de impulsos elétricos [7].....	23
Figura 2.5: Bobina de Efeito Rogowski [1].....	23
Figura 3.1: Ilustração de um modelo para um sinal distorcido seguido por um equalizador [16].	28
Figura 3.2: Deconvolução.....	29
Figura 3.3: Equalização (Identificação de Sistemas).....	29
Figura 4.1: Diagrama esquemático do filtro de Wiener.	54
Figura 4.2: Ilustração de análise de deconvolução homomórfica.	62
Figura 4.3: Um sinal distorcido modelado como cascata de um modelo de sinal e um modelo de sistema.	65
Figura 5.1: Tanque montado para experimentos.	67
Figura 5.2: Dispositivo Gerador de Descargas.....	68
Figura 5.3: Desenho Esquemático do Sistema de Aquisição de Dados.	68
Figura 5.4: Sensores PAC S9208 com seus respectivos prendedores magnéticos para fixação nas paredes do tanque.	69
Figura 5.5: Pré-amplificadores para os sensores de emissão acústica.....	70
Figura 5.6: Equipamento de aquisição de sinais.....	70
Figura 6.1: Diagrama de processo para obtenção de equalizadores e equalizador médio.....	72
Figura 6.2: Sinais acústicos captados (não filtrados)	73
Figura 6.3: Sinais acústicos captados (filtrados)	74
Figura 6.4: Estimativas Iniciais da resposta ao impulso do sistema.....	74
Figura 6.5: Sinais acústicos restaurados (estimados) usando deconvolução cega.	75
Figura 6.6: Resposta ao impulso restauradas (estimados) usando deconvolução cega.	75
Figura 6.7: Restauração de Sinais Acústicos de DPs.	76
Figura 6.8: Sinais elétricos captados por sonda de Rogowski (não filtrado).	77

Figura 6.9: Sinais elétricos captados por sonda de Rogowski (filtrados).....	77
Figura 6.10: Equalizadores obtidos.	78
Figura 6.11: Melhor equalizador obtido.	78
Figura 6.12: Equalização dos Sinais.....	79
Figura 6.13: Diagrama de processo para obtenção de Equalizadores e equalizador médio.	79
Figura 6.14: Sinal Elétrico Estimado.....	80
Figura 6.15: Comparação do sinal elétrico estimado com sinal elétrico captado.....	81
Figura 6.16: Estimação do sinal elétrico	81
Figura 7.1: Ilustração do comportamento da média do EMPA das posições dos picos utilizando equalizadores	88
Figura 7.2: Ilustração do comportamento da média do EMPA das posições dos picos utilizando equalizador médio.....	88

Lista de Tabelas

Tabela 5.1: Características do S9208	69
Tabela 7.1: Resultados utilizando equalizadores (70% para equalização e 30% para estimação).....	83
Tabela 7.2: Resultados utilizando equalizador médio	84
Tabela 7.3: Resultados utilizando equalizadores.....	85
Tabela 7.4: Resultados utilizando equalizador médio	85
Tabela 7.5: Resultados utilizando equalizadores.....	86
Tabela 7.6: Resultados utilizando equalizador médio	86
Tabela 7.7 Resultados utilizando equalizadores.....	86
Tabela 7.8: Resultados utilizando equalizador médio	87
Tabela 7.9: Média do EMPA utilizando equalizadores.....	87
Tabela 7.10: Média do EMPA utilizando equalizador médio.	87

1 Introdução

Os transformadores de potência são equipamentos de grande importância e os mais caros em sistemas de transmissão e distribuição de energia. Exercem função fundamental desde a usina geradora até os grandes pontos de consumo. Portanto, uma falha repentina pode causar grande transtorno, além de prejuízos financeiros. A substituição de um transformador pode resultar em altos custos para as instalações. A manutenção preditiva de transformadores pode garantir a alta disponibilidade e fiabilidade do sistema elétrico. Além disso, a manutenção preditiva de transformadores pode garantir a redução de altos prejuízos financeiros em manutenção ou substituição.

O aumento do consumo da energia elétrica faz com que os transformadores de potência trabalhem com sobrecarga por períodos de tempo longos, aumentando os riscos de falha, sobreaquecimentos e degradação dos materiais isolantes, causando a perda acelerada de suas propriedades elétricas e mecânicas [1]. Estes fatores contribuem para uma possível formação de Descargas Parciais (DPs). Uma das preocupações do pessoal técnico envolvido na operação de equipamentos elétricos de alta tensão é evitar o envelhecimento prematuro dos isolamentos, assim como mantê-los em bom nível de proteção, prevenindo riscos de faltas severas e o aumento das paradas não programadas [2]. A presença de descargas parciais geralmente é um indício de deterioração do sistema isolamento. O aumento da taxa de ocorrência pode levar a uma condição crítica, resultando em fechamento de arco o que poderia ocasionar até mesmo a paralisação da subestação [3]. Uma maneira de reduzir estes riscos é realizar medições periódicas através de testes de DPs, usando métodos de manutenção preditiva.

Uma Descarga Parcial (DP) é um fenômeno que se manifesta no sistema de isolamento, e pode ser definida como uma descarga elétrica de pequena intensidade que ocorre em uma região de imperfeição de um meio dielétrico sujeita a um campo elétrico, onde o caminho formado pela descarga não une as duas extremidades dessa região de forma completa. As descargas parciais dão origem a uma série de fenômenos físicos e químicos e podem ser detectadas utilizando alguns dos métodos a seguir: fenômenos elétricos (perdas dielétricas e impulsos elétricos), radiação eletromagnética, luz, calor, ruído acústico, pressão de gases e transformações químicas. Esses métodos, exceto o acústico, apesar de indicar corretamente a presença de descargas parciais e o grau de comprometimento do isolamento,

são incapazes de indicar em que ponto do transformador o defeito está se desenvolvendo. Considerando as dimensões destes equipamentos, desconhecer o componente e o local onde está ocorrendo o problema pode estender demais o tempo de parada para intervenção, bem como dificultar uma análise do risco que se corre mantendo o equipamento em operação [4]. Os transdutores podem ser instalados em várias posições ao longo do transformador para captação dos sinais acústicos de descargas parciais, permitindo calcular a localização da região de defeito. Assim, o monitoramento acústico se apresenta como uma forma completa de diagnosticar o problema, informando não só sua presença e intensidade, mas também sua posição no interior do equipamento [4].

A ocorrência de descarga parcial pode ser detectada por meio de uma onda acústica que percorre todo o isolamento e a estrutura do equipamento. Há dificuldades como a presença de obstáculos intrínsecos no interior do equipamento, como os enrolamentos e o núcleo. Estes obstáculos diminuem a intensidade da onda acústica, provocam a distorção do sinal acústico, além de modificar suas características, o que dificulta não só a detecção, mas também o processo de localização da região de imperfeição e estimação do sinal elétrico. O problema pode ocorrer também quando os ecos dos sinais acústicos de descargas parciais são totalmente sobrepostos devidos às diversas reflexões e refrações da frente de onda. Embora seja possível localizar o ponto da ocorrência das descargas parciais, torna-se muito difícil quantificar a sua intensidade e saber da sua evolução. Isso faz o método acústico apresentar algumas fragilidades que pode dificultar a sua utilização como técnica preditiva.

O método acústico tem vantagem em relação aos outros métodos quando se trata de localização de ponto de ocorrência de descargas parciais enquanto a medição de descargas parciais pelo método elétrico tem por vantagem o fato de quantificar a intensidade das descargas detectadas. No entanto, o método elétrico possui a desvantagem de não permitir a localização da ocorrência das descargas.

1.1 Objetivo

Este trabalho descreve uma utilização de deconvolução para estimação dos sinais elétricos das descargas parciais através da deconvolução dos sinais acústicos gerados por estes. Este método permite utilizar o mesmo sinal acústico captado de descargas parciais tanto para localização do ponto de ocorrência de descargas parciais como para sua quantificação,

eliminando possivelmente a necessidade de aplicação de método elétrico para quantificação de descargas parciais.

O escopo do trabalho é a estimação do sinal elétrico das descargas parciais através da deconvolução dos sinais acústicos. O método desenvolvido tem capacidade de lidar com situações em que os ecos do sinal acústico das descargas parciais são total ou parcialmente sobrepostos.

1.2 Organização

A base teórica para entendimento do problema de descargas parciais, bem como sua evolução e os métodos que podem ser usados para sua detecção baseados numa série de fenômenos físicos e químicos são abordados no capítulo 2.

A deconvolução é apresentada no capítulo 3. Nesse capítulo são abordados os principais métodos diretos de deconvolução, as vantagens e desvantagens das suas aplicações. Além dos métodos diretos também foram abordados detalhadamente os métodos iterativos de deconvolução bem como as suas condições de convergência. No capítulo 4, é abordado o uso de deconvolução cega e equalização cega para restauração de sinais. Neste capítulo também são relatados alguns métodos de deconvolução cega baseados em formulação bayesiana.

A parte prática deste trabalho é apresentada no capítulo 5. Nesse capítulo é explicado o procedimento utilizado para realização dos ensaios e os instrumentos utilizados para fazer a aquisição de dados acústicos e elétricos de descargas parciais.

No capítulo 6 é apresentado o software desenvolvido para estimação de sinal elétrico de descargas parciais bem como todos os procedimentos utilizados.

Os resultados obtidos são apresentados no capítulo 7 e é mostrado como a qualidade da estimativa melhora em função da quantidade de dados utilizados para obtenção dos equalizadores. Finalmente, as conclusões e o direcionamento para a continuação da pesquisa iniciada neste trabalho são apresentados no capítulo 8.

2 Descargas Parciais

O monitoramento de descargas parciais é fundamental para prevenir as falhas em equipamentos elétricos de grande porte, sobretudo os transformadores de potência, além de permitir o aumento de tempo de operação desses equipamentos, evita falhas inesperadas que podem intensificar o processo de destruição do isolamento pelas descargas parciais. As descargas parciais em transformadores de potência são geralmente responsáveis pelas falhas nesses equipamentos, pois elas causam deterioração progressiva do sistema isolante e possivelmente falha do equipamento que resulta em altos prejuízos financeiros em manutenção ou substituição; por isso é importante preveni-las. Para isso se faz necessário à utilização de métodos preditivos de manutenção para monitoramento de atividade de descargas parciais.

2.1 Definição e Conceitos

Uma descarga parcial (DP) é caracterizada como uma descarga elétrica de pequena intensidade que ocorre em uma região (imperfeita) com perdas de um meio dielétrico sujeita a um campo elétrico, onde o caminho formado pela descarga parcial não une as duas extremidades dessa região de forma completa [5]. De acordo com a norma IEC 60270 [6], as descargas parciais são descargas elétricas localizadas que, através do isolamento, fazem de forma simples a ligação parcial entre dois condutores. Normalmente a descarga parcial é resultado de uma concentração de tensão elétrica local no interior do sistema isolante ou na superfície do sistema isolante. As DPs podem ser geradas por vários tipos de mecanismos e, em geral, elas aparecem como pulsos com duração menor que $1\mu S$. A mudança instantânea na configuração do campo elétrico devido a algum tipo de atividade elétrica interna ao sistema geralmente ocasiona o aparecimento de DPs. A ocorrência de uma descarga parcial é consequência de presença de cargas livres (elétrons e/ou íons positivos) em uma determinada região e um campo elétrico forte o necessário para acelerar as cargas livres com energia suficiente para começar o processo de avalanche. E a sua ocorrência pode ser detectada de diversas formas, tais como: o aparecimento de uma onda acústica que percorre todo o sistema isolante; o rastro de queima do material dielétrico ao liberar algumas substâncias que ficam

misturadas ao sistema isolante; alguns gases dissolvidos em óleo de transformador. Essas diversas formas de manifestações de DP são exploradas pelos diversos métodos de detecção existentes.

A descarga parcial ocorre em regiões com perdas, pois tem constante dielétrica diferente do material elétrico que as rodeia. Quando este material é submetido a um campo elétrico intenso que se distribui pelo material, força a região de imperfeição a um aumento de tensão superior a máxima suportada pela mesma. Isso vai originar pequenas descargas no interior da região de imperfeição, ocasionando aceleração de processo de deterioração do sistema isolante e possivelmente a falha do equipamento.

O termo descarga parcial generaliza vários tipos de descargas dentro do grupo de descargas em gases, como podemos ver no diagrama da figura 2.1:

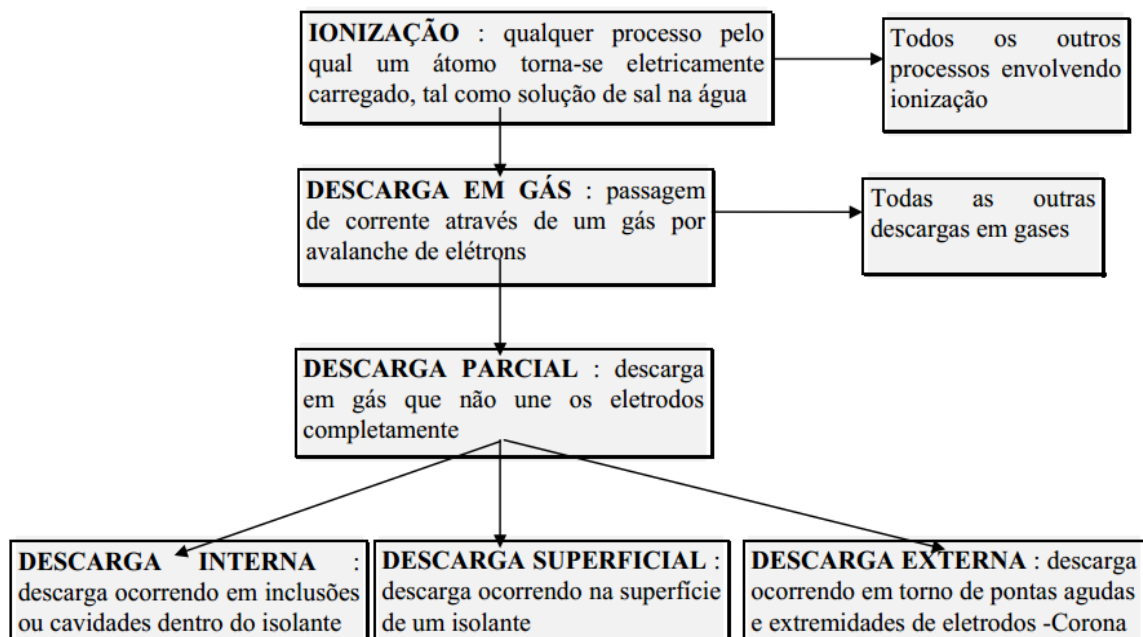


Figura 2.1: Diagrama de divisão de Descargas [7].

Como podemos ver, o termo ionização é um termo genérico, embora seja utilizado com frequência para referir-se as descargas parciais internas, mas é incorreto, pois a sua abrangência é muito ampla. O termo descarga parcial refere-se a uma descarga incompleta, que pode ser uma descarga interna, uma descarga superficial ou uma descarga externa que é chamando de “Corona”. Segundo Junior [7], o termo “descarga parcial – DP”, apesar de ser muito genérico, foi consagrado pelo uso e pela literatura para referir-se ao termo correto que seria descarga parcial interna.

2.2 Método de Detecção

As descargas parciais ocasionam vários fenômenos físicos e químicos. Esses fenômenos podem ser detectados utilizando alguns dos métodos a seguir:

- Fenômenos Elétricos (perdas dielétricas e impulsos elétricos);
- Radiação Eletromagnética;
- Luz;
- Calor;
- Emissão Acústica;
- Pressão de Gases;
- Transformações Químicas.

Nos itens acima, o mais frequentemente utilizado para detecção é o fenômeno elétrico, por ser mais sensível e, além disso, permite quantificar as descargas parciais. A detecção através da emissão acústica é utilizada em aplicações especiais, geralmente, para detecção e localização de ponto de ocorrência de DP em grandes transformadores de potência [8]. O fenômeno das transformações químicas gera gases que podem ser detectados quando é analisada a quantidade de gases dissolvidos em óleo isolante de transformadores, indicando a presença das DPs.

Para uma melhor escolha do método de medição para determinado equipamento, é necessário compreender as características das descargas parciais. Geralmente, dependendo da forma como a DP está se manifestando, é possível inferir a gravidade do problema, a sua evolução e as suas prováveis causas. Em qualquer dos métodos de detecção é necessário determinar a ausência ou a presença de descargas parciais, medindo a sua magnitude, onde é necessária uma calibração do sistema de medição, e procurar fazer aquisição de dados com menor interferência de ruído possível. As medições das descargas parciais são geralmente feitas em ambiente ruidoso. O sinal medido pode ser sobreposto por um ruído, ou vários ruídos provenientes de várias fontes, tornado a análise do resultado mais difícil. Os filtros de frequências convencionais têm uma enorme dificuldade em eliminar os componentes espúrios (ruídos) e o motor de inferência dos sistemas especialistas automatizados geralmente apresenta dificuldades em fazer uma inferência ótima em casos de ocorrência de falhas múltiplas, por causa do ruído aditivo no sinal e sobreposição dos sinais dessas falhas.

A forma de onda da medição elétrica é distorcida através do sistema isolante que se comporta como um deformador do sinal da DP, distorcendo e reduzindo a amplitude do sinal. Também, o intenso ruído eletromagnético pode mascarar o sinal de DP [9].

2.3 Classificação de Descargas Parciais

Uma das formas de classificar as descargas parciais é através da análise da natureza da sua origem. As DPs podem ser do tipo externo, interno, superficial, bolhas de gases em dielétricos líquidos, etc. As descargas parciais podem ocorrer em qualquer ponto do isolamento conforme ilustrado nas figuras 2.2 e 2.3.

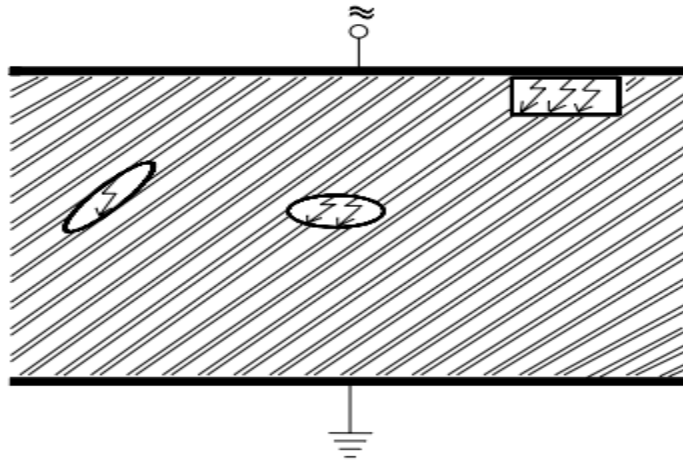


Figura 2.2: Exemplo de Descarga Parcial Interna [7].

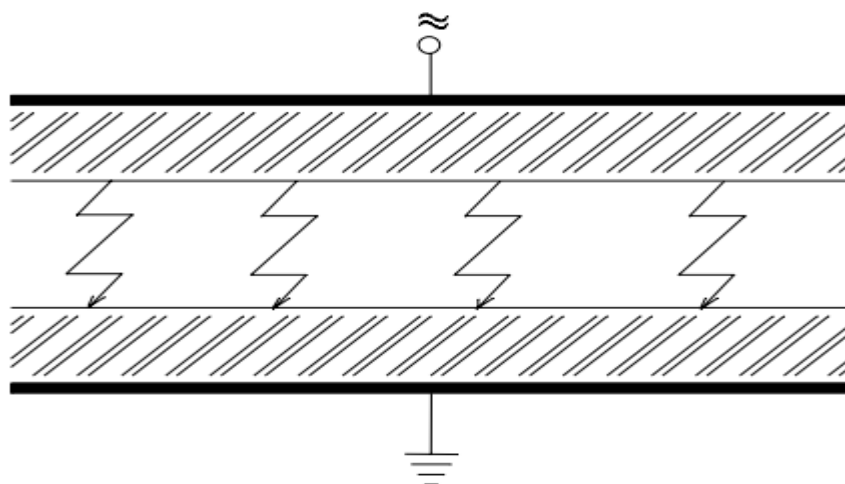


Figura 2.3: Exemplo de Descarga Parcial Interna e Superficial [7].

As descargas parciais são classificadas da seguinte forma:

a) Descargas Superficiais

As descargas superficiais ocorrem em gases ou líquidos na superfície de um material dielétrico e normalmente partindo do eletrodo para superfície [9]. Quando o aumento da tensão do componente do campo elétrico tangente à superfície é superior à tensão máxima suportada pela superfície ocorre processo de descarga superficial. Esse processo é conhecido como trilhamento e pode levar a degradação total do dielétrico isolante. As trilhas superficiais são consequências da corrente de fuga na região de perda. O aumento de trilhas pode levar de horas a anos dependendo da evolução e intensidade das descargas parciais.

b) Descargas Externas

As descargas externas ocorrem geralmente no ar (ambiente) e são conhecidas como “descargas corona”. As descargas corona acontecem quando uma corrente de duração longa passa através de um eletrodo, em alta tensão, que está em contato com algum fluido neutro, geralmente o ar. O fluido ao redor da ponta curvada do eletrodo acaba se tornando ionizado, parcialmente condutivo, assim, permitindo a passagem de corrente entre o eletrodo curvado e outro eletrodo com superfície suave.

c) Descargas Internas

As DPs internas ocorrem no interior de um material dielétrico, em regiões com perdas. Essas regiões podem apresentar falha a um aumento de tensão maior que a máxima suporta pelo material isolante que as rodeia. De acordo com Pompili [10], as descargas internas são formadas por avalanches de elétrons nessas regiões, que resultam em geração de gases. Se a constante dielétrica do material presente na região de perda for menor que o material do sistema isolante em volta, então a distribuição de tensão será maior nesta região, o que forçará o rompimento do dielétrico.

As descargas internas que ocorrem em arborescências elétricas que começam nas regiões com perdas juntamente com a ocorrência de DPs levam a deterioração total do sistema isolante. As ocorrências das DPs nas regiões de imperfeições levam a decomposição e carbonização do dielétrico que conseqüentemente ocasionam as rupturas do sistema isolante. A arborescência elétrica é o fenômeno de rupturas do sistema isolante, tais como cabos de

potência isolados, tendo sua origem devido à ocorrência contínua de descargas parciais internas [5], [11].

2.4 Deterioração dos Dielétricos

As DPs em dielétricos podem ocorrer em qualquer ponto do isolante dependendo da natureza da região de perda e podem ocorrer em espaços gasosos ou fissuras nos materiais sólidos ou bolhas no dielétrico líquido. Dessa forma, as descargas parciais são iniciadas se o aumento da tensão do campo elétrico dentro do espaço vazio da região de perda exceder a tensão do gás contido nessa região. Portanto, isso dará origem aos mecanismos de deterioração progressiva do sistema isolante e conseqüentemente pode levar a perfuração completa do dielétrico isolante. Os fenômenos que causam os mecanismos de deterioração são [7]:

- Bombardeamento iônico e eletrônico, causando aquecimento do anodo e catodo, erosão destas superfícies e processos químicos na superfície (polimerização, quebra de moléculas, formação de gases, etc.);
- Formação de produtos químicos no gás ionizado, tais como, ácido nítrico, ozônio, etc.;
- Formação de irradiação ultravioleta e raios-X suave.

Os eventos para análise dos mecanismos de ruptura dielétrica podem ser divididos em três categorias [10]:

- Baixo nível do campo e degradação, onde o sistema isolante é afetado pelo campo elétrico em conjunto com outros fatores;
- Evento devido ao campo elétrico exceder o campo elétrico crítico (modelos determinísticos);
- Devido às mudanças físicas e não homogeneidade existe uma probabilidade de ruptura no tempo (modelos estocásticos).

Os efeitos de ocorrências de descargas parciais são razão principal da deterioração acelerada do sistema isolante. Um efeito será mais drástico que outro, pois depende das características dielétricas do dielétrico isolante, por exemplo: há plásticos em que a degradação térmica é mais forte; em bobinas de alternadores que utilizam mica, o mecanismo

principal é o bombardeamento iônico; em transformadores de potência que utilizam papel isolante impregnado em óleo normalmente acontece à perfuração de camadas de papel, formado arborescências nas regiões de perdas do isolamento. As arborescências formadas no isolante podem conduzir a um sobreaquecimento local e a perfuração completa do dielétrico isolante.

A deterioração completa do dielétrico depende de vários fatores. Alguns desses fatores são quantidades de descargas, frequência de ocorrência, amplitude, variação da tensão aplicada, magnitude das descargas e natureza do dielétrico. Podemos esperar uma deterioração muito lenta quando é aplicada uma tensão contínua ao invés da tensão alternada e, além disso, um tempo de vida maior e menos prejuízo financeiro.

2.5 Descargas Parciais em Transformadores

Os transformadores de potência trabalham sobrecarregados por longos períodos de tempo por causa do aumento de demanda do consumo de energia elétrica. Esse aumento de períodos de tempo de sobrecarga acelera os riscos de falhas, sobreaquecimento e degradação dos materiais isolantes, causando a perda acelerada das propriedades elétricas e mecânicas do sistema isolante. O consumo de energia elétrica atinge seus valores máximos no horário do pico, porque funcionam ao mesmo tempo, além das fábricas, a iluminação pública, a iluminação residencial, vários eletrodomésticos e chuveiros. No horário do pico, há sobrecarga de transformadores por causa do aumento de consumo da energia elétrica que aumenta intensamente os fatores que contribuem para possível formação de descargas parciais.

O isolamento de grandes transformadores de potência normalmente é constituído por papel impregnado em óleo isolante. A baixa qualidade de óleo isolante devido às impurezas leva ao mecanismo de geração de descargas parciais. Não só o envelhecimento do sistema isolante contribui para o mecanismo de geração de descargas parciais nos transformadores, mas também erros de fabricação ou na operação do equipamento podem causar danos, como a contaminação por sujeira ou umidade [4].

Segundo um estudo realizado para avaliar o desempenho de transformadores e autotransformadores de potência [12], os componentes mais atingidos em relação às interrupções de serviço por falhas e por defeitos foram: os enrolamentos (34%), os

comutadores de taps (20%) e as buchas (14%). Somadas, as interrupções associadas a esses três componentes representaram 68% do total. Essa porcentagem poderia ser reduzida se fosse aplicado métodos preditivos para monitorar e diagnosticar essas falhas.

2.6 Medições de Descargas Parciais em Transformadores

A medição de descargas parciais em transformadores é muito complexa, além disso, é normalmente feita em ambiente ruidoso. Para fazer uma boa medição é necessário analisar as condições que influenciam na qualidade da mesma. Por exemplo, no método elétrico, algumas dessas condições estão ligadas a baixo nível do ruído, calibração do equipamento, sensibilidade do equipamento de medição e balanço de impedâncias. Todas essas condições afetam os sinais de DPs, contribuindo na sua distorção e atenuação.

A detecção através de transformação química que analisa quantidade de gases dissolvidos em óleo isolante (AGD) apresenta fragilidades de ser de baixa sensibilidade e de não permitir a localização da região de ocorrência de descargas parciais. A medição elétrica de descargas parciais tem a vantagem de quantificar as descargas parciais e a desvantagem de exigir que o equipamento seja tirado de operação ou expor os operadores a grandes riscos quando não é exigida a retirada do equipamento. A detecção através de emissão acústica tem a vantagem de permitir a localização da região onde ocorrem as descargas parciais e pode ser utilizado sem que haja a necessidade de desligamento de transformador submetido ao ensaio. Essas características fazem a detecção através da emissão acústica se destacar como uma poderosa ferramenta como técnica preditiva de manutenção [12].

2.6.1 *Medição Elétrica*

O método elétrico é um dos métodos mais populares para medição de descargas parciais e existem diversos tipos de circuitos utilizados para detecção de pulsos de descargas parciais. Apesar disso, este método apresenta dificuldade para monitoramento em tempo real e localização da região, por isso, sempre é complementada por outros métodos para suprir esta limitação. Estes circuitos geralmente são baseados em um modelo básico que é ilustrado na figura 2.4:

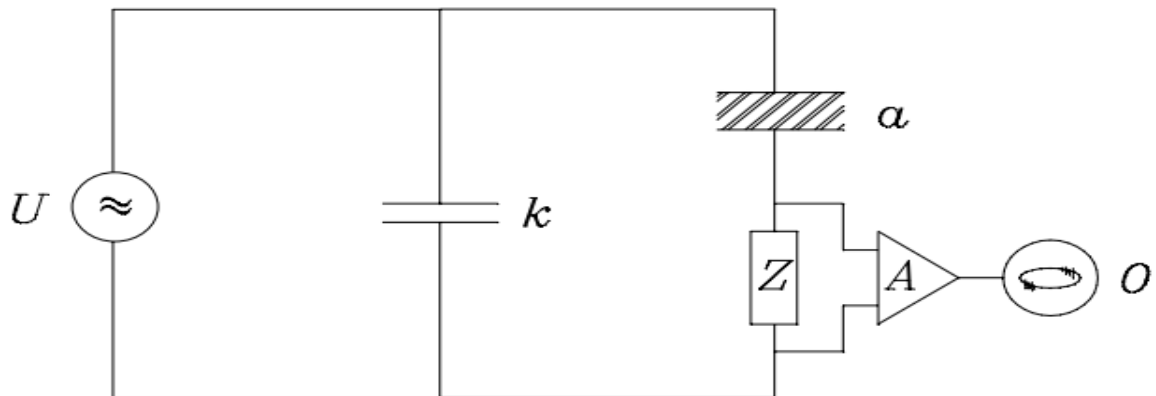


Figura 2.4: Circuitos básico de detecção de impulsos elétricos [7].

O circuito da figura 2.4 é muito simples e utiliza as seguintes componentes: uma fonte de alta tensão alternada U , um capacitor de acoplamento k , isento de descargas parciais na tensão de ensaio e que facilitará a circulação dos impulsos de corrente de alta frequência, o objeto de teste a , apresentando descargas parciais, uma impedância de medição Z por onde os impulsos de corrente gerarão uma queda de tensão. Portanto, o circuito em série formado por k , a , e Z é um caminho de baixa impedância para o pulso de descarga. A queda de tensão na impedância Z será amplificada pelo amplificador A e visualizada no osciloscópio.

Neste trabalho a medição elétrica de descargas parciais é feita através da bobina de Rogowski. A Bobina de Rogowski é um dispositivo eletrônico para medição de corrente alternada (AC) ou pulsos de corrente de alta velocidade.

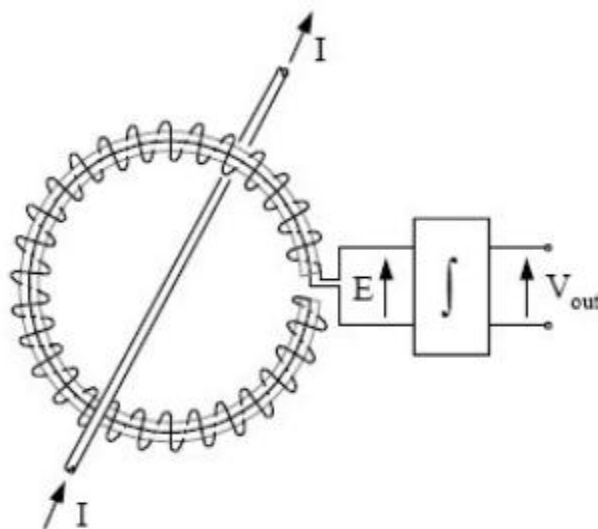


Figura 2.5: Bobina de Efeito Rogowski [1].

Uma bobina de efeito Rogowski é instalada na bucha de alta tensão; esta bobina detecta correntes de altíssimas frequências, permitindo a aquisição dos pulsos de descargas parciais; este esquema torna possível o monitoramento online do transformador, mas apresenta um grande perigo no momento da instalação da bobina [1], [4].

Ao medir a descarga parcial eletricamente, os sinais podem ser atenuados e deformados por causa das interferências intrínsecas ao processo de medição, como interferências por condução ou irradiação de ondas eletromagnéticas, ruídos senoidais (a partir de serviços de comunicações, senóide da rede), ruídos pulsantes (a partir de comutadores de máquinas elétricas) e ruídos aleatórios (descargas corona etc.).

2.6.2 *Medição Acústica*

Quando ocorre a descarga parcial uma energia é liberada dentro da região e conseqüentemente o fluido contido nesta região é bruscamente vaporizado, resultando em ondas mecânicas que se propagam em todas as direções do tanque. O método de emissão acústica se baseia na detecção, através do sensor ultrassônico, de sinais de ondas mecânicas emitidas quando ocorre a descarga parcial.

A velocidade do som depende do meio onde ocorre a propagação e características das variáveis intrínsecas ao meio, ou seja, se o meio é gasoso, líquido ou sólido. A velocidade de som no meio gasoso é definida da seguinte forma:

$$V_g = \sqrt{\frac{\gamma P}{\rho}} \quad (2.1)$$

Onde:

- V_g é a velocidade do som do meio gasoso
- γ é a razão do calor específico;
- P é a pressão do gás;
- ρ é a densidade definida pela relação $\rho = m/V$, sendo m a massa e V o volume do gás.

A velocidade do som no meio líquido é definida de acordo com as equações 2.3 e 2.3.

A equação 2.2 é para líquidos incompressíveis e a equação 2.3 é para líquidos compressíveis.

$$v_{li} = \sqrt{\frac{K}{\rho}} \quad (2.2)$$

$$v_{lc} = \sqrt{\frac{\gamma K}{\rho}} \quad (2.3)$$

- “K” é a constante de volume do gás.

A velocidade do som no meio sólido é definida através da equação 2.4.

$$v_s = \sqrt{\frac{Y}{\rho(1 - c)}} \quad (2.4)$$

Onde:

- “Y” é a constante de Young;
- $c = 2\sigma^2(1 - \sigma)$;
- “ σ ” é a razão de Poisson.

A onda acústica captada é fortemente deformada pela estrutura interna do transformador, além de inúmeras reflexões e refrações nos objetos internos ao tanque. As reflexões múltiplas causam a sobreposição dos picos dos sinais acústicos de descargas parciais quando a frequência de ocorrências de DPs é grande. A deformação do sinal também depende da viscosidade do meio, da distância e temperatura. O sinal deformado cria grandes dificuldades para localização da região de perda e estimação do sinal elétrico.

2.6.2.1 Função de Transferência

O transdutor e o sistema isolante constituem um sistema físico de alta complexidade cuja modelagem depende de uma série de parâmetros que é difícil de quantificar. Um dos fatores que têm maior influência sobre o sistema é a temperatura. Sabe-se que a velocidade de

propagação de uma onda sofre variações com a mesma. É importante observar o comportamento dos transdutores frente à mudança de temperatura, já que afetam os parâmetros mecânicos do transdutor e poderia modificar a forma de onda do sinal acústico emitida, devido à possível mudança da função de transferência do sistema. Quanto ocorre alterações na função de transferência do sistema é necessária à utilização de filtros adaptativos para compensar as possíveis mudanças na forma de onda do sinal acústico. Na prática é inviável fazer a modelagem desse sistema físico porque é muito complexo e quaisquer variações nas variáveis intrínsecas ao sistema alterariam a função de transferência do sistema.

Estudos mostram que a frequência de ressonância do sensor piezoelétrico depende da espessura do disco cerâmico [13]. Quando a temperatura varia a espessura sofre variações e, portanto, a frequência de ressonância do transdutor varia. Uma mudança de temperatura modifica a espessura da camada de acoplamento da impedância acústica, o que faz com que o casamento da impedância não seja ótimo, causando uma deformação do sinal.

3 Deconvolução

O sinal obtido por um sistema de medição normalmente não apresenta uma forma de revelar informação tanto quanto possível devido ser deformado por uma função de distorção, o que corresponde à resposta ao impulso de toda a cadeia de medição. O problema de deconvolução preocupa-se com a separação de dois sinais combinados através de convolução. No entanto, o problema é mal-posto e, portanto, não tem uma única solução, apenas estimativas para o resultado de deconvolução são possíveis [14]. Para obter uma estimativa aceitável, muitas técnicas de deconvolução têm sido desenvolvidas com sucesso para atender a uma determinada aplicação ou determinados tipos de sinais.

Como relatamos no Capítulo 2, ao medir a descarga parcial, os sinais podem ser atenuados, deformados, os picos podem estar sobrepostos por um ruído, ou mesmo vários ruídos de várias fontes, criando dificuldades para análise dos resultados e tomadas de decisões. Neste capítulo nós estudaremos os métodos de deconvolução que podem ser usados para restauração de um sinal acústico de descarga parcial deformado pelo sistema isolante de transformador durante sua propagação no interior do tanque, considerando a resposta ao impulso do sistema isolante conhecida.

3.1 Conceitos

O processo de restauração de um sinal acústico distorcido pela resposta ao impulso de um meio de propagação de ondas acústicas é conhecido como deconvolução ou equalização. Se a operação de distorção é linear ao sinal da saída (LTI), o sistema pode ser representado por uma operação de convolução [15].

$$y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)x(t - \tau)d\tau = h(t) * x(t) \quad (3.1)$$

Onde $y(t)$ representa o sinal acústico de DPs captado por transdutor, e $h(t)$ é a função de distorção ou a resposta ao impulso do sistema isolante do transformador, cujo efeito é desejado que fosse eliminado, e $x(t)$ é o sinal acústico original de descarga parcial. Se não

existisse o sistema isolante do transformador e a medição fosse ideal, a função $h(t)$ seria um *Delta de Dirac*, o sinal $y(t)$ não apresentaria nenhuma distorção e seria igual ao sinal acústico original de DPs. A função $h(t)$ engloba a resposta eletromecânica do transdutor, o efeito da propagação do meio, assim como o efeito devido à refração, reflexão, frequência, distância, viscosidade do meio de propagação, temperatura, etc.

A equação (3.1) na forma discreta é expressa da seguinte forma:

$$y(m) = h(m) * x(m) = \sum_{k=0}^{M-1} h(k)x(m-k) \quad (3.2)$$

Quando lidamos com os dados do mundo real, não há aquisição que possa ser feita sem erro $n(m)$ [16]. Portanto, adicionando o termo do ruído na equação (3.2) obteve-se a equação (3.3). A figura 4.1 ilustra um modelo típico para um sinal ruidoso e distorcido seguido por um equalizador.

$$y(m) = h(m) * x(m) + n(m) = \sum_{k=0}^{M-1} h(k)x(m-k) + n(m) \quad (3.3)$$

Onde $n(m)$ é o ruído aditivo no sinal durante a propagação no sistema de proteção do transformador.

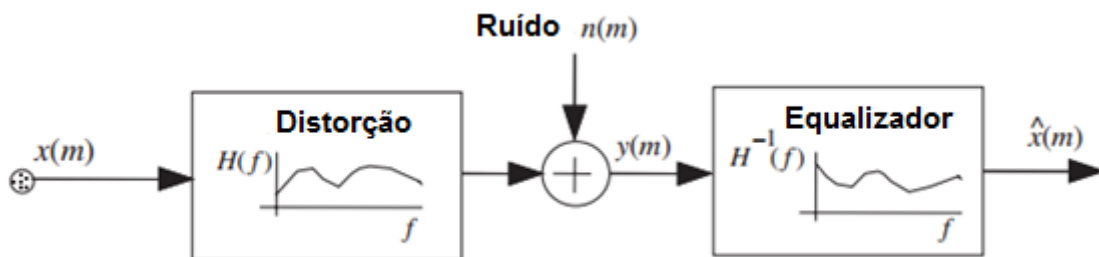


Figura 3.1: Ilustração de um modelo para um sinal distorcido seguido por um equalizador [16].

A partir de ponto de vista matemático, a operação de deconvolução é definida como a inversa de convolução. O problema de encontrar $x(m)$ a partir da equação (3.2) tendo $h(m)$ e $y(m)$ é conhecido como a operação de deconvolução. Um problema similar é encontrar $h(m)$

em função de $y(m)$ e $x(m)$, o processo conhecido como equalização (Identificação de Sistemas). Como a operação de convolução é comutativa, se trata do mesmo problema no ponto de vista matemático.

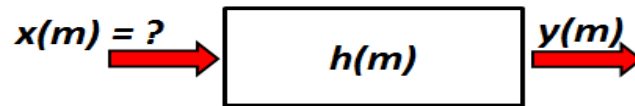


Figura 3.2: Deconvolução.

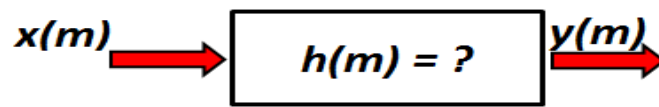


Figura 3.3: Equalização (Identificação de Sistemas).

3.2 Métodos Diretos

Os métodos diretos de deconvolução consistem em simples manipulações das equações de convolução sem preocupar com alguma técnica de tratamento de ruído, onde pequena perturbação de ruído no sinal acústico captado pode causar grandes oscilações no sinal restaurado. Estes métodos não têm nenhuma técnica de regularização integrada para amortecer o ruído no sinal recuperado. A regularização permite obter uma solução estável e convergente do problema *ill-posed*.

3.2.1 Deconvolução Direta no Domínio de Tempo

Tomando a equação (3.3), desenvolvendo os termos e rearranjando-os e se $h(0) \neq 0$, portanto o $x(m)$ pode ser calculado de forma iterativa utilizando a seguinte formula:

$$x(m) = \begin{cases} \frac{y(m) - n(m)}{h(m)} & m = 0 \\ \frac{y(m) - n(m) - \sum_{k=1}^{M-1} h(k)x(m-k)}{h(0)} & m \geq 1 \end{cases} \quad (3.4)$$

A solução desta equação parece ser bastante simples, contudo, é conveniente examiná-la com mais detalhe. Suponhamos que o primeiro valor da função de distorção $h(0)$ seja muito pequeno em relação aos outros valores de $h(m)$ que é uma situação típica. A primeira estimativa é dada por $x(0) = (y(0) - n(0)) / h(0)$. Mesmo para sinais com baixa relação sinal-ruído, o erro na estimativa poderia ser bastante grande, sendo igual a $n(0) / h(0)$. Tendo em conta que o algoritmo é iterativo, os erros cometidos em sucessivas iterações vão acumulando e propagando para as próximas iterações, tornando inviável a utilização deste algoritmo na prática [17].

3.2.2 Filtro Inverso

O problema da estabilidade é entendido melhor no domínio das frequências [13]. A equação (3.3) pode ser transformada em domínio de frequência utilizando teorema de convolução da seguinte forma:

$$Y(f) = X(f)H(f) + N(f) \quad (3.5)$$

Onde $Y(f)$, $X(f)$, $H(f)$ e $N(f)$ são o espectro do sinal acústico de DPs, o espectro do sinal acústico original de DPs, o espectro da função de distorção e o espectro do ruído aditivo respectivamente. Ignorando o termo do ruído na equação (3.5) e reescrevendo-a em função de $X(f)$, então obtemos:

$$X(f) = \frac{Y(f)}{H(f)} = \frac{1}{H(f)} Y(f) = H^{-1}(f)Y(f) \quad (3.6)$$

Onde $H^{-1}(f) = 1/H(f)$. Tomando logaritmo em ambos os membros da equação (3.5), temos:

$$\ln|Y(f)| = \ln|X(f)| + \ln|H(f)| \quad (3.7)$$

Na equação (3.7), no domínio de logaritmo-frequência, o efeito de distorção é a adição do termo $\ln|H(f)|$ no espectro do sinal do sinal acústico original.

O filtro inverso ideal ou o equalizador ideal restaura o sinal acústico original de DPs a partir do sinal acústico captado pelo transdutor. No domínio de frequência, o filtro inverso ideal do sistema pode ser expresso como:

$$H(f)H^{inv}(f) = 1 \quad (3.8)$$

Na equação (3.8), $H^{inv}(f)$ é utilizado para denotar o filtro inverso ideal do sistema isolante do transformador. Para equalizador ideal, tem-se $H^{inv}(f) = H^{-1}(f)$, ou, no domínio logaritmo-frequência, tem-se que $\ln H^{inv}(f) = -\ln H(f)$. A forma geral da equação (3.8) é dada pela transformada Z da seguinte forma:

$$H(z)H^{inv}(z) = z^{-N} \quad (3.9)$$

Há alguns valores de atraso N que faz com que o processo de inversão do sistema seja causal. Tomando a transformada inversa de Fourier da equação (3.8), temos a seguinte relação de convolução entre a resposta ao impulso do sistema isolante do transformador $h(m)$ e a resposta ao impulso inverso ideal do sistema isolante do transformador $h^{inv}(m)$.

$$\sum_k h^{inv}(k)h(m-k) = \delta(m) \quad (3.10)$$

Onde $\delta(i)$ é a função *Delta de Kronecker*. Supondo que o sinal captado por transdutor seja livre de ruído e a resposta ao impulso do sistema isolante seja invertível, o filtro inverso ideal do sistema isolante pode ser utilizado para restaurar o sinal acústico original de DPs com erro zero. O sinal acústico estimado $\hat{x}(m)$ (em função sinal distorcido $y(m)$ e a entrada) é expressa por:

$$\begin{aligned} \hat{x}(m) &= \sum_k h^{inv}(k)y(m-k) = \sum_k h^{inv}(k) \sum_j h(j)x(m-k-j) \\ &= \sum_i x(m-i) \sum_k h^{inv}(k) h(i-k) \end{aligned} \quad (3.11)$$

A última linha da equação (3.11) resulta na mudança da variável $i = k + j$ na segunda linha e depois rearranjando os termos. Para filtro inverso ideal, substituição da equação (3.10) na equação (3.11) produz a equação (3.12) que é o resultado desejado.

$$\hat{x}(m) = \sum_i \delta(i)x(m-i) = x(m) \quad (3.12)$$

Na prática, não é aconselhável implementar $H^{inv}(f)$ simplesmente como $H^{-1}(f)$, porque, geralmente, a resposta ao impulso do sistema não é invertível [18]. Mesmo para as respostas ao impulso do sistema invertíveis, uma simples implementação do filtro inverso do sistema $H^{-1}(f)$ pode causar problemas, por exemplo, nas frequências onde $H(f)$ é pequena, sua inversa $H^{-1}(f)$ é grande, e isso pode ocasionar amplificação de ruído se a relação SNR é baixa. No domínio de frequência, o erro se acumula nas regiões em que $H(f)$ é pequeno enquanto que no domínio de tempo, o erro se distribui ao longo de todo intervalo de processamento de sinal na forma de impulsos, ofuscando o sinal original [19].

Este método clássico de deconvolução falha em proporcionar os resultados desejados por seguintes motivos:

- O filtro é instável.
- A solução não é única.

A não singularidade de solução é também óbvia no domínio de frequências. A resposta ao impulso calculada a partir de sinal original e sinal captado é um sinal de banda limitada. Portanto, qualquer outra função que se sobrepõe à função estimada dentro da banda de frequências do sinal de DPs é também uma solução do problema.

3.2.2.1 Erro de equalização ou Ruído Convolutacional

O erro de equalização do sinal, também chamado de ruído convolutacional, é definido como a diferença entre o sinal original de DPs e o sinal estimado:

$$v(m) = x(m) - \hat{x}(m) = x(m) - \sum_{k=0}^{M-1} \hat{h}^{inv}(k)y(m-k) \quad (3.13)$$

Onde $\hat{h}^{inv}(m)$ é uma estimativa do filtro inverso do sistema. Suponha-se que exista um equalizador ideal $h^{inv}(m)$ que pode restaurar o sinal original de descarga parcial $x(m)$ a partir do sinal captado $y(m)$, então temos:

$$x(m) = \sum_{k=0}^{M-1} h^{inv}(k)y(m-k) \quad (3.14)$$

Substituindo a equação (3.14) na equação (3.13), temos:

$$\begin{aligned} v(m) &= \sum_{k=0}^{M-1} h^{inv}(k)y(m-k) - \sum_{k=0}^{M-1} \hat{h}^{inv}(k)y(m-k) \\ &= \sum_{k=0}^{M-1} \tilde{h}^{inv}(k)y(m-k) \end{aligned} \quad (3.15)$$

Onde $\tilde{h}^{inv}(m) = h^{inv}(m) - \hat{h}^{inv}(m)$. O sinal de erro de equalização $v(m)$ pode ser visto como saída de um filtro de erro $\tilde{h}^{inv}(m)$ convoluido com o sinal de DPs captado pelo transdutor $y(m)$, daí o nome “ruído convolucional” $v(m)$. Quando o processo de equalização está convergindo, de tal modo que $\hat{x}(m)$ seja uma boa estimativa do sinal de DPs original $x(m)$, então o ruído convolucional será relativamente pequeno e descorrelacionado (processo de reduzir autocorrelação) e poderia ser modelado como por média zero de uma gaussiana aleatória.

3.2.3 Inversão de Matriz e Least Mean Square

A convolução discreta também pode ser expressa por multiplicação de matrizes se a transformação de Toeplitz é usada. Assim, o processo de deconvolução torna-se uma inversão de matriz. Portanto, podemos escrever a equação (3.2) como um sistema de equações lineares:

$$\begin{bmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \vdots \\ y(2m-2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h(0) & 0 & 0 & \dots \\ h(1) & h(0) & 0 & \dots \\ h(2) & h(1) & h(0) & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h(m-1) & h(m-2) & h(m-3) & \dots \\ 0 & h(m-1) & h(m-2) & \dots \\ 0 & 0 & h(m-1) & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ \vdots \\ x(m-1) \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

A equação (3.16) é uma forma discreta de equação integral de *Fredholm* do primeiro tipo que é extremamente mal posto [15]. Vamos reescrever esta equação da seguinte forma:

$$Y = HX \quad (3.17)$$

Onde:

- Y é a matriz de $y(m)$, dimensão $(2m - 1) \times 1$;
- X é a matriz de $x(m)$, dimensão $(m - 1) \times 1$;
- H é a matriz de Toeplitz de $h(m)$, dimensão $(2m - 2) \times (m - 1)$.

Como podemos observar na equação (3.16), as colunas da matriz H são elementos do do vetor $h(m)$ deslocado de uma posição para direita. Vendo a equação (3.17), aparentemente, tudo que se precisa fazer é inverter a matriz H , mas ela pode não ter inversa, ou seja, singular. Uma inversão direta de H para a solução de X pode não levar a uma solução estável e uma pequena perturbação de ruído no Y pode causar grandes oscilações no X [20]. Isso se deve porque o problema de deconvolução é um problema extremamente *ill-posed*.

Há vários métodos desenvolvidos para resolver problemas *ill-posed*. O método *Least Mean Square* é um dos métodos usado para encontrar a solução do sistema de equações lineares da equação (3.17), portanto, a expressão (3.18) é minimizada:

$$\|H\hat{X} - Y\|^2 \quad (3.18)$$

A estimativa direta pelo método *Least Mean Square* do vetor X é obtida da seguinte forma:

$$\hat{X} = (H^T H)^{-1} H^T Y = T^{-1} H^T Y \quad (3.19)$$

Onde $T = H^T H$ é a matriz *Toeplitz*. O método de mínimos quadrados consegue resolver o problema da singularidade de matriz, ou seja, $H^T H$ é sempre invertível. Mas, o problema referente ao ruído no sinal ainda continua o mesmo. Pequena oscilação no sinal de DPs captado por transdutor causará grandes oscilações na estimativa do sinal original, pois o problema de deconvolução é *ill-posed*, alguma técnica de regularização deve ser utilizada para poder obter uma estimativa adequada.

3.2.4 Regularização de Tikhonov-Miller

Para obter uma estimativa aproximada regularizada da equação (3.17), a expressão (3.20) é minimizada, sendo α o parâmetro de regularização:

$$\|H\hat{X} - Y\|^2 + \alpha\|Q\hat{X}\|^2 \quad (3.20)$$

A equação (3.21) representa uma estimativa regularizada.

$$\hat{X} = (H^T H + \alpha Q^T Q)^{-1} H^T Y \quad (3.21)$$

Onde ($0 < \alpha < \infty$). Há várias formas de solucionar o sistema de equações lineares da equação (3.21). A solução para $\alpha = 0$ é frequentemente chamada de solução principal. Há um caso restrito que é chamado de ordem-zero ou regularização de Tikhonov para $T = E - U$, onde U é uma matriz unitária. Tanto a soma de quadrado de erros como a soma do quadrado dos elementos da estimativa \hat{X} são minimizadas. O coeficiente α representa um *tradeoff* entre ambas às partes da equação (3.20). Esta regularização permite obter soluções estáveis.

A matriz Q é definida da seguinte forma:

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Geralmente, a estabilização da solução não é conseguida com os valores de α pequenos e os valores muito grandes tornam a solução tendenciosa e impossibilitam um ajuste apropriado [20].

3.3 Métodos Iterativos

Há vários métodos iterativos de deconvolução utilizados e relatados na literatura e a maior parte destes métodos é baseada no método de Van Cittert [13]. Os métodos iterativos, geralmente, conseguem suprir várias limitações apresentadas pelos métodos diretos tais como instabilidade, propagação de ruídos.

Foram realizadas simulações para avaliar a qualidade da estimação de alguns destes algoritmos e segundo ele, os métodos iterativos possuem vantagens sobre outros métodos de restauração de sinais que são [21]:

- d) A simplicidade;
- e) Um conhecimento a priori de parâmetros estatísticos dos dados não é necessário;
- f) Restrições podem ser facilmente incorporadas nos algoritmos;
- g) O algoritmo iterativo permite controlar os funcionamentos do filtro em cada passo, finalizando quando é alcançada uma determinada precisão;

Em torno do método de Van Cittert foram desenvolvidas diversas variantes para amortecer o crescimento do componente do ruído e estabilizar o sinal restaurado, impondo determinadas restrições nas soluções.

3.3.1 Método de Van Cittert

O método de Van Cittert considera o sinal acústico captado como a primeira estimativa do sinal acústico original de DPs e iterativamente corrige esta estimativa usando um fator de erro. Em seguida, este método realiza a convolução desta primeira estimativa com a resposta ao impulso do sistema isolante e a diferença desta convolução com o sinal acústico captado é usada para construir a estimativa da próxima iteração. Este método faz as aproximações sucessivas, mas nem sempre é possível recuperar o sinal original se não é utilizado com alguma modificação [14].

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + [y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.23)$$

Onde:

- $\hat{x}^k(m)$ é a k -ésima estimativa de x ;
- k é o número de iteração.

O valor inicial é igual a:

$$\hat{x}^0(m) = y(m) \quad (3.24)$$

O método de Van Cittert utiliza a correção $[y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)]$ para ajustar a k -ésima estimativa de x . As iterações são efetuadas até que um determinado critério de erro seja alcançado.

Este método requer uma quantidade muito grande de tempo de computação devido às várias convoluções numéricas realizadas nas iterações, além disso, o número de iterações necessário para atingir uma estimativa aceitável é desconhecido. A qualidade da estimativa obtida apenas pode ser avaliada através da aplicação de um critério de função qualitativa de erro. Um critério que faz um *tradeoff* entre a redução de ruído e a preservação da informação no sinal foi desenvolvido por Bennia e Riad [14].

Para analisar a convergência deste método, vamos tomar a transformada de Fourier em ambos os membros das equações (3.23) e (3.24), então se obtém:

$$\hat{X}^k(f) = \hat{X}^{k-1}(f) + [Y(f) - H(f) * \hat{X}^{k-1}(f)] \quad (3.25)$$

$$\hat{X}^0(f) = Y(f) \quad (3.26)$$

Rearranjando a equação (3.25), então temos:

$$\hat{X}^k(f) = \hat{X}^{k-1}(f)[1 - H(f)] + Y(f) \quad (3.27)$$

Depois de várias substituições e ordenamento dos termos na equação (3.27), obteve-se a seguinte série:

$$\hat{X}^k(f) = \{1 + [1 - H(f)] + [1 - H(f)]^2 + \dots + [1 - H(f)]^k\}Y(f) \quad (3.28)$$

A série em chaves {} consiste nos primeiros k-ésimos termos da expansão binomial de $\{1 - [1 - H(f)]\}^{-1}$. A série $\hat{X}^k(f)$ converge para a razão $Y(f)/H(f)$ quando $|1 - H(f)| < 1$. Esse resultado é igual ao resultado obtido na equação (3.6) que resulta na divisão direta no domínio de frequência.

Facilmente, podemos provar que:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \hat{X}^k(f) = \frac{Y(f)}{H(f)} = H^{-1}(f)Y(f) \quad , \quad \text{se } |1 - H(f)| < 1 \quad (3.29)$$

Para valores de f onde $H(f) = 0$, por exemplo, nas frequências fora da banda de informação do sinal acústico de DP e na ausência de ruído, então $Y(f) = 0$. Nestas frequências, $\hat{X}^k(f)$ é indeterminado. Nas frequências fora dessa banda, $H(f)$ pode ter valores muito próximos à zero para algumas frequências, assim, nessas frequências a estimativa dependerá do ruído contido no sinal acústico captado. A série da equação (3.28) converge se somente se as condições (3.30) e (3.31) são satisfeitas:

$$|1 - H(f)| < 1, \quad \{f : H(f) \neq 0\} \quad (3.30)$$

$$Y(f) = 0, \quad \{f : H(f) = 0\} \quad (3.31)$$

Se as condições (3.30) e (3.31) são satisfeitas, então (3.28) converge para:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \hat{X}^k(f) = X^b(f), \quad \text{se } |1 - H(f)| < 1 \quad (3.32)$$

Onde $X^b(f)$ é a “solução principal” definido pelo Bracewell [22]:

$$X^b(f) = \begin{cases} X(f) & \forall f \notin \Omega \\ 0 & \forall f \in \Omega \end{cases} \quad (3.33)$$

Onde o conjunto Ω é definido como o conjunto de frequências onde $H(f)$ é igual à zero:

$$\Omega = \{f: H(f) = 0\} \quad (3.34)$$

Para que $H(f)$ satisfaça a condição (3.30) é necessário que a sua parte real satisfaça a condição:

$$0 < \text{Re}[H(f)] < 2 \quad (3.35)$$

As condições para a convergência da técnica de Van Cittert (equações (3.30) e (3.31)) foram obtidas, primeiramente, pelo Bracewell. Os estudos demonstraram que as condições de convergência só podem ser satisfeitas por um número limitado de sinais e apenas esses sinais que podem ser restaurados por este método. No entanto, quando este método é considerado como um método de filtragem de tipo Wiener, todos os tipos de sinais fisicamente possíveis são ajustados para satisfazer a condição de convergência. Portanto, isso é possível através da introdução de um parâmetro de escalonamento e um procedimento de filtragem.

A equação (3.28) pode ser escrita da seguinte forma:

$$\hat{X}^k(f) = Y(f) \sum_{i=0}^k [1 - H(f)]^i \quad (3.36)$$

Agora, vamos reescrever a (3.36) na forma de uma série geométrica usando a teoria das progressões geométricas:

$$\begin{aligned}\hat{X}^k(f) &= Y(f) \sum_{i=0}^k [1 - H(f)]^i = Y(f) \frac{1 - [1 - H(f)]^{k+1}}{1 - [1 - H(f)]} \\ &= \frac{Y(f)}{H(f)} \{1 - [1 - H(f)]^{k+1}\}\end{aligned}\quad (3.37)$$

A equação (3.37) só é válida se somente se a condição de convergência de Bracewell é satisfeita. Pode-se observar que esta equação tem a forma de um filtro $B(f)$ multiplicado pelo resultado da deconvolução direta no domínio de frequência.

$$\hat{X}^k(f) = \frac{Y(f)}{H(f)} B(f) \quad (3.38)$$

Onde $B(f) = 1 - [1 - X(f)]^{k+1}$. Para examinar a capacidade de filtragem de $B(f)$, vamos discutir como ele se comporta em função de número de iteração k . Para $k \rightarrow \infty$, o termo $B(f)$ se aproxima de unidade desde que a condição de convergência seja satisfeita. Portanto, $\hat{X}^k(f)$ será igual ao resultado obtido na equação (3.6) que é a divisão direta no domínio de frequência. Para um k finito, o filtro inverso é modificado por um fator que elimina as frequências para o qual $H(f)$ é pequena e para k grande, é feita menos supressão. O fator $B(f)$ é responsável por controlar os componentes de altas frequências no $\hat{x}^k(t)$.

A partir das discussões desta seção, é interessante observar o contraste entre o método de Van Cittert e a transformação deste método em série geométrica de acordo com a teoria de progressão geométrica (3.37). Esta série começa com uma estimativa precisa, mas ruidosa, $H(f) = Y(f)/X(f)$, então utiliza processo iterativo de filtragem para reduzir o ruído, mantendo a precisão da deconvolução enquanto que o método de Van Cittert começa com um baixo nível de ruído, mas estimativa imprecisa $H_0(f) = Y(f)$, em seguida, utiliza um processo iterativo de correção para melhorar a precisão mantendo o conteúdo de ruído a um nível baixo.

3.3.1.1 Método de Van Cittert Modificado para Garantir Convergência

Como podemos ver na (3.35), a convergência não é alcançada se a parte real de $H(f)$ não estiver compreendida entre os valores 0 a 2, isto é, a função de transferência não pode ter nenhum componente negativo, nulo, maior ou igual a dois. Para resolver este último (não

poder ser maior que dois), introduz-se um escalar μ nas equações (3.25) e (3.26), pois serve para comprimir os componentes de $H(f)$ para que possa satisfazer a condição de convergência.

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + \mu[y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.39)$$

$$\hat{x}^0(m) = \mu y(m) \quad (3.40)$$

Considerando que $H(f)$ é positivo, então sempre será possível encontrar um escalar real μ que fará a condição de convergência (3.30) ser satisfeita. Portanto, as condições de convergências ficam:

$$|1 - \mu H(f)| < 1, \quad \forall f \in \Omega \quad (3.41)$$

$$Y(f) = 0, \quad \forall f \in \Omega \quad (3.42)$$

É importante enfatizar que, embora a não negatividade da função de transferência não garanta a convergência do método, ela representa uma condição necessária para alcançar a convergência e não uma condição suficiente. Para resolver o problema de não negatividade da resposta ao impulso do sistema, é introduzido o conceito de remoção de embaçamento, ou seja, multiplica-se a equação de deconvolução por um filtro $f(m)$. Crilly [21] mostrou que a pré-filtragem através de correlação cruzada usando $f(m) = h(-m)$ é suficiente para obter uma estimativa razoável do sinal desejado. Em muitos casos, é razoável assumir que a função $f(x)$ é gaussiana. Em tais casos, $h(m) = h(-m)$. O conceito de remoção de embaçamento consiste em aplicar a correlação cruzada, isto é, convoluir ambos os membros da equação de convolução por $h(-m)$ que é uma reversa de $h(m)$. No domínio de frequências, isso significa multiplicar ambos os membros da equação de convolução por $H^*(f)$ que é o complexo conjugado $H(f)$.

$$y(m) * h(-m) = x(m) * h(m) * h(-m) \quad (3.43)$$

Fazendo $y'(m) = y(m) * h(-m)$ e $h'(m) = h(m) * h(-m)$. Onde $y'(m)$ é o sinal captado modificado, $x(m)$ é o sinal original e $h'(m)$ é a função de transferência modificada, temos que:

$$y'(m) = x(m) * h'(m) \quad (3.44)$$

Finalmente, temos o método de Van Cittert modificado que converge para qualquer sinal fisicamente possível:

$$\begin{aligned} \hat{x}^k(m) &= \hat{x}^{k-1}(m) + \mu[y'(m) - h'(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \\ &= \hat{x}^{k-1}(m) + \mu[y(m) * h(-m) - h(-m) * h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \end{aligned} \quad (3.45)$$

$$\hat{x}^0(m) = \mu y'(m) \quad (3.46)$$

O critério de convergência é sempre satisfeito, porém se e só se Ω for um conjunto vazio, isto é, $H(f)$ é positiva para todos os f . Usando o mesmo procedimento utilizado para analisar a convergência do método original de Van Cittert, então teremos:

$$\begin{aligned} \hat{X}^k(f) &= \mu Y'(f) \sum_{i=0}^k [1 - \mu H'(f)]^i \\ &= \mu Y'(f) \frac{1 - [1 - \mu H'(f)]^{k+1}}{1 - [1 - \mu H'(f)]} \end{aligned} \quad (3.47)$$

A série (3.47) converge se somente se a condição de convergência (3.48) é satisfeita.

$$|1 - \mu H'(f)| < 1, \quad \forall f \notin \Omega \quad (3.48)$$

Podemos observar que sempre vai ser possível encontrar um μ que satisfará a condição (3.48) desde que $H'(f)$ não tenha nenhum componente nulo.

3.3.1.2 Forma Matricial

O método de Van Cittert pode ser expresso na forma matricial se a transformação de Toeplitz é usada. Portanto, a equação (3.39) pode ser reescrita na forma matricial da seguinte forma [23]:

$$X^k = X^{k-1} + \mu[Y - HX^{k-1}] \quad (3.49)$$

A condição de convergência da equação (3.49) é que a diagonal da matriz H satisfaça:

$$H[i, i] > \sum_{j \neq i} H[i, j] \quad (3.50)$$

No entanto, em problemas de física com dominância dos elementos da diagonal é raro. Vamos considerar que:

$$D = U - \mu H \quad (3.51)$$

Na equação (3.51), a matriz U é unitária. Rearranjando os termos da equação (3.49), então temos:

$$X^k = \mu Y + DX^{k-1} \quad (3.52)$$

Com $X^0 = \mu Y$. Depois de várias substituições e ordenamento dos termos na equação (3.52), obtemos a seguinte série:

$$\begin{aligned} X^k &= \mu Y + \mu D Y + \dots + \mu D^{k-1} Y + \mu D^k Y \\ &= \mu (U + D + \dots + D^k) Y \end{aligned} \quad (3.53)$$

Supondo que $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ fossem os autovalores de H e sabemos que a partir da equação (3.51) que $(1 - \mu\lambda_1), (1 - \mu\lambda_2), \dots, (1 - \mu\lambda_n)$ seriam os autovalores de D .

$$\begin{aligned} &\text{Se para } i \in \{1 \dots n\}, \\ &(1 - \mu\lambda_i)^k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0 \text{ então} \\ &D^k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} [0] \text{ então } X^k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} A^{-1} Y \end{aligned} \quad (3.54)$$

Na equação (3.54) pode-se ver que, a equação (3.53) converge se somente se os autovalores de D para k tendendo para infinito tendem a zero.

Assim $X^k \rightarrow X$. Para que este resultado fosse obtido, a condição necessária e suficiente seria:

$$|1 - \mu\lambda_i| < 1 \quad \text{para todos } i \in \{1 \dots n\}; \quad (3.55)$$

Em outra forma:

$$(1 - \mu\lambda_i)(1 - \mu\lambda_i^*) < 1 \quad (3.56)$$

Os autovalores λ_i e seus conjugados λ_i^* são definidos da seguinte forma:

$$\lambda_i = a_i + jb_i, \quad \lambda_i^* = a_i - jb_i, \quad (3.57)$$

Temos:

$$\mu[\mu(a_i^2 + b_i^2) - 2a_i] < 0 \quad (3.58)$$

Esta inequação tem duas raízes:

$$\mu = 0, \quad \mu = 2 \frac{a_i}{a_i^2 + b_i^2} \quad (3.59)$$

Para $i = 1 \dots M$ temos M intervalos cujos dois limites são dados pela equação (3.59) (3.59). Se a interseção V desses n intervalos existe, devemos encontrar um μ dentro da interseção V , então a convergência da equação (3.53) será garantida. Infelizmente, a interseção não existe em todos os casos. Por exemplo, se todas as partes reais de λ_i não têm o mesmo sinal, a interseção não existe. No entanto, se a matriz do sistema H é definida positiva, sempre podemos encontrar dentro da interseção V um μ que leva a equação (3.53) a uma solução convergente.

Se a matriz H fosse positiva definida, então todos os autovalores seriam positivos, $\lambda_i = a_i > 0$. Então os dois limites da equação (3.59) ficariam:

$$0 < \mu < 2/\lambda_i \quad i \in \{1 \dots n\} \quad (3.60)$$

Considerando que λ_{max} é o maior autovalor de H , $\lambda_{max} = \max\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$; então obteremos a interseção comum de todos os n intervalos:

$$0 < \mu < 2/\lambda_{max} \quad (3.61)$$

Para um μ dentro deste intervalo, é certo que equação (3.53) converge. No entanto, ainda há dois problemas que nos impedem de encontrar o intervalo da equação (3.61). Primeiramente, devemos considerar o caso em que a matriz do sistema H não é positiva; em segundo, devemos procurar uma maneira de encontrar λ_{max} .

Suponha-se que H fosse uma matriz real, e H^T sua transposta. Assim $H^T H$ seria uma matriz simétrica, e todos os seus autovalores seriam reais; além disso, $(H^T H)^T (H^T H)$ tornase-iam uma matriz positiva definida porque os seus autovalores seriam simplesmente o quadrado dos de $H^T H$.

Multiplicando os dois membros da equação (3.17) pela $H^T H H^T$, obtemos:

$$(H^T H H^T)Y = (H^T H H^T H)X \quad (3.62)$$

Substituindo a equação (3.62) na equação (3.49), obtemos:

$$X^k = X^{k-1} + \mu[(H^T H H^T)Y - (H^T H H^T H)X^{k-1}] \quad (3.63)$$

Sabe-se que $H^T H H^T H$ é uma matriz definida positiva, então o primeiro problema já está resolvido. A fim de evitar qualquer confusão, vai-se escrever a equação (3.63) a mesma forma da equação (3.49).

$$X^{k+1} = X^k + \mu[Y' - H' X^k] \quad (3.64)$$

Onde $Y' = (H^T H H^T)Y$ e $H' = (H^T H H^T H)$. Agora, tem-se a certeza que um μ convergente existe. Para determiná-lo, não é necessário calcular μ_{max} , o que requer cálculos complicados; uma estimativa do μ_{max} é suficiente.

Suponha-se que λ_i fosse um autovalor de H' , então teria:

$$H' X = \lambda_i X \quad (3.65)$$

Se $X[j]$ é o maior elemento absoluto em X , então se tem:

$$\sum_{m=1}^M H'[j, m]X[m] = \lambda_i X[j] \Rightarrow \lambda_i = \frac{\sum_{m=1}^M H'[j, m]X[m]}{X[j]} \quad (3.66)$$

$$\lambda_i \leq \sum_{m=1}^M |H'[j, m]| \quad \text{para qualquer } i \in \{1, \dots, M\}$$

Agora podemos estimar o maior autovalor da matriz do sistema, $\lambda_{max} \leq \sum_{m=1}^M |H'[j, m]|$. Usando esta estimativa do maior autovalor na desigualdade da equação (3.61), então temos:

$$0 \leq \mu \leq 2 / \sum_{m=1}^M |H'[j, m]| \quad (3.67)$$

Se realizar a operação necessária para transformação da matriz do sistema em uma matriz positiva definida e se seguir a inequação (3.67) para escolha do fator de relaxação μ , então a convergência da equação (3.64) será garantida.

3.3.2 Método de Gold

Foi notado que métodos de deconvolução, aqueles que são lineares, têm uma propensão a produzir soluções que não fazem sentido físico. Exemplos importantes foram encontrados quando valores negativos foram obtidos para leve intensidade de ruídos. Como foi descrito anteriormente, a necessidade de eliminar esses componentes negativos para garantir a convergência da solução é fundamental. Gold [17], [20] desenvolveu um método iterativo baseado no método de Van Cittert, mas usou correções multiplicativas em vez de correção aditiva. Para obter o método de Gold, o escalar μ é trocado por um vetor de escalares (função de relaxamento) $\mu(m)$. Portanto, trocando μ por $\mu(m)$ na equação (3.39), temos:

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + \mu(m)[y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.68)$$

$$\mu(m) = \frac{\hat{x}^{k-1}(m)}{h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)} \quad (3.69)$$

Substituindo a equação (3.69) na (3.68) e rearranjando os termos, podemos ver que muitos componentes físicos vão se cancelar. Portanto, temos o método de Gold:

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) \frac{y(m)}{h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)} \quad (3.70)$$

Igual no método de Van Cittert, deve-se tomar $\hat{x}^0(m) = y(m)$. Pode-se ver que as sucessivas estimativas $\hat{x}^k(m)$ não podem ser negativas, conseqüentemente, faz com que $h(m)$ e $y(m)$ sejam sempre positivos. O leitor pode notar que esta suposição pode ser violada, porque o vetor $y(m)$ provavelmente contém valores negativos decorrentes de ruídos. Uma forma de resolver este problema seria necessária. Para resolver este problema, é introduzido o conceito de correlação cruzada, portanto a equação (3.69) será reescrita da seguinte forma:

$$\mu(m) = \frac{\hat{x}^{k-1}(m)}{h(-m) * h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)} = \frac{\hat{x}^{k-1}(m)}{h'(m) * \hat{x}^{k-1}(m)} \quad (3.71)$$

E a equação (3.68) fica da seguinte forma:

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + \mu(m)[y'(m) - h'(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.72)$$

Substituindo a equação (3.71) na (3.72) e rearranjando os termos, finalmente obtemos o método de Gold com correlação cruzada:

$$\begin{aligned} \hat{x}^k(m) &= \hat{x}^{k-1}(m) \frac{y'(m)}{h'(m) * \hat{x}^{k-1}(m)} \\ &= \hat{x}^{k-1}(m) \frac{h(-m) * y(m)}{h(-m) * h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)} \end{aligned} \quad (3.73)$$

3.3.2.1 Forma Matricial

Vai-se introduzir o fator μ , variável local de relaxamento, tal como:

$$\mu[i] = \frac{X^{k-1}[i]}{(H'X^{k-1})[i]} \quad (3.74)$$

Introduzindo a equação (3.74) na equação (3.64), temos:

$$\begin{aligned}
X^k[i] &= X^{k-1}[i] + \frac{X^{k-1}[i]}{(H'X^{k-1})[i]} (Y'[i] - (H'X^{k-1})[i]) \\
X^k[i] &= \frac{Y'[i]}{(H'X^{k-1})[i]} X^{k-1}[i]
\end{aligned} \tag{3.75}$$

A equação (3.75) é o algoritmo de Gold na forma matricial. A vantagem do método de Gold é que ele assegura a positividade da solução. Além disso, as condições de convergência são mais rigorosas, pois todos os menores principais da matriz do sistema H e todos os seus autovalores devem ser positivos.

3.3.3 Método de Jansson

Outra modificação do método Van Cittert seria converter o escalar μ no fator de correção $\mu[y(m) - h(m) * \hat{x}^k(m)]$ para uma função de relaxamento $r\{\hat{x}^k(m)\}$. A função de relaxamento permitirá que o fator de correção tenha ou não tenha correções negativas para nova estimativa se a estimativa atual contém valores não físicos [17]:

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + r\{\hat{x}^{k-1}(m)\}[y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \tag{3.76}$$

Onde:

$$r\{\hat{x}^{k-1}(m)\} = \begin{cases} r_0, & \hat{x}^{k-1}(m) \geq 0 \\ 0, & \hat{x}^{k-1}(m) < 0 \end{cases} \tag{3.77}$$

Este método elimina artefatos não físicos da estimativa, isto é feito pela truncagem. A intuição nos diz que a truncagem pode ter efeito de também eliminar informações importantes. Jansson [17] propôs uma técnica alternativa onde as estimativas sucessivas são forçadas a ocorrer entre amplitude superior e inferior. A operação de forçamento é feita de uma forma gradual sem qualquer truncamento de informação. Os valores de amplitude superior e inferior correspondem aos limites físicos dos dados. O método de Jansson é dado a seguir:

$$\hat{x}^1(m) = y(m) + r\{y(m)\}[y(m) - h(m) * y(m)] \tag{3.78}$$

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + r\{\hat{x}^{k-1}(m)\}[y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.79)$$

para $k \geq 2$

Onde $\hat{x}^0(m) = y(m)$ é a estimativa inicial.

$$r\{\hat{x}^{k-1}(m)\} = r_0 \left(1 - \frac{2}{c} \left| \hat{x}^{k-1}(m) - \frac{c}{2} \right| \right) \quad (3.80)$$

Onde a função de relaxamento $r\{\hat{x}^{k-1}(m)\}$ restringe a estimativa entre valores de 0 a c . A função de relaxamento é linear e paramétrica, e realiza correções para a estimativa da seguinte forma [21]:

- a) Correções positivas se a estimativa encontra-se dentro dos seus limites de 0 a c ;
- b) Inverter correções se a estimativa encontra-se fora destes limites;
- c) Variando correções positivas como uma função da relação sinal-ruído da estimativa.

Note que não há truncamento de informação. Funções de relaxamento em forma quadrática e em forma Gaussiana de forma semelhante à equação (3.80) também foram testadas, mas os resultados não são significativamente diferentes para todos que usaram a equação (3.78).

A $f(x)$ é uma função de filtragem que reduz o ruído. Se a relação sinal-ruído é pelo menos 100:1, então a função $f(x)$ pode ser um filtro polinomial e não afetará significativamente a taxa de convergência [24]. No entanto, se a função $y(x)$ estiver com muito ruído, uma pré-filtragem de medição mais agressiva será necessária. Segundo Crilly [24] a pré-filtragem através de correlação cruzada usando $f(x) = s(-x)$ é suficiente para obter uma estimativa razoável do sinal desejado. O método de Jansson com este tipo de pré-filtragem de correlação cruzada torna-se:

$$\hat{x}^1(m) = y(m) * h(m) + r\{y(m) * h(m)\}[y(m) * h(m) - [h(m) * h(m)] * [h(m) * y(m)]] \quad (3.81)$$

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + r\{\hat{x}^{k-1}(m)\}[h(-m) * y(m) - h(-m) * h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.82)$$

Agard [24] propôs alterar o fator de correção no método de Jansson através da convolução deste com um filtro inverso $i(m)$ especificamente, o termo de correção $[y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)]$ da (3.78) torna-se:

$$i(x) * [y(m) - h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.83)$$

Geralmente, somente na primeira iteração ($k = 1$) se utiliza esta modificação do filtro inverso. Aplicamos a modificação para (3.81) e obtemos:

$$\hat{x}^1(m) = y(m) * h(m) + r\{y(m) * h(m)\}i(m) * [y(m) * h(m) - [h(m) * h(m)] * [h(m) * y(m)]] \quad (3.84)$$

Trocando (3.81) por (3.84), então o método de Jansson com modificação de Agard torna-se:

$$\hat{x}^1(m) = y(m) * h(m) + r\{y(m) * h(m)\}i(m)[y(m) * h(m) - [s(m) * h(m)] * [h(m) * y(m)]] \quad (3.85)$$

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + r\{\hat{x}^{k-1}(m)\}[h(-m) * y(m) - h(-m) * h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.86)$$

Finalmente, falta escolher a função do filtro inverso $i(x)$, pois esta inversa pode não existir. Se isso acontecer, e se usá-lo, as estimativas resultantes podem ter componentes espúrios. Poderíamos usar um filtro de Wiener, mas isso requer um conhecimento a priori das estatísticas do sinal o que pode não ser facilmente conhecido. Na verdade, a não exigência destas informações a priori é uma das vantagens que os métodos baseados no método de Van-Cittert têm sobre os métodos baseados no conhecimento estatístico do sinal.

Foi escolhido um filtro inverso como sendo filtro inverso ideal do sistema, $i(x) = h^{inv}(m)$. Portanto, $i(m) * h(m) = \delta(x)$ como foi provado em (3.10), a partir de (3.85) facilmente se obtém:

$$\hat{x}^1(m) = y(m) * h(m) + r\{y(m) * h(m)\}[y(m) - h(m) * y(m) * h(m)] \quad (3.87)$$

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) + r\{\hat{x}^{k-1}(m)\}[h(-m) * y(m) - h(-m) * h(m) * \hat{x}^{k-1}(m)] \quad (3.88)$$

Esta técnica é uma modificação do método de Jansson que incorpora no termo de correção tanto a pré-filtragem para controle de ruído como um filtro inverso para convergência mais rápida.

3.3.4 Algoritmo de Riley

A regularização iterativa de Tikhonov é chamada de algoritmo de Riley [25]. Para obter uma solução suave é usado um refinamento iterativo na equação (3.21):

$$\hat{X}^k = \hat{X}^{k-1} + (H^T H + \alpha Q^T Q)^{-1} (H^T Y - H^T H \hat{X}^{k-1}) \quad (3.89)$$

Onde $X^0 = [0]$. A solução não regularizada é de pouca importância uma vez que leva, praticamente, sempre a uma solução instável. Quando a solução é regularizada, teremos o resultado similar ao algoritmo clássico de Tikhonov.

Morhac [25] desenvolveu um método de regularização baseado na regularização de Tikhonov. Ele minimizou, no algoritmo clássico de Tikhonov regularizada de ordem-zero, a soma dos quadrados dos erros mais a soma dos quadrados dos conteúdos do sinal. O peso (*tradeoff*) entre ambos os componentes é expresso pelo coeficiente α . O segundo componente (soma dos quadrados dos conteúdos do sinal) significa a energia do espectro. A ideia básica do algoritmo proposto é que está interessado somente na minimização do quadrado dos valores negativos e não está preocupado com sinais com valores positivos, assim não vai regularizá-los.

Na primeira iteração é calculada a solução de \hat{X}^0 sem regularização de acordo com a equação (3.19). A partir desta solução, são determinadas as posições de componentes do sinal com valores negativos. Na iteração seguinte só permanecem componentes do sinal com valores negativos. Isso significa que a matriz Q na (3.22) muda para:

$$Q_0^{(k-1)}[i, j] = \begin{cases} 1, & \text{se } X^{(k-1)}[i] < 0 \text{ e } i = j \\ 0, & \text{se não} \end{cases} \quad (3.90)$$

Onde $k - 1$ é passo de iteração. Analogamente ao algoritmo de deconvolução de Riley, depois de cada passo de iteração precisa-se fazer convolução de volta da solução imediata $\hat{X}^{(k-1)}$ com a matriz do sistema. O algoritmo de deconvolução iterativo baseado na minimização do quadrado dos valores negativos (*Minimization of Squares of Negative Values* - *MSNV*) é expresso a seguir:

$$\hat{X}^{(k-1)} = (H^T H + \alpha Q_0^{(k-1)T} Q_0^{(k-1)})^{-1} H^T Y^{(k-1)} \quad (3.91)$$

$$Y^{(k)} = H \hat{X}^{(k-1)} \quad (3.92)$$

Onde k é o passo de iteração e $Y^{(0)} = Y$.

Morhac mostrou que este algoritmo converge rapidamente para um estado estável e fez várias simulações onde provou que este algoritmo é muito robusto ao ruído e não é muito sensível a mudança do parâmetro α .

4 Deconvolução Cega

A deconvolução cega é o processo de separar dois sinais que foram convoluídos, mas sem conhecimento da resposta ao impulso do sistema. Na prática, a equalização cega é somente viável se algumas estatísticas úteis do sinal de entrada, e talvez também do próprio sistema, estão disponíveis. O sucesso de um método de equalização cega depende de quanto se sabe sobre as estatísticas do sinal original, e como esse conhecimento é útil no processo de identificação e equalização do sistema [16].

O problema de equalização é relativamente simples quando a resposta ao impulso do sistema é conhecida e invertível, e quando a saída do sistema não é ruidosa. No entanto, na maioria dos casos práticos, a resposta do sistema é desconhecida, variante no tempo, não linear, e também pode ser não-invertível. Além disso, o sinal captado é frequentemente observado com ruído aditivo.

Neste capítulo estudam-se os métodos de deconvolução que podem ser usados para restauração de um sinal acústico de descarga parcial deformado pelo sistema isolante de transformador durante sua propagação no interior do tanque, considerando a resposta ao impulso do sistema isolante desconhecida ou parcialmente conhecida.

4.1 Equalizador Cego de Wiener

Robert Wiener propôs uma solução para o problema de projeto de um filtro que consiste em minimizar o erro quadrático médio entre o sinal desejado (entrada do sistema), considerado como ideal, e o sinal captado (saída do sistema). Com uma deconvolução exata não é possível, a melhor aproximação é utilizar um filtro de Wiener, que proporciona uma saída ótima a partir de ponto de vista estatístico. Note-se que, na sua forma convencional, equalizador de Wiener não é uma forma de equalização cega, porque a implementação de um equalizador de Wiener requer a correlação cruzada entre o sinal captado e sinal desejado (real), que não está disponível numa aplicação de equalização cega.

O objetivo do filtro de Wiener, como todos os filtros inversos, consiste em eliminar os efeitos da resposta ao impulso do sistema [26]. Este filtro considera à presença do ruído no

sinal, então vamos utilizar uma equação de convolução que inclua a influência do ruído. Assim, a equação (3.5) vai ser reescrita da seguinte forma:

$$Y_N(f) = H(f)X(f) + N(f) \quad (4.1)$$

Onde $N(f)$ representa a densidade espectral do ruído no sinal. O sinal $y_n(m)$ é à entrada do filtro de Wiener; o erro $v_n(m)$ entre o sinal desejado e o sinal filtrado a cada ponto no domínio do tempo, considerando o ruído aditivo, é expresso por:

$$v_n(m) = d(m) - \hat{x}(m) = d(m) - \sum_{k=0}^{M-1} \hat{h}^{inv}(k)y_n(m-k) \quad (4.2)$$

Quando $d(m) = x(m)$, então o erro do filtro do Wiener passa sendo o erro convolucional.

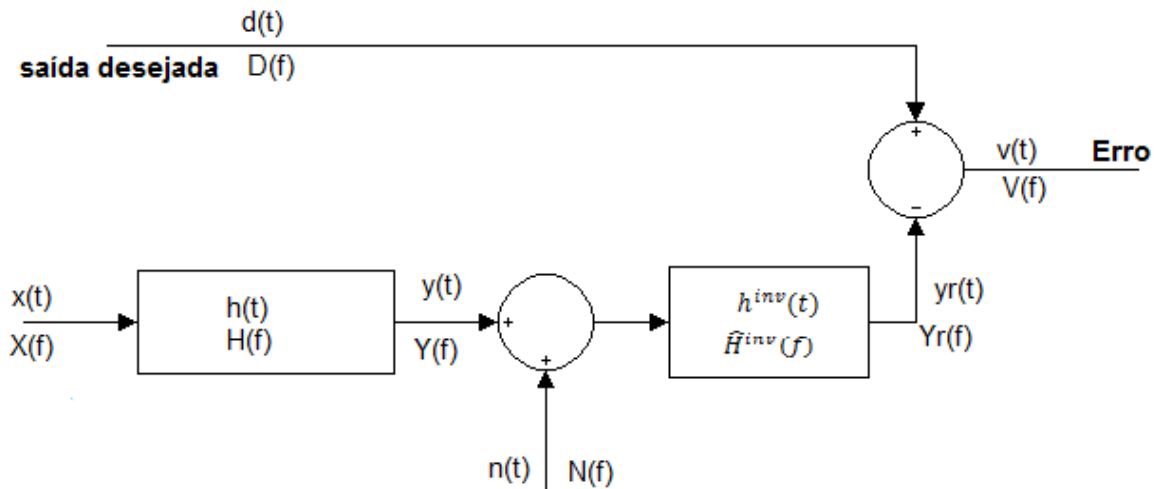


Figura 4.1: Diagrama esquemático do filtro de Wiener.

A equação (4.2) no domínio de frequência se torna:

$$V_n(f) = D(f) - \hat{H}^{inv}(f)Y_n(f) \quad (4.3)$$

A Fig. 4.1 ilustra um diagrama esquemático do filtro. A função de erro que vai ser minimizada no intervalo de tempo T de duração do sinal é:

$$\varepsilon = \int_0^T v_n^2(t) dt \quad (4.4)$$

No domínio de frequência, a equação (5.7) se torna:

$$\varepsilon = \frac{1}{2\pi} \int_0^T \langle V^2(f) \rangle df \quad (4.5)$$

Onde o símbolo $\langle \rangle$ representa a esperança matemática. Portanto, o filtro de Wiener encontra solução de problema de deconvolução minimizando o erro quadrático médio entre a saída desejada e o sinal filtrado.

A solução do filtro do Wiener baseia-se nas seguintes hipóteses [13]:

- Os sinais de entrada $y(t)$ e $d(t)$ são sinais transitórios de energia finita, ou estacionários de potência finita.
- O filtro $\hat{H}^{inv}(f)$ é linear e causal.

Para completar a fórmula do filtro no domínio da frequência, a magnitude do erro quadrático pode ser expressa por:

$$|V_N^2(f)| = V_N(f)V_N^*(f) = [D(f) - \hat{H}^{inv}(f)][D^*(f) - \hat{H}^{inv*}(f)] \quad (4.6)$$

Considerando que os sinais $y(t)$ e $d(t)$ não estão correlacionados com o ruído, então temos que $\langle ND^* \rangle$, $\langle NY^* \rangle$, $\langle XY^* \rangle$ e $\langle DN^* \rangle$ serão iguais à zero. Manipulando a equação (5.9), o valor médio do erro quadrático fica:

$$\langle |V^2(f)| \rangle = DD^* + \hat{H}^{inv} \hat{H}^{inv*} [YY^* + \langle NN^* \rangle] - D \hat{H}^{inv*} Y^* + D^* \hat{H}^{inv} Y \quad (4.7)$$

Para obter o erro quadrático médio, vamos minimizar a equação (5.10), então temos:

$$\frac{\partial}{\partial \hat{H}^{inv*}} (|V^2(f)|) = \frac{\partial}{\partial \hat{H}^{inv}} (|V^2(f)|) = \hat{H}^{inv} (YY^* D + NN^*) - SY^* = 0 \quad (4.8)$$

O que nos leva a expressão que define o filtro de Wiener no domínio da frequência.

$$\hat{H}^{inv}(f) = \frac{P_D(f)Y^*(f)}{Y(f)Y^*(f)P_D(f) + N(f)N^*(f)} \quad (4.9)$$

E a estimativa do sinal desejado pode ser obtida da seguinte forma:

$$\hat{X}(f) = \hat{H}^{inv}(f) * Y(f) \quad (4.10)$$

Onde:

- $P_D(f)$ é a média de densidade espectral de potência de $D(f)$

A desvantagem deste filtro é a necessidade de conhecer a relação S/R em todas as frequências para o projeto de um filtro ótimo, o que é impossível na prática. Uma boa aproximação é considerar que o ruído é branco e gaussiano e que a relação S/R de sinal captado e sinal desejado (real) é muito semelhante; isto é bastante realista já que geralmente o sinal de referência é medido com a mesma instrumentação e no ambiente onde serão efetuadas as outras medições. Desta forma, o valor de $N(\omega)N^*(\omega)$ pode ser substituído por uma constante p^2 , cujo valor não afetará a eficiência do filtro. O valor do parâmetro p^2 considerado no projeto do filtro controlará o *tradeoff* entre o nível de redução de ruído e os erros introduzidos pelo filtro [13].

4.2 Metodologia Bayesiana

A formulação bayesiana é outra forma de resolver problemas de deconvolução. É importante pelas seguintes razões [27]: incorpora procedimento para estimação de parâmetros; e a informação a priori sobre os valores de tais parâmetros pode também ser facilmente incorporada.

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} \quad (4.11)$$

A solução Bayesiana é encontrada através da maximização da parte direita da equação (4.11). Portanto, vamos maximizar $p(x|y)$, o sinal captado y é sempre o mesmo para a maximização, e também $p(y)$ é constante. A solução por *maximum likelihood* (ML) maximiza somente a densidade $p(x|y)$ sobre x :

$$ML(x) = \max_x p(y|x) \quad (4.12)$$

A solução por *maximum a posteriori* (MAP) maximiza sobre x o produto $p(y|x)p(x)$ de ML:

$$MAP(x) = \max_x p(y|x)p(x) \quad (4.13)$$

A $p(y)$ é considerado como constante que não tem efeito no processo de maximização, portanto é ignorado. A solução por ML é equivalente à solução por MAP quando se assume uma densidade de probabilidade uniforme para $p(x)$.

4.2.1 Algoritmo de Richardson-Lucy

Este algoritmo é baseado no teorema Bayesiano e usa um modelo estatístico para formação de dados. A abordagem Bayesiana consiste na construção da relação de densidade de probabilidade condicional.

Na maneira formal, pode-se expressar a saída do sistema linear contínua na forma de probabilidades.

$$y(t) = \int h(t|\tau)x(\tau)d\tau \quad (4.14)$$

Podemos escrever:

$$x(\tau) = \int q(\tau|t)y(t)dt \quad (4.15)$$

Onde $q(\tau|t)$ está relacionado ao $q(t|\tau)$ através de teorema Bayesiano:

$$q(\tau|t) = x(\tau) \frac{h(t|\tau)}{y(t)} \quad (4.16)$$

Para resolver este problema $q(\tau|t)$ é calculado usando uma abordagem iterativa:

$$q^k(\tau|t) = x^k(\tau) \frac{h(t|\tau)}{y^k(t)} \quad (4.17)$$

Substituindo (4.17) na equação (4.15), temos:

$$x^{(k)}(\tau) = \int q^{(k-1)}(\tau|t) y^{(0)}(t) dt = \int x^{(k-1)}(\tau) \frac{h(t|\tau)}{y^{(k-1)}(t)} y^{(0)}(t) dt \quad (4.18)$$

Com $y^{(0)}(t)$ sendo o sinal captado $y(t)$ e:

$$y^{(n-1)}(t) = \int h(t|\tau) x^{(n-1)}(\tau) d\tau \quad (4.19)$$

Finalmente, para o sinal discreto o algoritmo tem a forma de:

$$x^{(k)}(m) = x^{(k-1)}(m) \frac{\sum_{j=0}^{P-1} h(j, m) y(j)}{\sum_{i=0}^{M-1} h(j, i) x^{(k-1)}(i)} \quad (4.20)$$

Onde $i \in \langle 0, M - 1 \rangle$. Este método iterativo também força o sinal deconvolvido a ser não negativo. É também, às vezes, chamado de método de *maximum expectation* (EM).

4.2.2 Maximum Likelihood

Considerando o ruído gaussiano a probabilidade $p(y|x)$ é dada da seguinte forma:

$$p(y|x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1}} \exp\left\{-\frac{(y - h * x)^2}{2\sigma_1^2}\right\} \quad (4.21)$$

Onde σ_y^2 é a variância do sinal captado, assumindo que $p(x)$ é constante, maximizar $p(x|y)$ é equivalente minimizar:

$$J(x) = \frac{\|y - h * x\|^2}{2\sigma_I^2} \quad (4.22)$$

O denominador é irrelevante para otimização do J . Fazendo minimização e manipulando os termos, uma forma iterativa do resultado fica:

$$x^k = x^{k-1} + \mu h^* * (y - h * x^{k-1}) \quad (4.23)$$

Onde $h^*(x) = h(-x)$, sendo h^* a transposta da função de transferência, e x^{k-1} é a estimativa atual do sinal desejado. Este método é geralmente chamado de método de Landweber, mas, às vezes, de aproximações sucessivas ou método de Jacobi [27].

A solução também pode ser encontrada diretamente usando *FFT* por:

$$X(f) = \frac{H^*(f)Y(f)}{H^*(f)H(f)} \quad (4.24)$$

Se o sinal real e o ruído são considerados seguindo distribuição gaussiana com média zero e variância igual à σ_X^2 e σ_N^2 , então a solução bayesiana leva para o filtro de Wiener:

$$X(f) = \frac{H^*(f)Y(f)}{|H(f)|^2 + \frac{\sigma_N^2(f)}{\sigma_X^2(f)}} \quad (4.25)$$

Uma das desvantagens do filtro Wiener é a necessidade da estimação do espectro do ruído. E uma das suas grandes vantagens é a rapidez de obtenção do resultado.

Considerando o ruído Poisson, a probabilidade $p(y|x)$ é dada da seguinte forma:

$$p(y|x) = \prod_m \frac{((h * x)(m))^{y(m)} \exp\{-(h * x)(m)\}}{y(m)!} \quad (4.26)$$

O máximo pode ser calculado tomando a derivada do logaritmo:

$$\frac{\partial \ln p(y|x)(m)}{\partial x(m)} = 0 \quad (4.27)$$

Que leva para o seguinte resultado (considerando que a função de transferência é normalizada para unidade):

$$\left[\frac{y}{h * x} * h^* \right] (m) = 1 \quad (4.28)$$

Multiplicando ambos os membros da equação (3.30) por $x(m)$, temos:

$$x(m) = \left[\frac{y}{h * x} * h^* \right] (m) x(m) \quad (4.29)$$

Na forma iterativa, temos:

$$x^k(m) = \left[\frac{y}{h * x^{k-1}} * h^* \right] (m) x^{k-1}(m) \quad (4.30)$$

Que é algoritmo de Richardson-Lucy, também, às vezes, chamado de *maximum expectation* (EM). A solução é sempre positiva e a positividade da solução pode também ser obtida com o método de Van Cittert pela truncagem dos valores negativos na x^{k-1} a cada iteração como foi mostrado no capítulo 4.

Na deconvolução cega, a resposta ao impulso é considerada desconhecida e é estimada através do processo iterativo. O sinal original pode ser estimado da seguinte forma:

$$\hat{x}^k(m) = \hat{x}^{k-1}(m) \sum_{l=0}^{M-1} \hat{h}^{k-1}(m-l) \frac{y(l)}{\sum_i^{M-1} \hat{h}^{k-1}(l-i) \hat{x}^{k-1}(i)} \quad (4.31)$$

Usando exatamente o mesmo raciocínio, a resposta ao impulso é estimada maximizando o logaritmo da função de probabilidade com respeito à h_m que dá:

$$\hat{h}^k(m) = \frac{\hat{h}^{k-1}(m)}{P} \sum_{l=0}^{M-1} \hat{x}^{k-1}(m-l) \frac{y(l)}{\sum_i^{M-1} \hat{x}^{k-1}(l-i) \hat{h}^{k-1}(i)} \quad (4.32)$$

Onde P é uma constante de normalização. A estimativa inicial do sinal original é calculada usando $\hat{x}^0(m) = y(m)$, e primeira estimativa da resposta ao impulso \hat{h}^0 é calculada teoricamente. Neste método, a positividade tanto de $x^k(m)$ como de $\hat{h}^k(m)$ são garantidas.

Formulamos o PDF (função de densidade de probabilidade) do sinal real como:

$$p(x) = \prod_x \frac{M(m)^{x(m)} \exp\{-M(m)\}}{x(m)!} \quad (4.33)$$

A solução por MAP é dada da seguinte forma:

$$x(m) = M(m) \exp \left\{ \left[\frac{y(m)}{(h * x)(m)} - 1 \right] * h^*(m) \right\} \quad (4.34)$$

Escolhendo $M = O^n$ e usando procedimento iterativo, temos:

$$x^k(m) = x^{k-1}(m) \exp \left\{ \left[\frac{y(m)}{(h * x^{k-1})(m)} - 1 \right] * h^*(m) \right\} \quad (4.35)$$

Na ausência de qualquer informação na solução de x , exceto sua positividade, uma possível forma é derivar a função de probabilidade de x a partir da sua entropia, que é definida a partir da teoria de informação. Então, se conhecemos a entropia E da solução, derivamos sua probabilidade:

$$p(x) = \exp(-\alpha E(x)) \quad (4.36)$$

As mais usadas funções de entropia são [27]:

- *Burg*: $E_b(x) = -\sum_m \ln(x(m))$
- *Frieden*: $E_f(x) = -\sum_m x(m) \ln(x(m))$
- *Gull and Skilling*: $E_g(x) = \sum_m x(m) - M(m) - x(m) \ln \frac{x(m)}{M(m)}$

A última definição da entropia tem vantagem de ter um máximo zero quando x é igual ao modelo M .

4.3 Deconvolução Homomórfica

Na deconvolução homomórfica, a distorção convolucional é transformada, primeiramente, em uma distorção multiplicativa através da transformada de Fourier do sinal distorcido, e depois uma distorção aditiva tomando o logaritmo do espectro do sinal distorcido. Outra operação de transformada inversa de Fourier converte as variáveis de log-frequências em variáveis cepstrais como ilustrado na Fig. 4.2 **Erro! Indicador não definido.** Através de transformação homomórfica, convolução torna-se adição, e a equalização torna-se subtração [16].

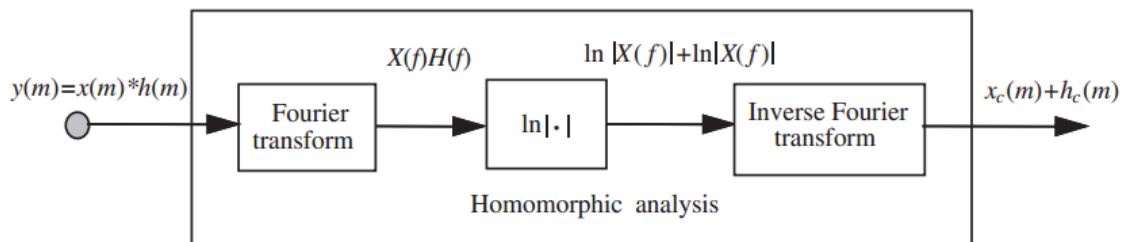


Figura 4.2: Ilustração de análise de deconvolução homomórfica.

Ignorando o termo do ruído aditivo e reaproveitando a equação (3.7):

$$\ln Y(f) = \ln X(f) + \ln H(f) \quad (4.37)$$

Note que no domínio log-frequência, o efeito de distorção do sistema é a adição de uma inclinação para o espectro da entrada do sistema. Tomando a esperança de equação (4.37), temos:

$$E[\ln Y(f)] = E[\ln X(f)] + \ln H(f) \quad (4.38)$$

Na equação (4.38), considera-se que o sistema é invariante no tempo; por isso $E[\ln H(f)] = \ln H(f)$. Usando a relação $\ln z = \ln|z| + j\angle z$, o termo $E[\ln X(f)]$ pode ser expresso como:

$$E[\ln X(f)] = E[\ln |X(f)|] + jE[\angle X(f)] \quad (4.39)$$

O primeiro termo do lado direito da equação (4.39), $E[\ln |X(f)|]$, é diferente de zero, e representa a distribuição de frequência de potência do sinal em decibel, enquanto que o segundo termo $E[\angle X(f)]$ é a esperança da fase, e pode ser considerado como sendo zero. A partir da equação (4.39), o espectro em log-frequência do sistema pode ser estimado da seguinte forma:

$$\ln H(f) = E[\ln Y(f)] - E[\ln X(f)] \quad (4.40)$$

Na prática, quando existe apenas um único registro de um sinal, o sinal é dividido em um número de segmentos, e a média do espectro do sinal é obtido ao longo do tempo através dos segmentos. Considerando que o comprimento de cada segmento é longo comparado com a duração da resposta ao impulso do sistema, pode-se escrever uma relação aproximada de convolução para o i -ésimo segmento do sinal da seguinte forma:

$$y_i(m) \approx x_i(m) * h_i(m) \quad (4.41)$$

Os segmentos são janelados, usando uma janela de *Hamming* ou *Hanning*, para reduzir o vazamento espectral devido aos efeitos de extremidades nas bordas do segmento. Tomando o logaritmo complexo da transformada de *Fourier* da equação (3.41), temos:

$$\ln Y_i(f) = \ln X_i(f) + \ln H_i(f) \quad (4.42)$$

Tomando as médias de tempo ao longo de N segmentos do sinal captado distorcido, temos:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \ln Y_i(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \ln X_i(f) + \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \ln H_i(f) \quad (4.43)$$

A estimação da resposta do sistema a partir da equação (4.43) requer uma média do log-espectro do sinal não distorcido $X(f)$. A partir da equação (16.37), a estimativa do logaritmo do sistema é dada por:

$$\ln \hat{H}(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \ln Y_i(f) - \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \ln X_i^M(f) \quad (4.44)$$

Onde $X^M(f)$ é o espectro de um sinal captado recentemente.

No domínio log-frequência, a distorção do sistema pode ser eliminada usando um banco de filtros passa-alta. Considera uma sequência de tempo de log-espectro da saída de um sistema descrito como:

$$\ln Y_t(f) = \ln X_t(f) + \ln H_t(f) \quad (4.45)$$

Onde $Y_t(f)$ e $X_t(f)$ são as entradas do sistema e saída do sistema derivados da transformada de Fourier do t -ésimo segmento do sinal. A partir da equação (4.45), o efeito de um sistema invariante no tempo é de adicionar um termo constante $\ln H(f)$ para cada componente de frequência na entrada do sistema $X_t(f)$, e o resultado total é uma inclinação invariante no tempo do espectro log-frequência do sinal original. Esta observação sugere que a utilização de um banco de filtros rejeita-faixa de banda estreita para remoção de termo de distorção aditivo $\ln H(f)$. Um simples filtro digital recursivo de primeira ordem (com frequência de corte em zero) é dado por:

$$\ln \hat{X}_t(f) = \alpha \ln \hat{X}_{t-1}(f) + \ln Y_t(f) - \ln Y_{t-1}(f) \quad (4.46)$$

Onde o parâmetro α controla a largura de banda de rejeição em frequência zero. Note que o banco do filtro também remove qualquer componente DC do sinal $\ln X(f)$.

4.4 Deconvolução Baseada em Modelos de Predição Linear

Modelos de predição Linear são utilizados em aplicações tais como análise de sinal sísmico, processamento de voz, modelagem e identificação de um sistema de fase-máxima. Teoria de predição linear é baseada em dois pressupostos básicos: que o sistema é de fase-mínima e que entrada do sistema é um sinal aleatório. Análise padrão de predição linear pode ser vista como um método de deconvolução cega, porque tanto a resposta ao impulso do sistema e a entrada do sistema são desconhecidas, e a única informação disponível é a saída do sistema e o pressuposto de que a entrada do sistema seja aleatória [18]. Nesta secção, nós consideramos a deconvolução cega usando modelos de predição linear para o sistema e sua entrada. A entrada do sistema é modelada como:

$$X(z) = E(z)A(z) \quad (4.47)$$

Onde $X(z)$ é a transformada-Z do sinal de entrada no sistema, $A(z)$ é a função de transferência em domínio Z de um modelo de predição linear da entrada do sistema e $E(z)$ é a transformada z de um sinal de excitação aleatória. Semelhantemente, a saída do sistema pode ser modelada por um modelo de predição linear $H(z)$ com entrada $X(z)$ e saída $Y(z)$ como:

$$Y(z) = X(z)H(z) \quad (4.48)$$

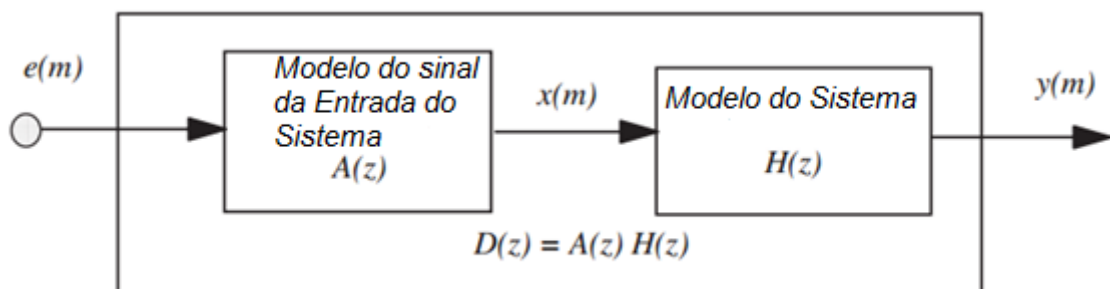


Figura 4.3: Um sinal distorcido modelado como cascata de um modelo de sinal e um modelo de sistema.

Figura 4.3 ilustra um modelo de predição linear em cascata para um processo de entrada de sistema $X(z)$ e uma resposta do sistema $H(z)$. A saída do sistema pode ser expressa da seguinte forma:

$$Y(z) = E(z)A(z)H(z) = E(z)D(z) \quad (4.49)$$

Onde

$$D(z) = A(z)H(z) \quad (4.50)$$

A função de transferência em z dos modelos de predição linear de um sinal de entrada de um sistema pode ser expressa da seguinte forma:

$$A(z) = \frac{G_1}{1 - \sum_{k=1}^P a_k z^{-1}} = \frac{G_1}{\prod_{k=1}^P (1 - \alpha_k z^{-1})} \quad (4.51)$$

$$H(z) = \frac{G_2}{1 - \sum_{k=1}^Q b_k z^{-1}} = \frac{G_2}{\prod_{k=1}^Q (1 - \beta_k z^{-1})} \quad (4.52)$$

Onde $\{a_k, \alpha_k\}$ e $\{b_k, \beta_k\}$ são os coeficientes e os pólos de modelos de predição linear para o sinal da entrada do sistema e o sistema respectivamente. Substituição de Equação (4.51) e (4.52) na equação (4.50) produz o modelo combinado de entrada-sistema da seguinte forma:

$$D(z) = \frac{G}{1 - \sum_{k=1}^{P+Q} d_k z^{-1}} = \frac{G}{\prod_{k=1}^{P+Q} (1 - \gamma_k z^{-1})} \quad (4.53)$$

O número total dos pólos do modelo combinado para o sinal de entrada e o sistema é a soma dos pólos do modelo do sinal de entrada e o modelo do sistema.

5 Experimentos

Este capítulo tem como objetivo descrever o experimento, bem como todos os equipamentos utilizados para geração e processamento dos sinais de descargas parciais.

5.1 Sistema de Geração de DPs

O Sistema de Geração de DPs é composto por tanque de experimentos, óleo isolante e dispositivo de geração de DPs. A fim de demonstrar como a deconvolução pode ser usada para restauração dos sinais de descargas parciais foi desenvolvida uma estrutura experimental que permite realizar ensaios de emissão de sinais acústicos. A experiência foi realizada em um tanque de aço que possui uma parede de 2mm de espessura, é retangular com $0,6\text{m}$ de comprimento, $0,3\text{m}$ de largura e $0,3\text{m}$ de altura, e foi preenchido com óleo isolante.

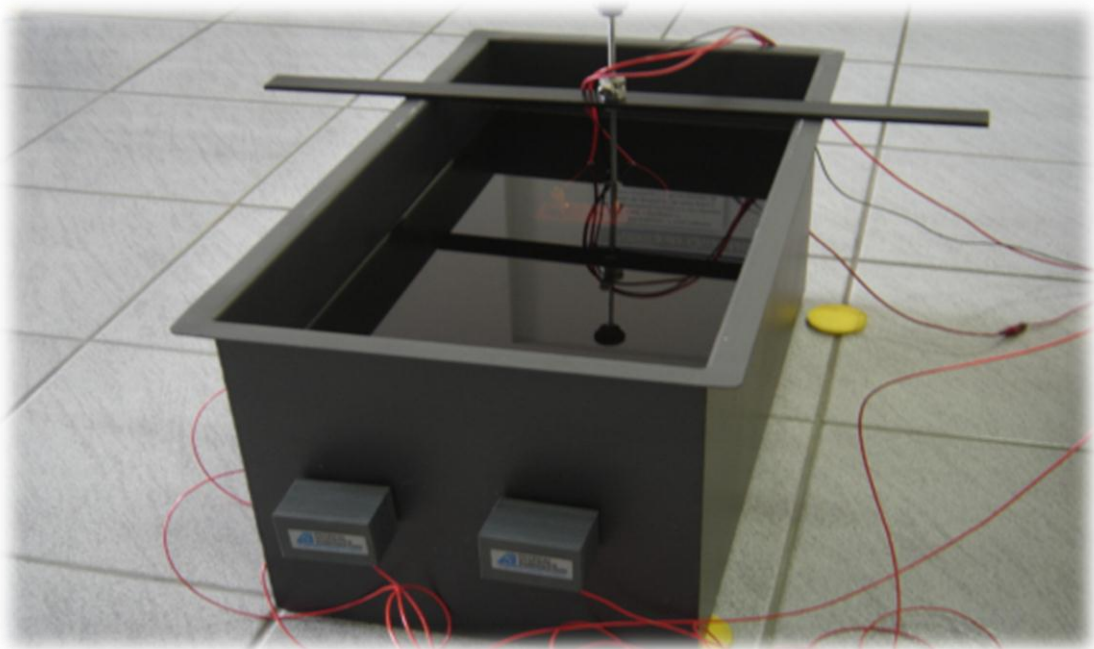


Figura 5.1: Tanque montado para experimentos.

Um dispositivo, construído a partir de uma vela de ignição automotiva, é responsável por gerar descargas elétricas no óleo, de modo a simular descargas parciais. Este dispositivo é

sustentado por uma haste metálica que pode ser movida livremente, permitindo posicioná-lo praticamente em qualquer lugar do interior do tanque. As figuras 5.1 e 5.2 ilustram fotos do tanque e do dispositivo gerador de descargas.

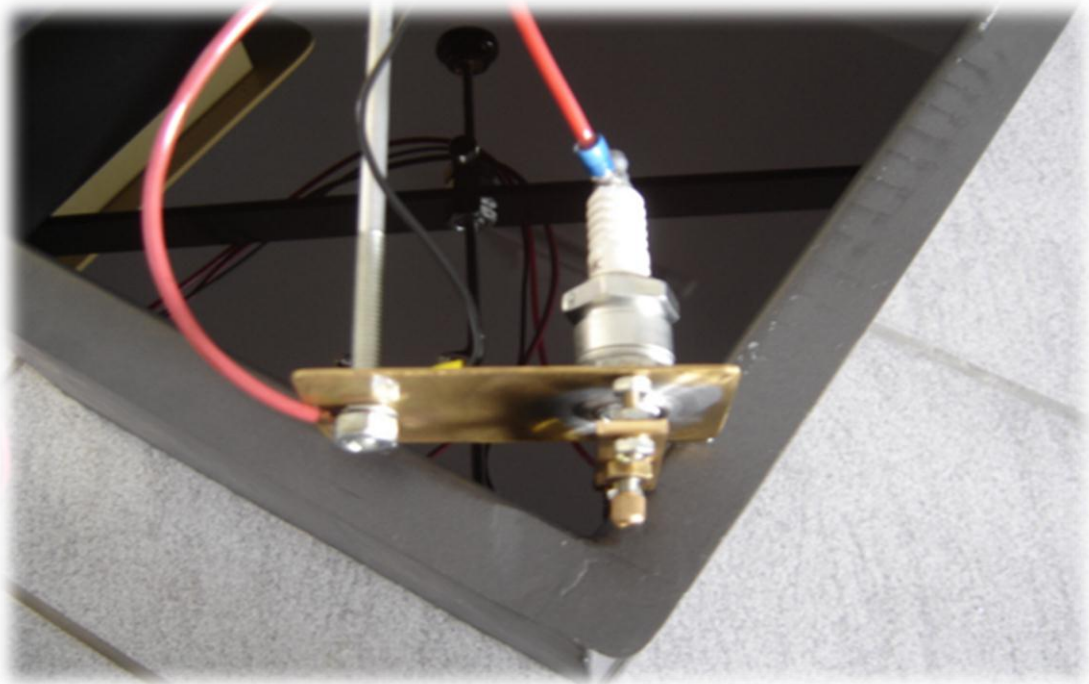


Figura 5.2: Dispositivo Gerador de Descargas.

5.2 Sistema de Aquisição de Dados

O Sistema de aquisição de dados é composto por sensores de emissão acústica, pré-amplificadores, equipamento de aquisição de dados.

A figura 5.3 ilustra o desenho esquemático do sistema de aquisição de dados.

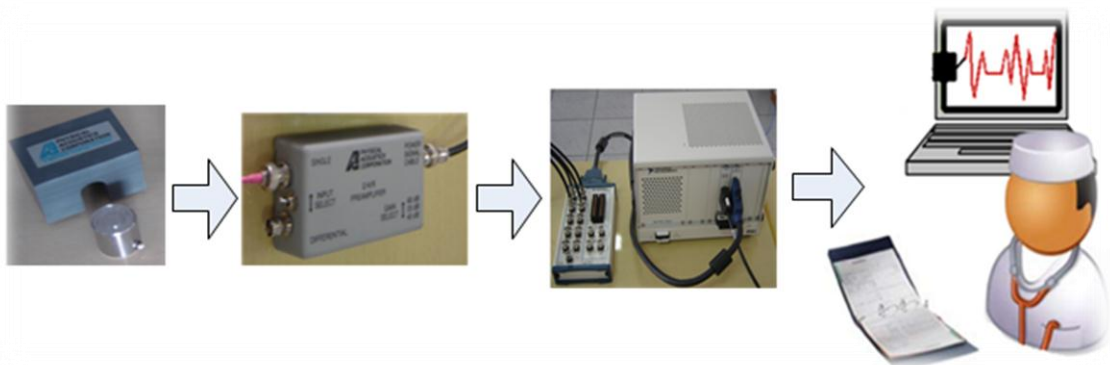


Figura 5.3: Desenho Esquemático do Sistema de Aquisição de Dados.

O sensor de emissão acústica *Physical Acoustic S9200* é do tipo piezoelétrico. Os sensores piezoelétricos produzem um sinal elétrico de saída quando excitados mecanicamente, além disso, é recíproco, o que significa que se for aplicada ao transdutor certa tensão elétrica ele é capaz de produzir uma vibração mecânica. O sensor S9208 é um modelo com boa sensibilidade e boa largura de banda (entre pouco menos de 20kHz até 1MHz). A figura 5.4 ilustra os sensores de emissão acústica S9208.



Figura 5.4: Sensores PAC S9208 com seus respectivos prendedores magnéticos para fixação nas paredes do tanque.

A tabela 6.1 apresenta as principais características do sensor.

Características	Especificações
Sensibilidade	1V/ μm
Largura de banda	20MHz a 1MHz
Frequência de Ressonância	500 kHz
Material	Aço Inox

Tabela 5.1: Características do S9208

O sinal de saída do sensor de emissão acústica é de baixa amplitude, por isso, pode ser sobreposto por um ruído, ou mesmo vários ruídos de várias fontes. Esses ruídos aditivos podem causar grandes distorções do sinal, criando grandes dificuldades para análise dos

resultados. Uma solução para contornar esse problema é utilizar um pré-amplificador para que o sinal não desapareça em meio ao ruído que será somado ao longo da transmissão para o sistema de aquisição de dados. O pré-amplificador utilizado é da *Physical Acoustic Corporation* e o seu ganho pode ser ajustado em 20, 40, ou 60 dB. Além disso, ele possui um filtro passa-faixa de 1kHz a 1,2MHz.

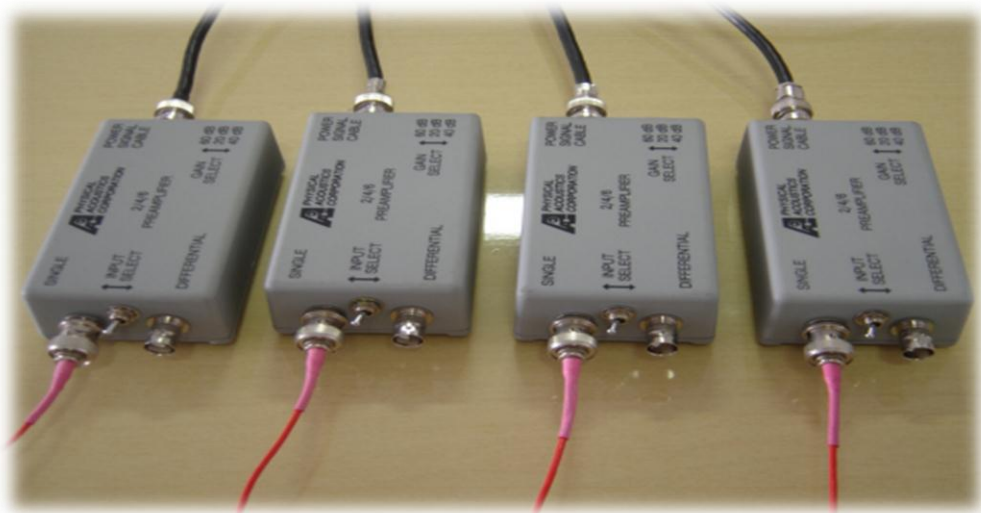


Figura 5.5: Pré-amplificadores para os sensores de emissão acústica.

O equipamento de aquisição de dados no sistema de aquisição de dados é a PXI-6133 da *National Instruments*. Este equipamento possui 8 canais independentes e simultâneos, amostragem variável até 2,5M amostras/s e 14bits para quantização. A figura 5.6 ilustra o equipamento de aquisição de sinais.



Figura 5.6: Equipamento de aquisição de sinais

6 Software Desenvolvido e Estimação do Sinal Elétrico

Neste capítulo serão apresentados o software desenvolvido e todas as etapas do processo de estimação de sinal de descarga parcial medido através da sonda de Rogowski.

Para cada descarga parcial, o sinal é coletado a $2,5\text{MHz}$ de frequência de amostragem. Foram coletados vários sinais acústicos e elétricos de descargas parciais que foram gerados. Esta quantidade de sinais coletada servirá para obter equalizador médio e equalizadores. Tanto o equalizador médio quanto os equalizadores obtidos usados para determinar este equalizador médio poderão ser usados para estimar o sinal elétrico de DPs.

6.1 Software

A interface gráfica do software foi desenvolvida em Matlab através da ferramenta de criação da GUIs (*Graphic User Interfaces*) e os algoritmos foram implementados em C++ usando Microsoft Visual C++ 2010 e foi gerado um DLL (*Dynamic-link library*) que é chamado no Matlab para processamento de dados. Como a maioria dos algoritmos de deconvolução são iterativos foi necessário implementá-los em C++ para otimizar o tempo de processamento. Todos os métodos de deconvolução descritos nos capítulos 5 e 6 foram implementados neste software.

6.2 Obtenção de Equalizadores

Qualquer quantidade de sinais pode ser selecionada para obtenção de equalizadores. As etapas utilizadas para obtenção de equalizadores são:

- Restauração de Sinais Acústicos de DPs;
- Equalização dos sinais.

A figura 6.1 ilustra o procedimento utilizado para obtenção dos equalizadores.

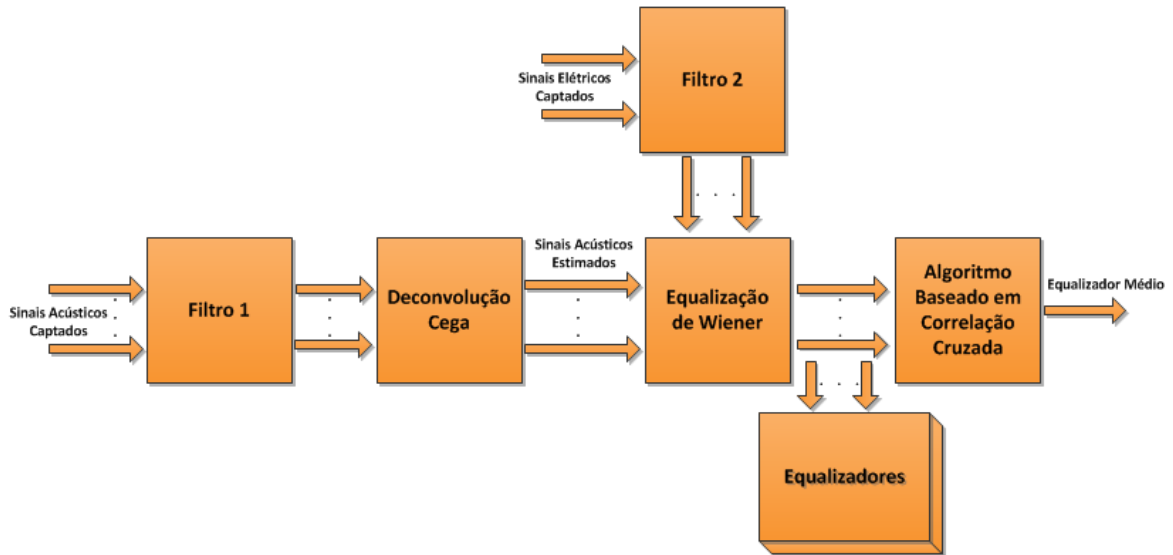


Figura 6.1: Diagrama de processo para obtenção de equalizadores e equalizador médio

As descrições dos blocos da figura 3 são:

- Filtro 1:** este filtro serve para eliminar o componente DC do sinal acústico captado, normalizar esse sinal e finalmente tomar seu valor absoluto.
- Deconvolução Cega:** serve para restaurar o sinal acústico original de descargas parciais eliminando componentes espúrios. A resposta ao impulso é considerada unitária.
- Filtro 2:** usado para fazer alinhamento dos picos de sinal elétrico, ou seja, eliminar os ruídos na linha de base do sinal, componentes de baixa frequência que ocasionam a oscilação do valor médio do sinal de DPs medido com sonda de Rogowski e depois normalizá-los.
- Equalização Cega de Wiener:** usado para obter equalizador que relaciona o sinal acústico de DPs com sinal elétrico através de convolução.
- Equalizadores:** repositório de equalizadores que serão usados para estimação dos sinais elétricos.
- Algoritmo Baseado em Correlação Cruzada:** este algoritmo é baseado na correlação cruzada e serve para obter um equalizador médio que pode ser usado para estimação de sinal elétrico.

6.2.1 Restauração de Sinais Acústicos

Para mostrar o procedimento de obtenção dos equalizadores foram selecionados 5 sinais aleatoriamente dos mais de 85 sinais captados. A figura 6.2 ilustra os 5 sinais acústicos captados pelo transdutor que são usados para exemplificar o processo de restauração. Pode-se

observar que os ecos são totalmente sobrepostos. Isso aconteceu porque a diferença do tempo dos picos consecutivos dos sinais de descargas parciais é muito menor que o tempo de trânsito entre ecos resultantes desses picos. Por causa disso, os ecos se sobrepõem totalmente um ao outro, resultando num sinal acústico que é praticamente semelhante ao sinal de um único eco.

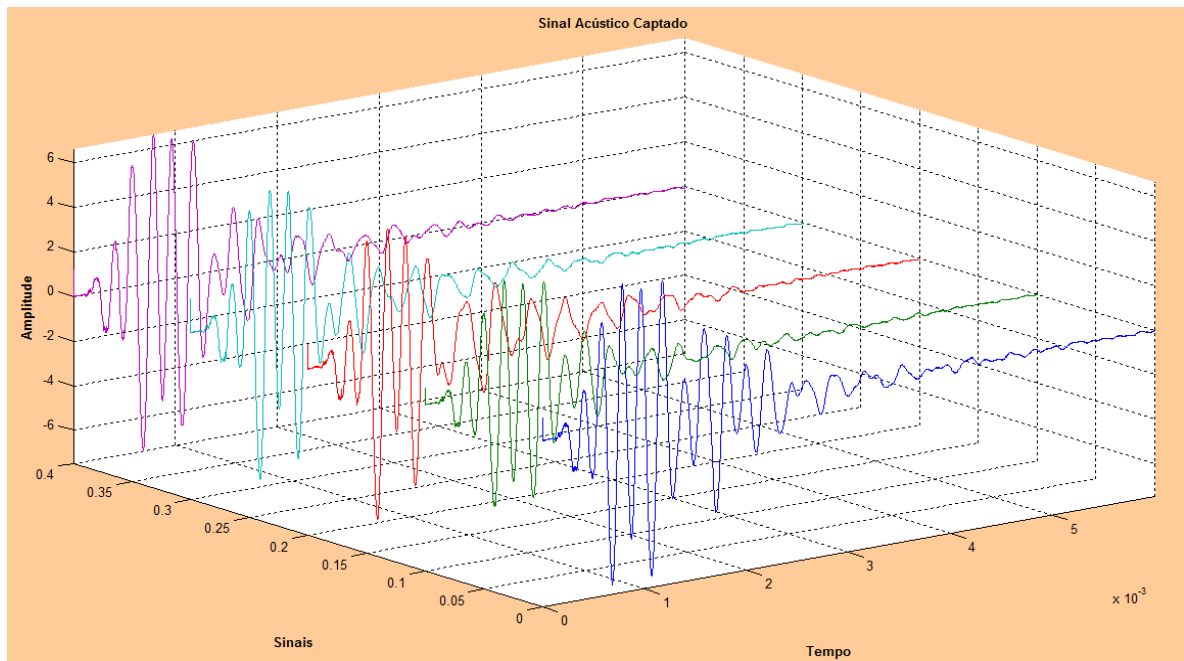


Figura 6.2: Sinais acústicos captados (não filtrados)

A figura 6.3 ilustra os sinais acústicos após aplicação do filtro. O método de deconvolução aplicado força a positividade tanto do sinal restaurado quanto da resposta ao impulso restaurada. Devido a isso, depois da aplicação do filtro no sinal acústico captado, foi tomado o seu valor absoluto para que os componentes negativos deste sinal não fossem truncados durante o processo de deconvolução que resultaria na perda de informação.

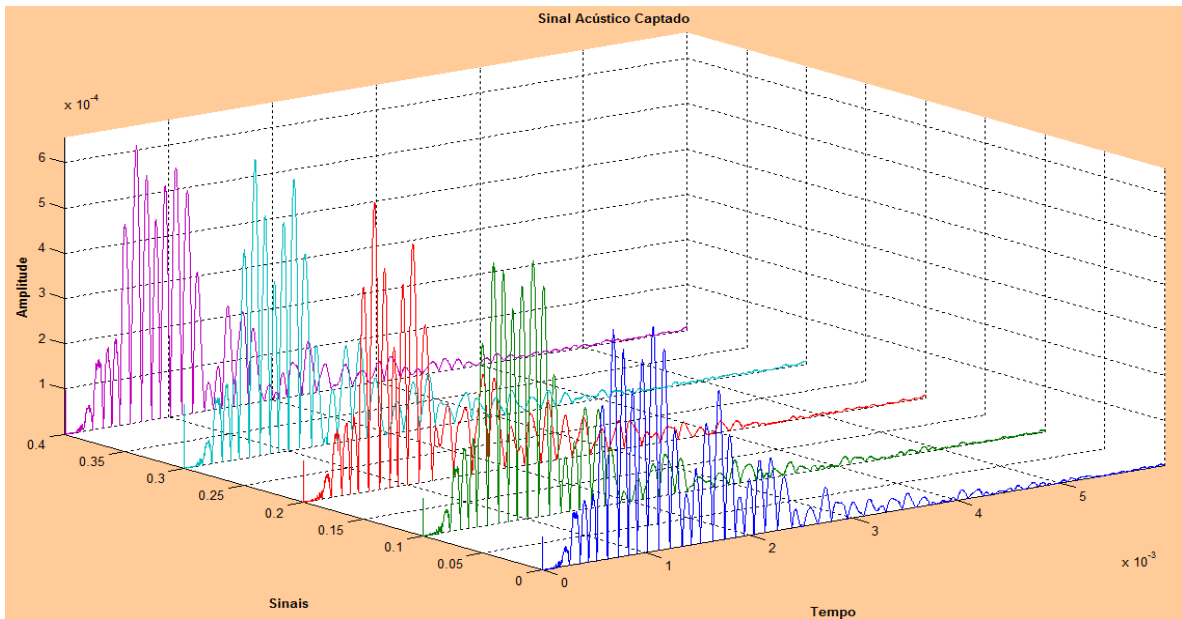


Figura 6.3: Sinais acústicos captados (filtrados)

A figura 6.4 ilustra as estimativas iniciais das respostas ao impulso utilizadas no processo de deconvolução para restauração dos sinais acústicos. Todas as estimativas iniciais das respostas ao impulso foram consideradas unitárias como foi supracitado.

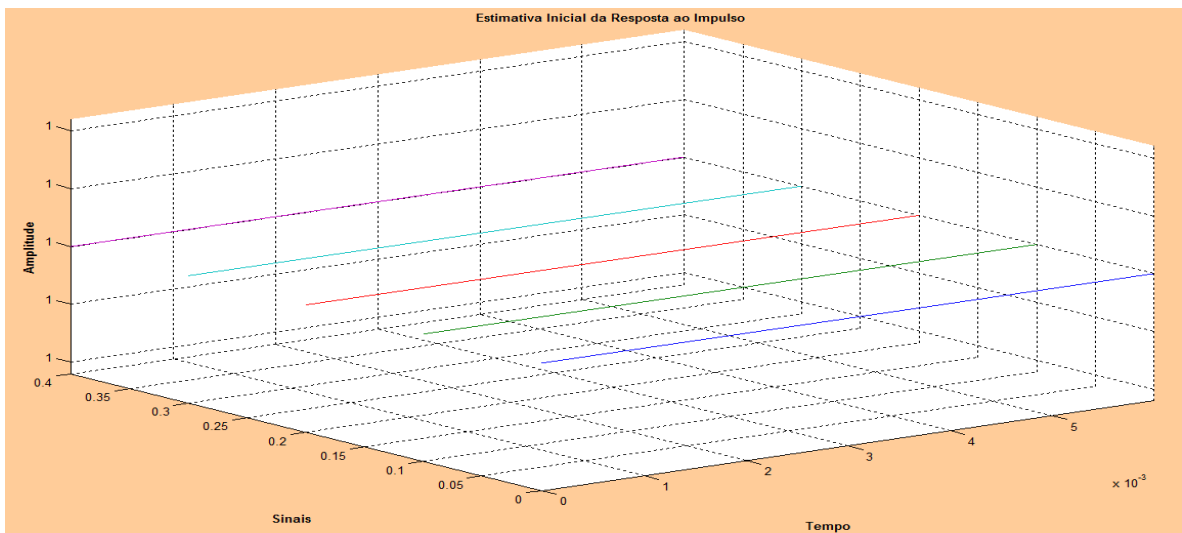


Figura 6.4: Estimativas Iniciais da resposta ao impulso do sistema.

A figura 6.5 apresenta os sinais acústicos restaurados após 100 iterações.

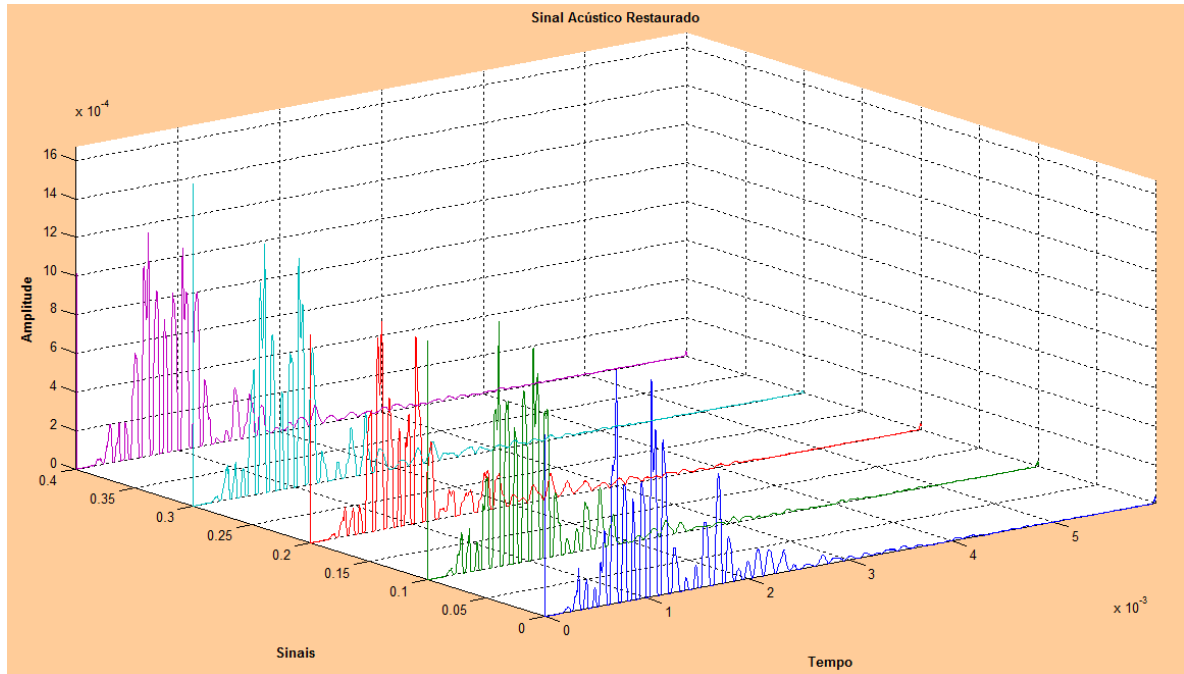


Figura 6.5: Sinais acústicos restaurados (estimados) usando deconvolução cega.

A figura 6.6 mostra as estimativas das repostas ao impulso obtidas após 100 iterações.

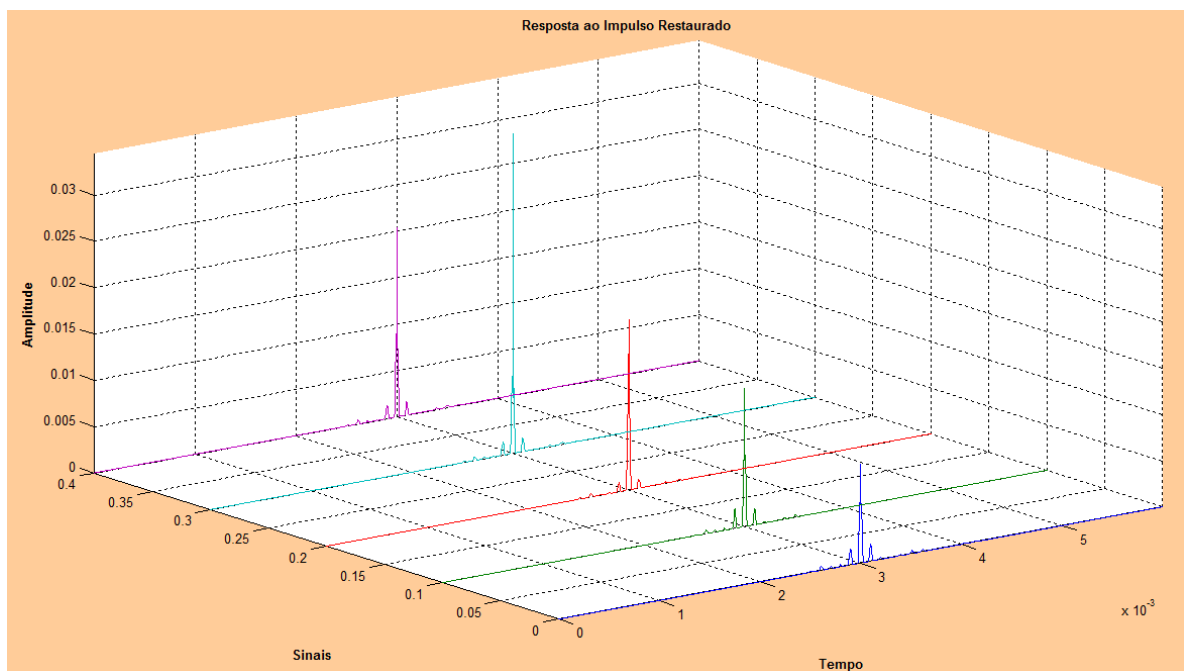


Figura 6.6: Resposta ao impulso restauradas (estimados) usando deconvolução cega.

A figura 6.7 ilustra a interface do software no processo de restauração de sinais acústicos.

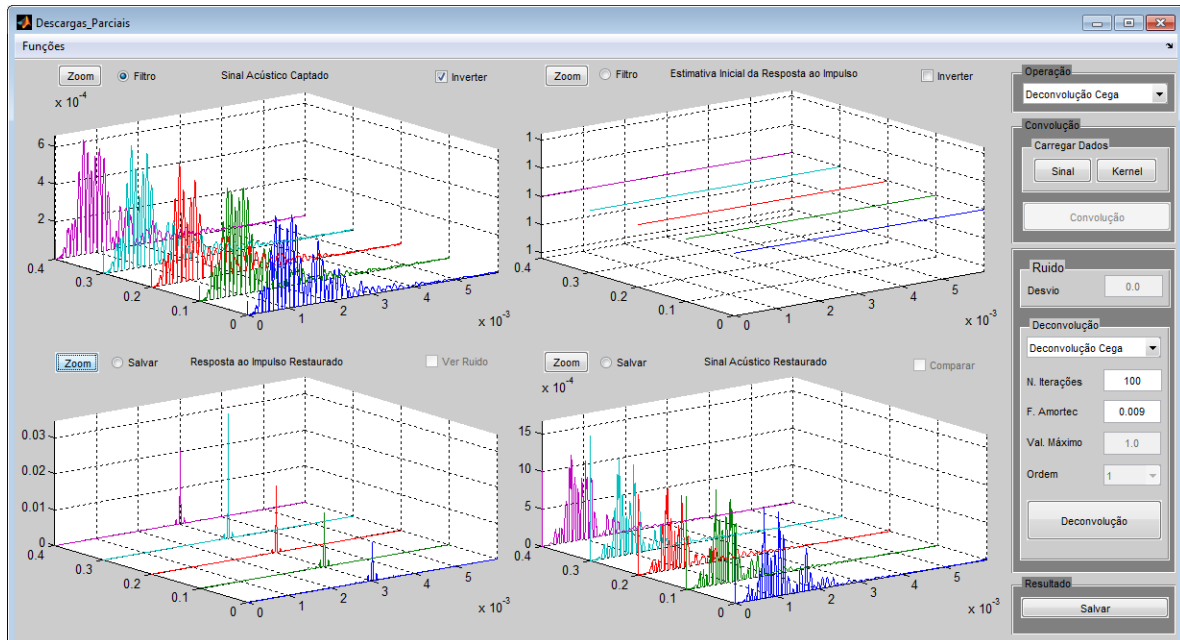


Figura 6.7: Restauração de Sinais Acústicos de DPs.

A resposta ao impulso do sistema é desconhecida e sua estimativa inicial foi considerada unitária. O número de iteração utilizado foi de 100 e fator de amortecimento foi igual a 0,009.

6.2.2 Equalização dos Sinais

Para obtenção dos equalizadores, os sinais acústicos restaurados e os sinais elétricos captados pela sonda de Rogowski correspondentes a esses sinais acústicos foram utilizados.

A figura 6.8 ilustra os sinais elétricos captados por sonda de Rogowski. A figura 6.9 ilustra os sinais elétricos captados depois de filtragem. Pode-se observar que os picos não estão alinhados na base por causa de ruídos na linha de base do sinal.

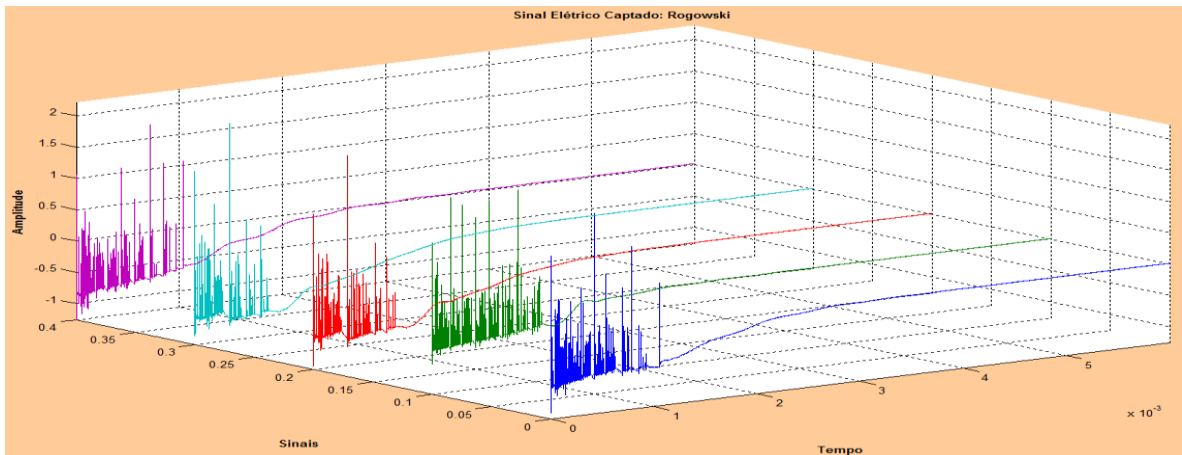


Figura 6.8: Sinais elétricos captados por sonda de Rogowski (não filtrado).

Para poder usar esses sinais para obter os equalizadores foi removido em cada sinal o ruído na sua linha de base, componentes de baixa frequência que ocasionam a oscilação do valor médio do sinal. O resultado da aplicação deste filtro é ilustrado na figura 6.10.

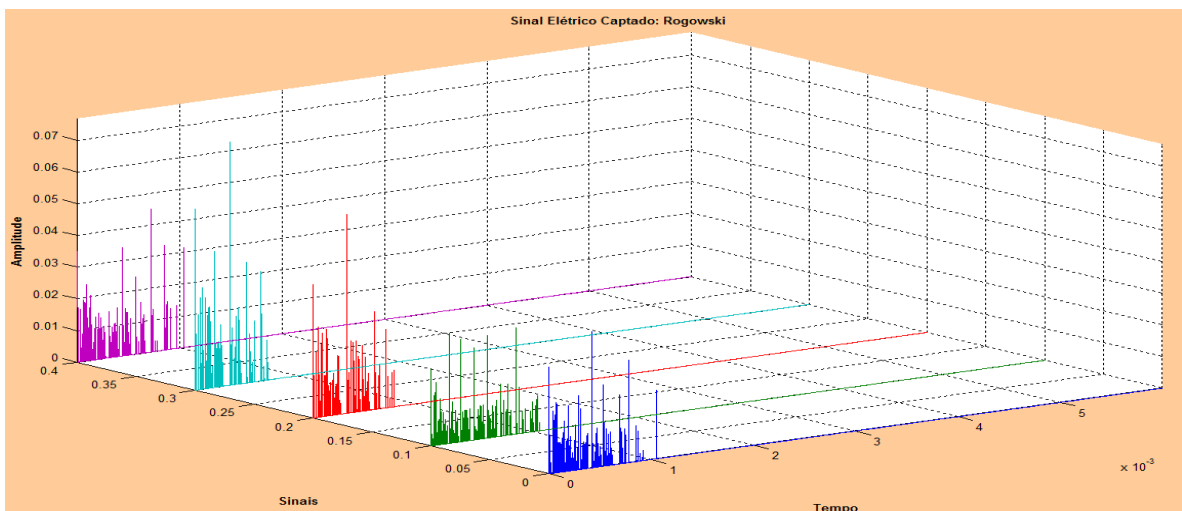


Figura 6.9: Sinais elétricos captados por sonda de Rogowski (filtrados).

A figura 6.10 ilustra os equalizadores obtidos. Esses equalizadores foram obtidos através da aplicação da equalização de Wiener descrito no capítulo 4.

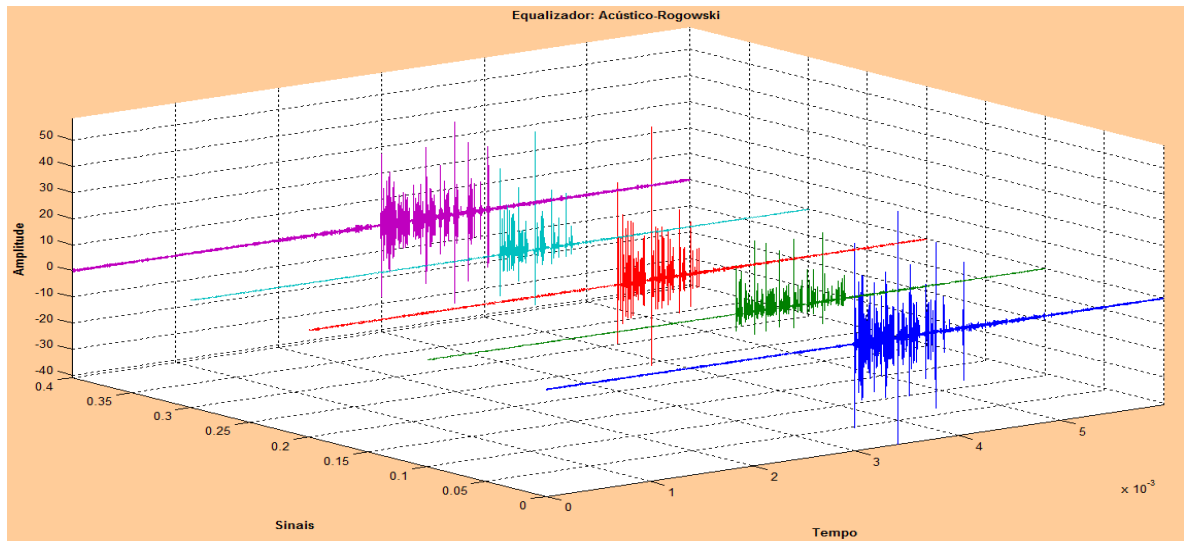


Figura 6.10: Equalizadores obtidos.

A figura 6.11 ilustra o equalizador médio obtido. Este equalizador foi obtido através da aplicação de um algoritmo baseado na correlação cruzada dos sinais acústicos restaurados de todos para todos e depois foi selecionado o equalizador correspondente ao sinal acústico restaurado mais relevante.

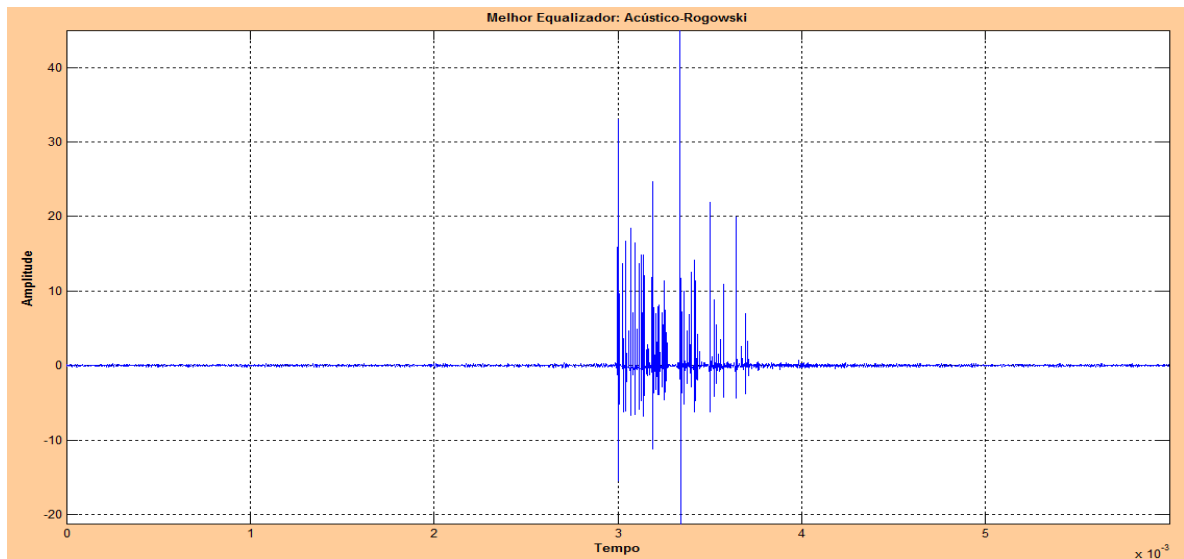


Figura 6.11: Melhor equalizador obtido.

A figura 6.12 ilustra a interface do software no processo de equalização dos sinais.

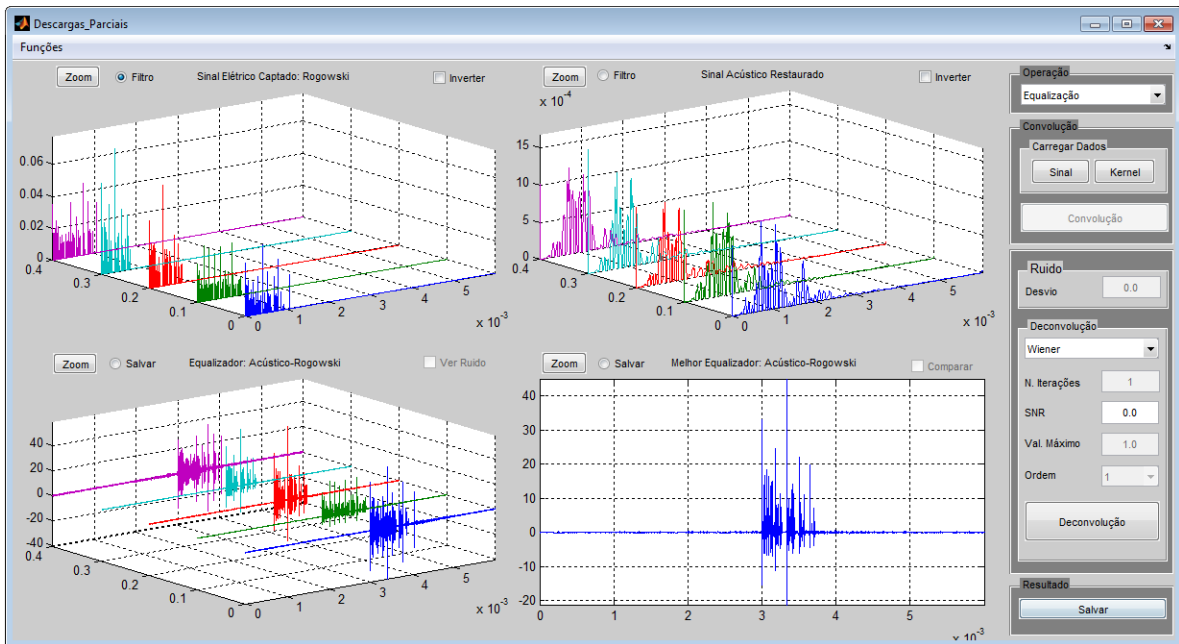


Figura 6.12: Equalização dos Sinais.

6.3 Estimação do Sinal Elétrico

A figura 6.13 ilustra o procedimento utilizado para estimação do sinal elétrico através do sinal acústico. Tanto o equalizador médio como os equalizadores podem ser usados para estimação do sinal elétrico. Recomenda-se utilizar o equalizador médio quando se deseja ganhar a velocidade na estimação em detrimento da exatidão. A utilização de equalizador médio é recomendada quando se deseja obter uma estimativa com alta exatidão sem se preocupar com o tempo de processamento.

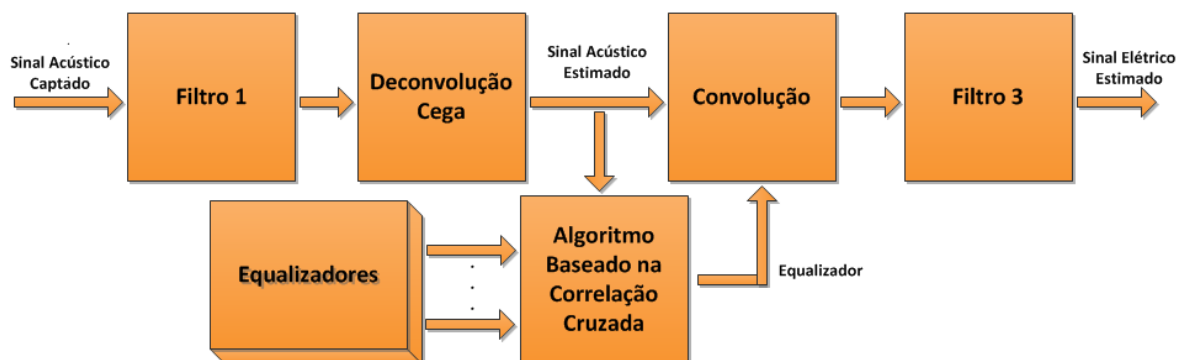


Figura 6.13: Diagrama de processo para obtenção de Equalizadores e equalizador médio.

As descrições dos blocos da figura 7 são:

- a) **Filtro 1:** este filtro serve para eliminar o componente DC do sinal acústico captado, normalizar esse sinal e finalmente tomar seu valor absoluto.
- b) **Deconvolução Cega:** serve para restaurar o sinal acústico original de descargas parciais eliminando componentes espúrios. A resposta ao impulso é considerada unitária.
- c) **Equalizadores:** repositório de equalizadores que serão usados para estimação dos sinais elétricos.
- d) **Algoritmo Baseado em Correlação Cruzada:** Este algoritmo é baseado na correlação cruzada e serve para procurar o melhor equalizador dentre todos os equalizadores para estimar o sinal de descarga parcial quando é utilizado mais de 1 equalizador no software.
- e) **Convolução:** faz a convolução do sinal acústico estimado com o melhor equalizador encontrado.
- f) **Filtro 3:** faz filtragem do resultado da deconvolução. Este filtro serve para fazer refinamento do sinal eliminando os componentes espúrios.

Do restante dos sinais selecionados para equalização, um foi escolhido aleatoriamente para ser usado no processo de estimação do seu sinal elétrico correspondente. A figura 6.14 ilustra o sinal elétrico de descarga parcial estimado.

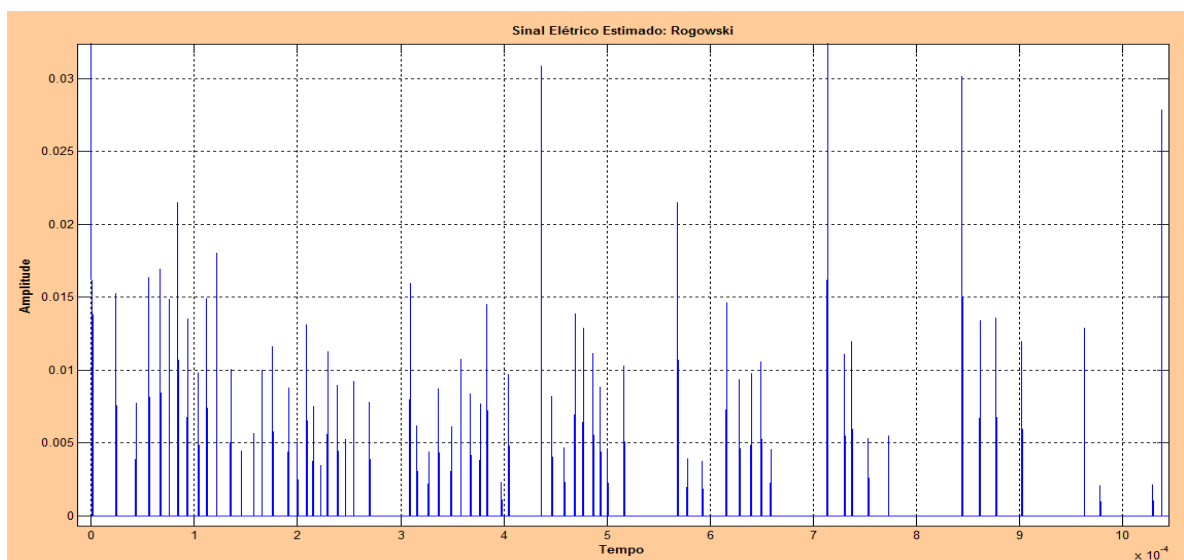


Figura 6.14: Sinal Elétrico Estimado

A figura 6.15 ilustra a comparação do sinal elétrico real com sinal elétrico estimado. Pode-se observar que primeiro pico de dois sinais coincidem. Vale ressaltar que a qualidade

do sinal estimado depende da quantidade dos sinais escolhidos para equalização como será visto no capítulo 7.

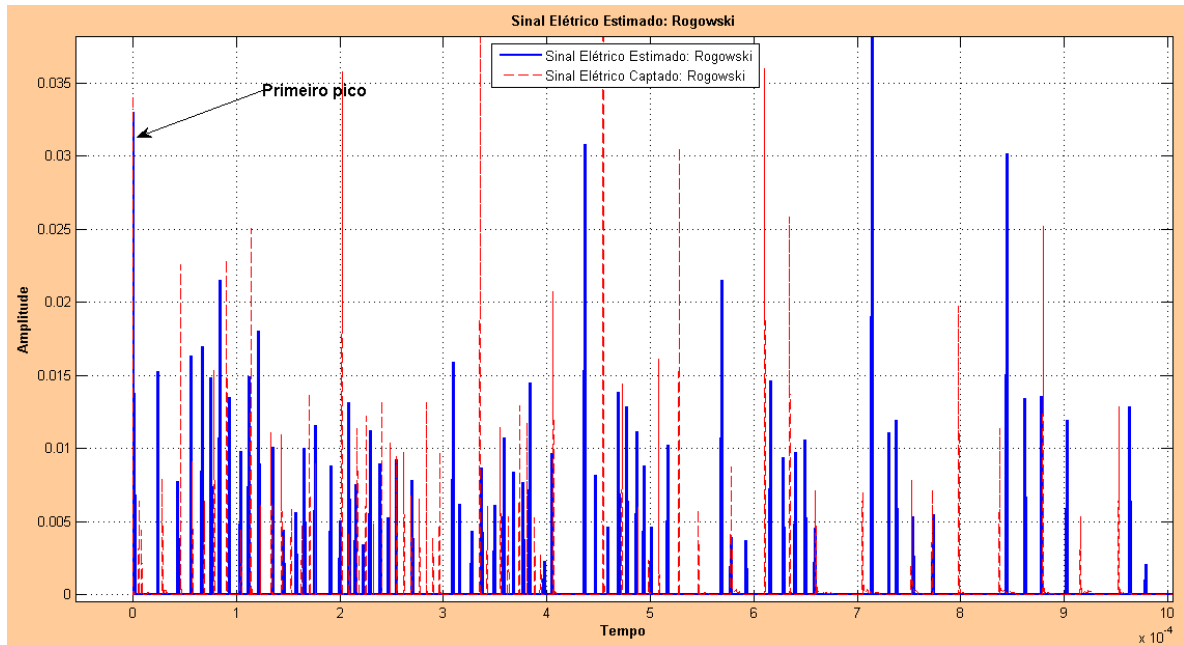


Figura 6.15: Comparação do sinal elétrico estimado com sinal elétrico captado.

A figura 6.16 ilustra a interface do software no processo de estimação do sinal elétrico.

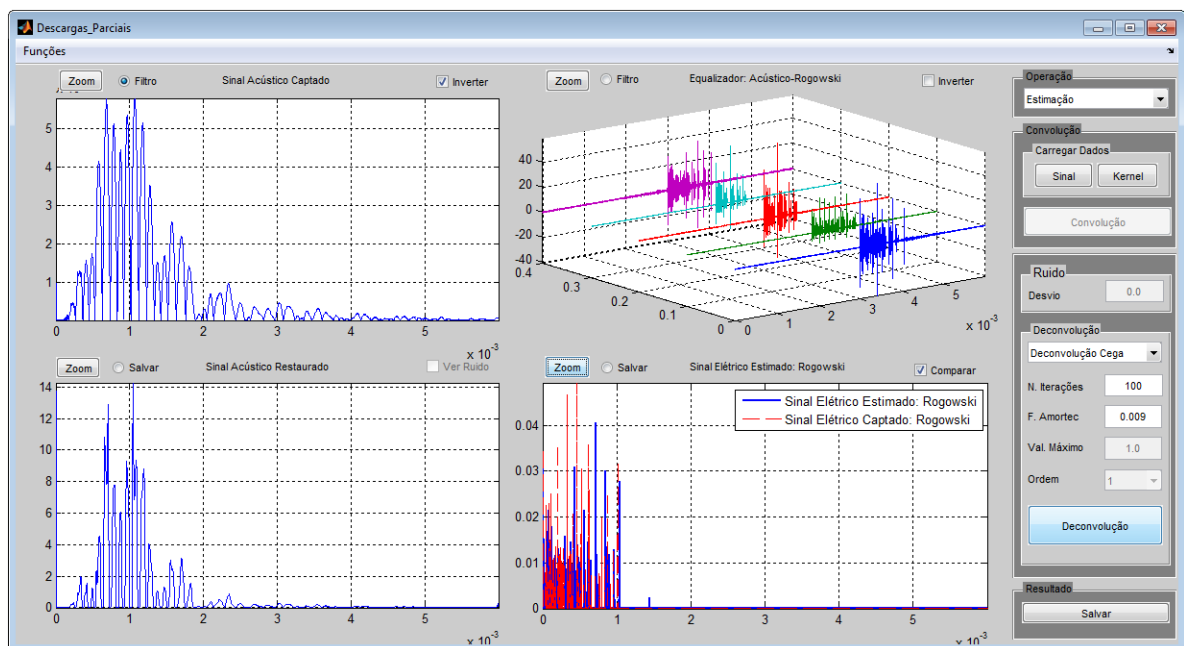


Figura 6.16: Estimação do sinal elétrico

7 Resultados Obtidos

Os sinais captados descritos anteriormente foram utilizados para estimação do sinal elétrico de acordo com as metodologias propostas neste trabalho. Para melhor compreensão apresentaremos, neste capítulo, os erros entre valores das estimativas comparados com os valores reais.

Foi utilizado o Erro Médio Percentual Absoluto (EMPA), porque os sinais elétricos de descargas parciais medidas são de pequenas amplitudes. Tanto os valores do Desvio Médio Absoluto (DMA) como do Erro Quadrático Médio (EQM) dependem da importância do item que está a ser estimado (previsto), o que causou problemas na dimensão dos resultados, ou seja, sempre davam resultados muitíssimos pequenos. A utilização do erro médio percentual absoluto (EMPA) é uma medida eficaz para resolver esse problema. O EMPA é a média da diferença absoluta entre os valores estimados e reais, expressa em percentagem dos valores reais.

O erro percentual é definido da seguinte forma:

$$EP = \frac{Real - Estimado}{Real} * 100 \quad (7.1)$$

O erro médio percentual absoluto (EMPA) dos sinais foi calculado da seguinte forma:

$$EMPA = \frac{\sum_{i=1}^N |EP|}{N} \quad (7.2)$$

A tabela 7.1 e 7.2 apresentam os resultados dos erros obtidos com 70% dos sinais utilizados para equalização e 30% utilizados para estimação. Os dados da tabela 7.1 são os resultados obtidos utilizando equalizadores e os dados da tabela 7.2 são os resultados obtidos utilizando equalizador médio.

Tabela 7.1: Resultados utilizando equalizadores (70% para equalização e 30% para estimação)

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	0.64	48.17	0.01
2	0.95	13.62	0.01
3	1.56	8.18	0.02
4	1.65	38.17	0.01
5	1.13	21.19	0.01
6	0.80	43.24	0.01
7	0.67	35.23	0.01
8	0.56	18.80	0.01
9	1.46	10.95	0.01
10	0.76	7.61	0.01
11	0.82	14.53	0.01
12	1.11	11.22	0.01
13	1.01	7.60	0.01
14	0.74	19.20	0.01
15	1.13	10.43	0.01
16	0.93	9.23	0.01
17	1.06	14.00	0.01
18	1.23	18.42	0.01
19	1.09	29.47	0.01
20	0.82	14.60	0.01
21	1.01	29.72	0.01
22	0.92	25.26	0.01
23	0.74	32.74	0.01
24	0.91	18.34	0.01
25	0.97	54.93	0.01
Média	0.99	22.19	0.01

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	0.61	26.17	0.01
2	0.99	11.01	0.01
3	0.94	16.69	0.01
4	1.16	12.62	0.01
5	1.21	9.67	0.01
6	0.73	7.44	0.01
7	0.63	34.63	0.01
8	0.54	33.83	0.01
9	1.37	13.75	0.01
10	0.71	38.20	0.01
11	0.85	12.84	0.01
12	1.07	13.99	0.01
13	1.17	9.56	0.01
14	0.78	18.64	0.01
15	1.14	14.81	0.01
16	0.93	9.23	0.01
17	0.97	10.12	0.01
18	1.02	13.20	0.01
19	0.96	10.10	0.01
20	0.91	8.88	0.01
21	1.03	18.95	0.01
22	0.81	24.92	0.01
23	0.76	18.34	0.01
24	0.83	18.99	0.01
25	0.96	21.77	0.01
Média	0.92	17.13	0.01

**Tabela 7.2: Resultados utilizando equalizador médio
(70% para equalização e 30% para estimação)**

A tabela 7.3 e 7.4 apresentam os resultados dos erros obtidos com 90% dos sinais utilizados para equalização e 10% utilizados para estimação. Os dados da tabela 7.3 são os resultados obtidos utilizando equalizadores e os dados da tabela 7.4 são os resultados obtidos utilizando equalizador médio.

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	1.04	23.89	0.01
2	1.56	8.18	0.02
3	1.46	10.95	0.01
4	0.80	15.96	0.01
5	1.34	11.94	0.01
6	1.14	17.05	0.01
7	0.82	14.60	0.01
8	0.87	18.26	0.01
Média	1.13	15.10	0.01

**Tabela 7.3: Resultados utilizando equalizadores
(90% para equalização e 10% para estimação)**

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	0.85	23.43	0.01
2	1.33	33.90	0.02
3	1.76	39.98	0.02
4	0.77	21.99	0.01
5	1.23	25.92	0.01
6	1.43	22.87	0.02
7	0.74	29.92	0.01
8	0.77	23.93	0.01
Média	1.11	27.74	0.02

**Tabela 7.4: Resultados utilizando equalizador médio
(90% para equalização e 10% para estimação)**

A tabela 7.5 e 7.6 apresentam os resultados dos erros obtidos com 95% dos sinais utilizados para equalização e 5% utilizados para estimação. Os dados da tabela 7.5 são os resultados obtidos utilizando equalizadores e os dados da tabela 7.6 são os resultados obtidos utilizando equalizador médio.

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	1.01	7.60	0.01
2	1.13	10.43	0.01
3	1.09	13.28	0.01
4	0.92	25.26	0.01
Média	1.04	14.14	0.01

**Tabela 7.5: Resultados utilizando equalizadores
(95% para equalização e 5% para estimação)**

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	1.03	17.50	0.01
2	1.06	26.33	0.01
3	0.91	28.26	0.01
4	1.07	28.00	0.01
Média	1.02	25.02	0.01

**Tabela 7.6: Resultados utilizando equalizador médio
(95% para equalização e 5% para estimação)**

A tabela 7.7 e 7.8 apresentam os resultados dos erros obtidos com 98% dos sinais utilizados para equalização e 2% utilizados para estimação. Os dados da tabela 7.7 são os resultados obtidos utilizando equalizadores e os dados da tabela 7.8 são os resultados obtidos utilizando equalizador médio.

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	1.62	7.65	0.01
Média	1.62	7.65	0.01

**Tabela 7.7 Resultados utilizando equalizadores
(98% para equalização e 2% para estimação)**

Número de Sinal	EMPA dos Picos (%)	EMPA das Posições dos Picos (%)	EMPA do Sinal (%)
1	1.84	40.68	0.02
Média	1.84	40.68	0.02

Tabela 7.8: Resultados utilizando equalizador médio

(98% para equalização e 2% para estimação)

As tabelas 7.9 e 7.10 mostram o resumo da média do EMPA de cada caso de teste usando equalizadores e equalizador médio respectivamente.

Porcentagem de sinais para equalização	Média de EMPA dos Picos (%)	Média de EMPA das Posições dos Picos (%)	Média de EMPA do Sinal (%)
50	1.01	25.80	0.01
70	0.99	22.19	0.01
90	1.13	15.10	0.01
95	1.04	14.14	0.01
98	1.62	7.65	0.01

Tabela 7.9: Média do EMPA utilizando equalizadores.

Porcentagem de sinais para equalização	Média de EMPA dos Picos (%)	Média de EMPA das Posições dos Picos (%)	Média EMPA do Sinal (%)
50	0.97	24.25	0.01
70	0.92	17.13	0.01
90	1.11	27.74	0.02
95	1.02	25.02	0.01
98	1.84	40.68	0.02

Tabela 7.10: Média do EMPA utilizando equalizador médio.

De acordo com as tabelas 7.9 e 7.10 pode-se observar que as médias dos erros dos picos dos sinais praticamente se mantêm estáveis e são menores que 2%. Para analisar com mais detalhe o comportamento das médias dos erros dos picos em função da porcentagem dos dados selecionados para equalização, os dados dessas tabelas são ilustrados nas figuras 7.1 e 7.2.

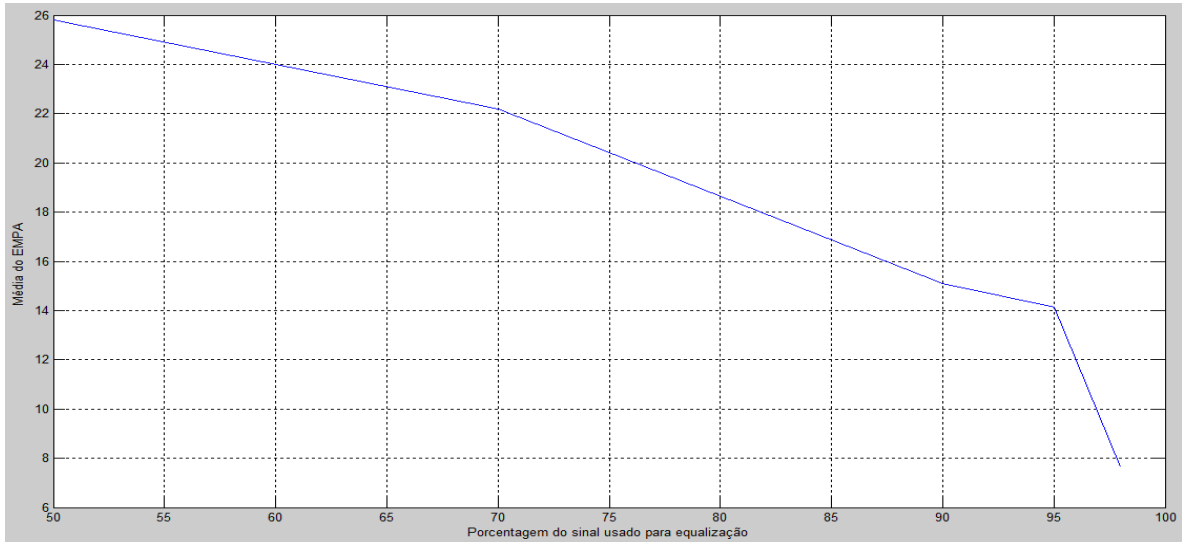


Figura 7.1: Ilustração do comportamento da média do EMPA das posições dos picos utilizando equalizadores

De acordo com a figura 7.1 pode-se observar que o erro diminui quando o número de equalizadores aumenta. Na figura 7.2 pode-se observar que com o equalizador médio o resultado oscila bastante e é instável. A vantagem desse equalizador é que exige menos tempo de processamento para estimar o sinal elétrico de descarga parcial. E quando o tempo de processamento não é o problema, recomenda-se usar equalizadores para que se possa obter o resultado com mínimo erro possível.

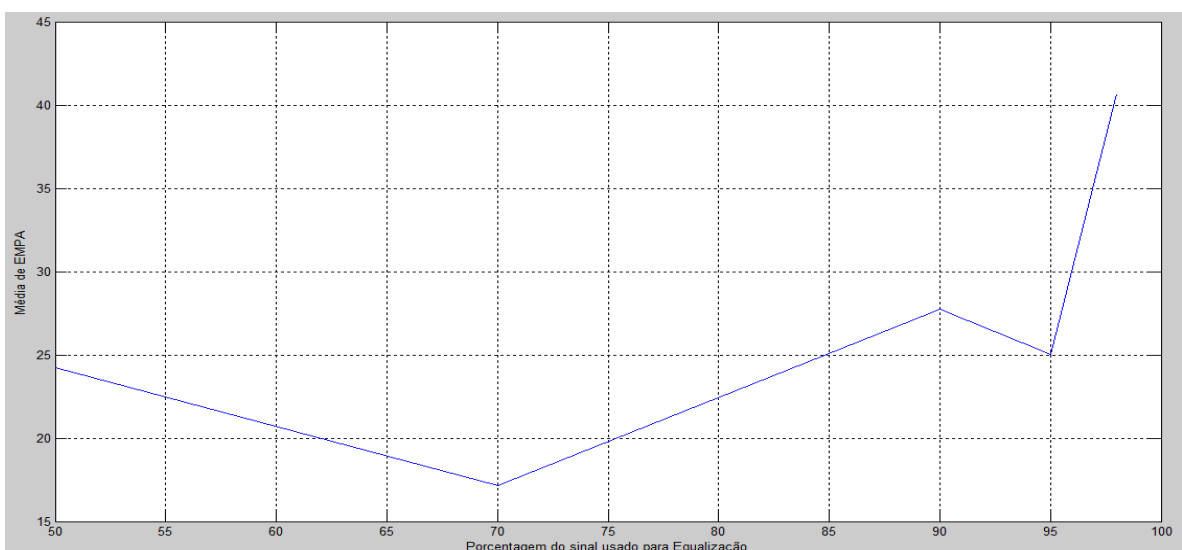


Figura 7.2: Ilustração do comportamento da média do EMPA das posições dos picos utilizando equalizador médio

8 Conclusão

Os resultados obtidos nos experimentos comprovam a eficiência e a eficácia da aplicação de deconvolução para estimação dos sinais elétricos das descargas parciais através da deconvolução dos sinais acústicos das descargas parciais captados por transdutores instalados na superfície de um tanque de aço preenchido com óleo isolante. Estas são as condições em que ocorrem as descargas parciais em grandes transformadores que usam óleo em seu sistema de isolamento. Embora algumas situações ainda precisem ser pesquisadas, o método é promissor.

O uso de deconvolução cega para restauração de sinal acústico original de descarga parcial mostrou-se eficiente, porque foi possível obter uma estimativa estável do sinal tendo em conta que a resposta ao impulso do sistema isolante é desconhecida. De acordo com resultados obtidos, vimos que a qualidade da estimativa depende da quantidade do sinal usado para equalização. Quanto mais sinal for disponibilizado para obtenção dos equalizadores menor será os erros dos picos e os erros da amplitude dos picos.

O filtro desenvolvido para eliminar os ruídos na linha de base do sinal mostrou-se eficiente, porque com ele foi possível fazer um alinhamento dos picos de sinais elétricos medidos pela sonda de Rogowski. Com isso foi possível obter equalizadores mais estáveis na fase de equalização. A equalização de Wiener mostrou que é possível relacionar dois sinais de natureza distinta. A equalização de Wiener mostrou-se eficiente na obtenção dos equalizadores que apresentaram um comportamento estável na fase de estimação do sinal elétrico medido pela sonda de Rogowski. O algoritmo desenvolvido baseado em correlação cruzada para selecionar o equalizador a ser usado para estimação de sinal elétrico mostrou-se muito eficiente em todos os casos de teste.

A dificuldade encontrada é que, os picos do sinal acústico das descargas parciais são totalmente sobrepostos, porque a diferença de tempo entre os picos consecutivos das descargas parciais é muito pequena. Isso resultou na sobreposição total dos ecos produzidos por diferentes picos. Se a diferença do tempo entre os picos consecutivos de descargas parciais fosse grande, então os ecos não estariam totalmente sobrepostos um ao outro, o que facilitaria bastante na estimação do sinal elétrico de descargas parciais. Portanto, basta aplicar a transformada de Hilbert para extração da envoltória do sinal e depois pegar o ponto de

máximo de cada eco. A diferença entre esses dois pontos consecutivos seria proporcional à diferença entre dois picos consecutivos do sinal elétrico e os valores dos pontos de máximos seriam proporcionais à amplitude dos picos do sinal elétrico. Tanto a transformada de Hilbert como a correlação cruzada poderiam ser aplicadas para estimação do sinal elétrico das descargas parciais. Neste trabalho foi considerado o caso onde os picos são totalmente sobrepostos e o método desenvolvido neste trabalho daria para todos os casos.

8.1 Trabalhos Futuros

A continuação deste trabalho é indispensável para fazer o refinamento do método desenvolvido e testar o algoritmo em condições reais. Portanto são sugeridos os seguintes passos:

- Montar o experimento em condições mais próximas daquelas encontradas em transformadores, isto é, a presença de obstáculos, como enrolamentos, núcleos magnéticos e o isolamento de papel, etc.
- Aplicar algum método para classificar a descarga parcial em função do sinal elétrico estimado e analisar a evolução do comportamento de descargas parciais.

Referências

1. VELOSO, G. F. C. et al. Detecção de descargas parciais em transformadores de potência utilizando transformada Wavelet. **Induscon: VIII Conferência Internacional de Aplicações Industriais**, Poços de Caldas, 17 a 20 Agosto 2008.
2. CUENCA, W. M.; SEIXAS, J. M.; LEVY, A. F. Análise de Componentes Principais para Identificar Descargas Parciais em Transformadores de Potência, Rio de Janeiro. 6.
3. LIMA, V. D.; MACEDO, V. G.; SANTOS FILHO, O. G. Detecção de Descargas Parciais através do Método Acústico em Transformadores utilizando a Transformada Wavelet. **Laboratório Central (LACEN) da Eletronorte**, 29 jun. 2006. 6.
4. VELOSO, G. F. C. V. **Localização de Descargas Parciais em Transformadores pela Análise da Emissão Acústica**. UNIFEI. Itajubá, p. 118. 2006.
5. KRUEGER, F. H. **Partial Discharge Detection in High-Voltage Equipment**. 1. ed. London: Butterworths, 1989.
6. IEC 60270. **High-voltage test techniques – Partial discharge measurements**. 3. ed. [S.l.]: IEC, 2000.
7. PIAZZA, F. Ensaios de Piazza. **Departamento da Engenharia Elétrica da UFPR**, 2012. Disponível em: <<http://www.eletrica.ufpr.br/piazza/ensaios/meddp1.pdf>>. Acesso em: 25 out. 2012.
8. JÚNIOR, S. R. **Análise da Ruptura Dielétrica em Materiais Isolantes Elétricos de Cabos Isolados XLPE e EPR por Tomografia 2D e 3D**. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, p. 171. 2008.
9. PAULINO, M. E. D. C. Estado da Arte da Medição com Múltiplos Canais Sincronizados para Avaliação de Descargas Parciais. **ERIAC – Encontro Regional Iberoamericano do Cigré**, Puerto Iguazú – Argentina, 2010.
10. POMPILI, M.; MAZZETTI, C.; BARTNIKAS, R. Partial discharge pulse sequence patterns and cavity development times in transformer oils under ac conditions. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, 12, n. 2, Abril 2005. pp. 395-403.
11. DISSADO, L. A.; FOTHERGILLE, J. C. **Electrical Degradation and Breakdown in**

- Polymers**. London: Peter Peregrinus Ltd, 1992.
12. RIBEIRO, C. D. J.; AZEVEDO, C. H. B.; MARQUES, A. P. Aplicação de uma nova metodologia para detecção de descargas parciais em transformadores de potência. **VI Worksopt - International Workshop on Power Transformers**, PR - FOZ DO IGUAÇÚ, 25 A 28 ABRIL 2010.
 13. CABRAL, E. A. V. **Caracterización de reflectores e irregularidades superficiales por ultrasonidos en aire**. Universidad Computense de Madrid. Madrid, p. 241. 2003.
 14. BENNIA, A.; RIAD, S. M. Filtering capabilities and convergence of the Van-Cittert deconvolution technique. **Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1991. IMTC-91. Conference Record., 8th IEEE**, Atlanta, 14 a 16 Maio 1991. 319 a 323.
 15. WING, G. M. **A Primer on Integral Equations of the First Kind: The Problem of Deconvolution and Unfolding**. 27. ed. Philadelphia: SIAM, v. 1, 1987. 149 p.
 16. VASEGHI, S. V. **Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction**. 4. ed. London: John Wiley & Sons, 2008. 544 p.
 17. JANSSON, P. A. **Deconvolution: with applications in spectroscopy**. Michigan: Academic Press, 1984. 342 p.
 18. VASEGHI, S. V. **Multimedia Signal Processing: Theory and Applications in Speech, Music and Communications**. London: John Wiley & Sons, 2007. 680 p.
 19. RIAD,. The deconvolution problem: An overview. **Proceedings of the IEEE**, 74, Janeiro 1986. 82-85.
 20. MORHAC, M.; MATOUSEK, V. Multidimensional FFT based positive definite Gold deconvolution algorithm. **Journal of electrical engineering**, 56, 2005. 141–145.
 21. CRILLY, P. B. A Quantitative Evaluation of Various Iterative Deconvolution Algorithms. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 40, Junho 1991. 558-562.
 22. THOMAS,. An improvement of the Van-Cittert's method. **Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP '81.**, 6, Abril 1981. 47- 49.
 23. XU, ; AISSAOUI, I.; JACQUEY, S. Algebraic analysis of the Van Cittert iterative method of deconvolution with a general relaxation factor. **Optical Society of America**, 11, 16 Novembro 1994.
 24. CRILLY, P. B. et al. Improving the convergence rate of Jansson's deconvolution method.

- IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 51, Dezembro 2002. 1142-1144.
25. MORHAC, ; MATOUSEK,. Complete positive deconvolution of spectrometric data. **Digital Signal Processing**, 19, n. 3, Maio 2009. 372–392.
26. RUSS, J. C. **The Image Processing Handbook**. 6. ed. North Carolina: CRC Press, 2011. 867 p.
27. CAMPISI, P.; EGIAZARIAN, K. **Blind image deconvolution: theory and applications**. London: CRC Press, 2007. 448 p.