

RICARDO HUMBERTO DE OLIVEIRA FILHO

**UMA PROPOSTA DE FERRAMENTA PARA
CONTROLE DE QUALIDADE EM LINHA DE
PRODUÇÃO E MONTAGEM DE CÂMBIOS
AUTOMOTIVOS UTILIZANDO FILTRAGEM
ADAPTATIVA**



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA**

2007

RICARDO HUMBERTO DE OLIVEIRA FILHO

**UMA PROPOSTA DE FERRAMENTA PARA CONTROLE DE
QUALIDADE EM LINHA DE PRODUÇÃO E MONTAGEM DE
CÂMBIOS AUTOMOTIVOS UTILIZANDO FILTRAGEM ADAPTATIVA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para obtenção do título de **MESTRE EM ENGENHARIA MECÂNICA**.

Área de Concentração: Mecânica dos Sólidos e Vibrações.

Orientador: Prof. Dr. Marcus Antônio Viana Duarte

UBERLÂNDIA – MG

2007

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

O48p Oliveira Filho, Ricardo Humberto de, 1980-
 Uma proposta de ferramenta para controle de qualidade em linha de
 produção e montagem de câmbios automotivos utilizando filtragem adap-
 tativa / Ricardo Humberto de Oliveira Filho. - 2007.
 157 f. : il.

 Orientador: Marcus Antônio Viana Duarte.

 Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia, Progra-
 ma de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica.
 Inclui bibliografia.

 1. Automóveis - Vibração - Teses. I. Duarte Marcus Antônio Viana. II.
 Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em En-
 genharia Mecânica. III. Título.

CDU: 629.3.015.5



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
Av. João Naves de Ávila, 2121 - 38400-902 Fone: 0XX(34)32394149 Ramal 42
FAX: 0XX(34)32394282 - Campus Santa Mônica - Uberlândia MG



ALUNO: Ricardo Humberto de Oliveira Filho

NÚMERO DE MATRÍCULA: 5052320

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: Mecânica dos Sólidos e Vibrações

PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA: NÍVEL MESTRADO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO:

“Uma Proposta de Ferramenta para Controle de Qualidade em Linha de Produção e Montagem de Câmbios Automotivos Utilizando Filtragem Adaptativa”

ORIENTADOR: Prof. Dr. Marcus Antônio Viana Duarte

A Dissertação foi **APROVADA** em reunião pública, realizada na Sala de Reuniões do Bloco 1M, Campus Santa Mônica, em 14 de setembro de 2007, às 09:00 horas, com a seguinte Banca Examinadora:

NOME	ASSINATURA
Prof. Dr. Marcus Antônio Viana Duarte	UFU 
Prof. Dr. Marcos Morais de Sousa	UFU 
Prof. Dr. Tobias Anderson Guimarães	CEFET-MG 
Engº Msc. Renato Antônio Barreto	FIAT Automóveis 

Uberlândia, 14 de setembro de 2007.

A meus pais, Ricardo e Marilene,
à minha irmã, Karine
e à minha namorada, Débora.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela disposição e força de vontade a mim concedidas.

A meus pais, Ricardo e Marilene, pela presença constante em minha vida e por acreditarem em minha capacidade.

À minha irmã, Karine, pelo incentivo na realização do trabalho.

À minha namorada Débora, pelo apoio, companheirismo e afeto nas horas mais difíceis.

Ao meu Orientador Marcus Duarte pelos ensinamentos, apoio, dedicação e principalmente pela amizade demonstrada.

Às amigas Maria Alzira e Tatiana Meola, pelo companheirismo e ajuda prestada.

A toda minha família, pelo apoio e incentivo.

À Universidade Federal de Uberlândia e à Faculdade de Engenharia Mecânica pela oportunidade de participar deste curso.

Ao Programa de Pós-Graduação pela estrutura fornecida para a realização deste trabalho.

A CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoas de Nível Superior, pelo apoio financeiro oferecido.

Aos amigos (alunos, professores e técnicos) da FEMEC que me ajudaram nesta jornada.

A todos aqueles que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

OLIVEIRA FILHO, R. H. **Uma Proposta de Ferramenta para Controle de Qualidade em Linha de Produção e Montagem de Câmbios Automotivos Utilizando Filtragem Adaptativa**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia – MG, 2007.

Resumo

Normalmente, o controle de qualidade de câmbios automotivos em linha de montagem é feito de forma subjetiva por especialistas. O ouvido humano, apesar de ser uma ferramenta altamente sensível e largamente utilizada em controle de qualidade, também é sensível a problemas emocionais e ambientais (ruídos de fundo), além de não resultar em valores mensuráveis. Para contornar este problema, as técnicas tradicionais de análise de sinais, em conjunto com o monitoramento das vibrações e ruído dos câmbios testados, podem ser utilizadas para definir valores objetivos de aceitação ou recusa num programa de qualidade. Porém, devido à complexidade da dinâmica de um câmbio automotivo e aos ruídos inerentes a uma linha de produção, existe uma grande dificuldade na definição dos sintomas de controle e determinação de valores limites. Neste trabalho é apresentado um estudo sobre o uso da filtragem adaptativa, via algoritmo dos mínimos quadrados (LMS), como ferramenta de auxílio nos procedimentos de controle de qualidade via monitoramento de vibrações e ruído. A metodologia é baseada na utilização dos sinais, medidos num teste padronizado, como sinal primário e de referência no procedimento de filtragem. Inicialmente, foram realizadas simulações numéricas, para avaliar o desempenho do algoritmo LMS no cancelamento de interferências externas ao funcionamento do sistema mecânico sob estudo. Em uma próxima etapa, foram coletados sinais de aceleração e de pressão sonora de câmbios aprovados no procedimento de controle de qualidade atual (câmbios bons) e um outro conjunto distinto de sinais de câmbios, nos quais foram inseridos defeitos comuns de fabricação e montagem, que foram divididos nos grupos câmbios aceitáveis e câmbios ruins. A partir dos sinais filtrados, do grupo câmbios bons, técnicas estatísticas foram utilizadas para a definição dos sintomas vibroacústicos limites para controle de qualidade. Finalmente, o procedimento foi validado utilizando os sinais dos grupos câmbios aceitáveis e câmbios ruins.

Palavras chave: Câmbios Automotivos, Filtro adaptativo LMS, Vibrações, Pressão Sonora, Controle de Qualidade.

OLIVEIRA FILHO, R. H. **A Proposal of Tool for Automotive Gearbox Quality Control in Production and Assembly Line Using Adaptive Filtering.** Master's Dissertation, Federal University of Uberlândia, Uberlândia – MG, 2007.

Abstract

Normally, automotive gearbox quality control in assembly line is made in subjective manner by specialists. The human ear, despite being a highly sensitive tool and widely used in quality control is also sensitive to emotional and environmental problems (back noises), besides not giving measurable values. In order to solve this problem, the traditional techniques of signal analysis, along with the monitoring of vibrations and noise of the tested gearbox, may be used to define objective values of acceptance or refusal in a quality program. But, due to the complexity of the dynamics of a automotive gearbox and to the noises inherent of a production line, it's difficult to define the control systems and determinate the limit values. In this work, it is introduced a study about the use of adaptive filtering through the least mean square algorithm (LMS), as a support tool in the procedures of quality control by vibrations and noise monitoring. The methodology is based on the use of the signals, measured in a standardized test, as a former signal and of reference signal in the filtering procedure. Initially, numeric simulations were done, in order to evaluate the performance of the LMS algorithm in cancellation of external interferences of the mechanical system under study. In the next step, acceleration and sound pressure signals were collected of approved gearbox in the actual procedures of quality control (good gearbox). Another distinct group of gearbox signals, in which were inserted ordinary manufacturing and assembly defects, were divided in the groups of acceptable gearbox and bad gearbox. From the filtered signals of the good gearbox group, statistic techniques were used in order to define the limiting vibroacoustic symptoms for quality control. Finally, the procedure was validated using the signals from acceptable gearbox and bad gearbox groups.

Keywords: Automotive Gearbox, LMS Adaptive Filter, Vibrations, Sound Pressure, Quality Control.

LISTA DE SÍMBOLOS

Letras Latinas

A	Amplitude do sinal.
a_m	Função de modulação para a amplitude.
A_{mn}	Amplitude para a função de modulação em amplitude.
B_k	Vetor dos coeficientes do filtro LMS.
b_m	Função de modulação para a fase.
B_{mn}	Amplitude para a função de modulação em fase.
b_n	n -ésimo coeficientes do filtro LMS.
$d(n)$	Resposta desejada do filtro de Wiener no n -ésimo instante.
d_k	Saída desejada do filtro adaptativo.
$d(t)$	Envelope da função de modulação.
E	Esperança matemática.
$e(n)$	Erro entre a n -ésima amostra do vetor do sinal desejado do filtro de Wiener e da n -ésima amostra do vetor de saída do filtro de Wiener.
f	Frequência [Hz].
f_e	Frequência fundamental de engrenamento [Hz].
f_r	Frequência de rotação do eixo [Hz].
$H_k(Z)$	Função transferência do filtro adaptativo.
J	Função objetivo do procedimento de otimização.
k	Número de harmônicos da frequência de rotação.
L	Tamanho do vetor de coeficientes do filtro adaptativo (número de pesos do filtro).
m	Número de harmônicos de engrenamento.
n	Frequência de rotação da engrenagem [radianos].
n_o	Número de bandas laterais de modulação consideradas.
$o(n)$	Saída do filtro de Wiener no n -ésimo instante.
P	Vetor de correlação cruzada entre o sinal observado e o desejado.
p	Número de bandas laterais.
R	Matriz quadrada de auto-correlação do vetor de entrada do filtro de Wiener.

$S(t)$	Varredura senoidal, ou <i>Sine Sweep</i> linear.
t	Tempo [s].
tr	Diagonal de uma matriz.
$u(k)$	k -ésima amostra do vetor de entrada do filtro de Kalman.
$W(L)$	Vetor constituído por L coeficientes do filtro de Wiener.
w_L	L -ésimo coeficiente do filtro de Wiener.
$\bar{x}^2$	Média exponencial .
$\hat{x}(k k)$	Vetor com os valores estimados do sistema para o filtro de Kalman.
$X(n)$	Sinal de entrada do filtro.
$x(t)$	Sinal de engrenamento.
X_a	Amplitude associada à frequência de rotação do eixo.
X_{ak}	Amplitude do k -ésimo harmônico da frequência de rotação.
X_b	Amplitude associada às frequências de engrenamento.
X_{bn}	Amplitude do n -ésimo harmônico da frequência de engrenamento.
$x_d(t)$	Sinal de engrenamento característico de desalinhamento.
$x_e(t)$	Parcela do sinal relativa à frequência de engrenamento
$x_f(t)$	Sinal de engrenamento característico de excentricidade.
$x_g(t)$	Parcela do sinal relativa à rotação do eixo.
$x_h(t)$	Parcela do sinal relativa aos harmônicos de engrenamento
X_k	Vetor de entrada do filtro adaptativo com k amostras.
Xl_p	Amplitude da p -ésima banda lateral.
X_m	Amplitude associada à m -ésima frequência de engrenamento.
$y(t)$	Vibração de engrenamento modulada.
y_k	k -ésima saída do filtro adaptativo.
$z(t)$	Componente de vibração associado à ressonância estrutural do modelo.
z	Número de dentes da engrenagem.

Letras Gregas

α	Fator de esquecimento (<i>forgetting factor</i>) do filtro adaptativo.
α_{mn}	Fase para a função de modulação em amplitude.

β_{mn}	Fase para a função de modulação em fase.
ε^2	Erro médio quadrático.
ε	Erro entre o sinal desejado e o sinal de saída do filtro adaptativo.
$\varnothing_n$	Fase associada aos harmônicos da frequência de engrenamento.
$\varnothing_k$	Fase associada aos harmônicos da frequência de rotação.
μ	Taxa de convergência do filtro adaptativo.
∇	Vetor gradiente.
σ^2	Potência do sinal de entrada do filtro adaptativo.
θ_r	Fase inicial.
θ	Vetor de parâmetros virtuais do modelo da formulação de estado do filtro de Kalman.
χ_m	Fase associada à m-ésima frequência de engrenamento.
ω_r	Frequência de ressonância [radianos].
ω	Frequência [radianos].

Abreviaturas

DEP	Densidade Espectral de Potência.
FFT	Transformada rápida de Fourier.
FT	Função Transferência.
LMS	Algoritmo de Mínimos Quadrados (<i>Least Mean Square</i>).
NLMS	Algoritmo LMS normalizado.
RLS	Algoritmo de Mínimos Quadrados Recursivo (<i>Recursive Least Square</i>).
RMS	Raiz média quadrática (<i>Root Mean Square</i>).
STFT	Transformada curta de Fourier (Short Time Fourier Transform).
TFD	Distribuição Tempo-Frequência.

SUMÁRIO

Capítulo I – Introdução e Objetivos do Trabalho	01
1.1 Introdução	01
1.2 Objetivos do Trabalho	04
1.3 Estrutura do Trabalho	05
 Capítulo II – Descrição de Sinais de Vibração e Ruído em Câmbios	07
2.1 Sinais de Vibração e Ruído em Câmbios	07
 Capítulo III – Modelagem Teórica dos Sinais Provenientes de Sistemas	
Engrenados	15
3.1 Introdução	15
3.2 Modelo Para o Sinal de Engrenamento	17
3.3 Modelo de Engrenamento Expandido	19
 Capítulo IV – Processamento Digital de Sinais - Sistemas Adaptativos	23
4.1 Introdução	23
4.2 Filtragem Adaptativa	25
<i>4.2.1 Filtro de Wiener</i>	<i>26</i>
<i>4.2.2 Filtro de Kalman</i>	<i>29</i>
<i>4.2.2.1 Abordagem Generalizada da atuação do filtro de Kalman</i>	<i>30</i>
<i>4.2.3 Filtro Adaptativo Básico</i>	<i>36</i>
<i>4.2.3.1 Algoritmo de Mínimos Quadrados (LMS - Least Mean Square)</i>	<i>37</i>

4.2.3.2 Algoritmo de Mínimos Quadrados Normalizado (NLMS – Normalized Least Mean Square)	41
4.2.3.3 Cancelamento Adaptativo de Ruído	42
Capítulo V – Simulações Numéricas	45
5.1 Introdução	45
5.2 Análise de Sensibilidade	46
5.3 Simulações Numéricas	52
5.3.1 Simulação 1	52
5.3.2 Simulação 2	57
5.3.3 Simulação 3	61
5.3.4 Simulação 4	65
5.3.5 Simulação 5	68
5.3.6 Simulação 6	72
5.3.7 Simulação 7	75
5.3.8 Simulação 8	79
5.3.9 Simulação 9	83
5.3.10 Simulação 10	86
5.3.11 Simulação 11	90
5.4 Análise dos Resultados e Conclusões	94
Capítulo VI – Procedimento Experimental	95
6.1 Introdução	95
6.2 Bancada Experimental	96
6.3 Análise dos Sinais de Vibração	98

6.3.1 Escolha dos Parâmetros do Filtro Adaptativo	98
<i>6.3.1.1 Escolha do Sinal de Referência</i>	<i>98</i>
<i>6.3.1.2 Ajuste dos Parâmetros do Filtro Adaptativo</i>	<i>100</i>
<i>6.3.2 Tratamento dos Sinais de Engrenamento</i>	<i>103</i>
<i>6.3.3 Filtragem dos Sinais de Engrenamento</i>	<i>104</i>
6.4 Análise dos Sinais de Potência Sonora	118
6.5 Resultados	134
 Capítulo VII – Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros	 139
7.1 Conclusões	139
7.2 Sugestões para Trabalhos Futuros	141
 Capítulo VIII – Referências Bibliográficas	 143
 Anexo I – Varredura Senoidal (Sine Sweep)	 151
 Anexo II – Parâmetros Estatísticos	 155

CAPÍTULO I

Introdução e Motivações Para o Trabalho

1.1 Introdução

O custo crescente de manutenção é um problema sério para os negócios. De acordo com a Dupont: “manutenção é a maior despesa independente controlável numa fábrica: em muitas empresas freqüentemente excede o lucro líquido anual”. Um dos grandes fabricantes de automóveis americano possui uma equipe de manutenção entre 15.000 e 18.000 funcionários em todas as suas fábricas. Eles dizem que “85 a 90 % é tempo ocioso”. A manutenção preventiva, quando bem implantada, mostrou gerar economias acima de 25 %, além disso, seus benefícios alcançam rapidamente o ponto de retomo dos investimentos. Segundo um estudo da revista Forbes, um de cada três dólares gasto em manutenção preventiva é desperdiçado (Fitch, 2005).

Recentemente, a manutenção preditiva tem liderado o caminho para economias adicionais em relação à manutenção preventiva. O uso de monitoração em tempo real e instrumentos portáteis, tais como monitores de vibração e de ruído, termografia, ferrografia, etc. têm sido eficazes no reconhecimento de sintomas de falha eminente da máquina. O maior benefício é a disponibilidade de um alerta anterior, de umas poucas horas a poucos dias, que reduz o número de falhas “catastróficas”.

Geralmente, a manutenção preditiva é implantada juntamente com a manutenção preventiva e objetiva tanto os sinais de alerta de falha eminente como o reconhecimento de pequenas falhas que iniciam a reação em cadeia que resulta nas grandes falhas (controle de danos). Desta forma, o estoque de peças sobressalentes e o custo de intervenção são

reduzidos, além da eliminação das perdas de produtos provenientes de uma possível parada não-programada.

Dentre os mecanismos atualmente utilizados para transmissão de potência, os sistemas de engrenamento são os mais simples e eficientes. A característica mais marcante para o sucesso dos sistemas de transmissão com engrenagens nos diversos setores industriais certamente é a sua capacidade de variação de rotação e do torque através de um sistema compacto e confiável, permitindo que os acionadores apresentem dimensões reduzidas e de menor complexidade, sejam eles motores elétricos ou a combustão. Este aspecto é extremamente importante em qualquer área da engenharia, principalmente na indústria automotiva.

Várias pesquisas têm sido desenvolvidas com o intuito de aumentar a vida útil das caixas de transmissão. Dentre as diversas vertentes, o estudo dos fatores pertinentes ao projeto, como os efeitos decorrentes da geometria inadequada dos dentes das engrenagens, é uma das mais importantes (Howard et al., 2001; Velez and Maatar, 1996; Amabili and Fregolent, 1998). Outro campo de pesquisa de grande enfoque é o da análise dos sinais ou também conhecido como análise de assinaturas (Braun, 1986) com o objetivo de prever o estado das caixas de engrenagens, de preferência o mais prematuramente possível (Wang and McFadden, 1995; Wang et al., 2001; Choi et al., 1996).

Teoricamente, sinais de vibração de engrenagens apresentam um período constante, contudo, devido a não-linearidades inerentes ao processo de engrenamento, o sinal contém harmônicos da frequência de malha, além da frequência fundamental (Randall, 1982). Um espaçamento entre dentes não constante resulta em um ponto de contato fora do círculo do diâmetro primitivo e causa modulações em frequência em torno da frequência de malha e seus múltiplos, enquanto irregularidades das superfícies de contato dos dentes ou excentricidade de uma engrenagem podem causar modulação em amplitude, com uma frequência correspondente à velocidade de rotação do eixo (Randall, 1982; Brie et al., 1997; Ma e Li, 1996).

A utilização das ferramentas clássicas de manutenção preditiva via monitoramento de vibrações e ruído não são eficazes devido ao grande número de engrenagens envolvidas, relações de transmissão próximas da unidade e devido ao fato do câmbio ser testado em vazio (Guimarães, 2000), o que implica em grandes flutuações na fase do sinal de vibração.

A determinação da causa que gera um defeito ou de algum sintoma no sinal medido em uma caixa de engrenagens é uma tarefa difícil devido à proximidade das frequências de

engrenamento de cada par de engrenagens, tornando difícil a definição de qual par apresenta um possível defeito de fabricação e/ou montagem (Guimarães, 2000). Segundo Barreto (2003), embora apenas um par de engrenagens esteja efetivamente transmitindo potência, todos os demais permanecem engrenados, fazendo com que um defeito presente em uma marcha se manifeste mesmo que esta não esteja transmitindo potência.

O monitoramento dos sinais de vibração e de ruído normalmente é executado de forma contínua ou periódica e existe uma gama de técnicas de análise, que vão desde a simples observação dos níveis globais, até a análise da tendência de aumento destes níveis, sendo que todas estas técnicas utilizam os sinais de vibração e de ruído como elemento fundamental para a investigação. É através destes sinais que se consegue extrair todas as informações a respeito do estado do equipamento. Desta forma, a boa qualidade do sinal é fundamental para a predição de defeitos e falhas no equipamento.

Na realização da manutenção preditiva por análise de sinais, existe uma grande dificuldade de aquisição diretamente do componente que se deseja analisar. Com isto os sinais medidos estão sujeitos a problemas relacionados à propagação do fenômeno vibratório pela máquina, devido à própria impedância mecânica da estrutura, que acarreta uma perda da energia oscilatória e atenuação da transmissão de forças de oscilação. Sabe-se também que o sinal obtido é contaminado por outras informações que não dizem respeito à detecção e diagnóstico de falhas em um determinado componente, como aquelas advindas de outras fontes vibratórias, além de ruídos externos diversos. Como tentativa de contornar este problema, uma ferramenta empregada é a filtragem dos sinais. Desta forma consegue-se uma melhor qualidade neste sinal, permitindo uma análise mais confiável.

O Laboratório de Sistemas Mecânicos da Faculdade de Engenharia Mecânica (FEMEC) da Universidade Federal de Uberlândia (UFU), em parceria com a Engenharia de Processo da FIAT Automóveis S/A, desenvolveu uma série de procedimentos computacionais e experimentais para serem utilizados como ferramenta de apoio na quantificação e identificação das possíveis fontes de rumorosidade nas caixas de transmissão ensaiadas nas bancadas de teste de câmbios da unidade FIASA em Betim, Minas Gerais (Barreto, 2003: Pena, 2003: Guimarães, 2000: Menegatti, 1999: Santana et al., 1998). Encontra-se em funcionamento um aplicativo que executa um procedimento passa não passa, utilizando curvas de mérito constituídas a partir de um banco de dados compostos por câmbios que foram considerados bons em ensaios na máquina de manobrabilidade e em testes de pista (Pena, 2003).

Constatada a rumorosidade, a definição das causas que resultaram em tal problema é efetuada por meio de testes dimensionais de todas as engrenagens, eixos e carcaças que compõem os câmbios. Considerando que a caracterização completa de uma engrenagem implica em dezenas de procedimentos metrológicos, conclui-se que a identificação da causa da rumorosidade tem custo elevado além de grande tempo despendido.

Barreto (2003) desenvolveu uma metodologia de demodulação em amplitude e fase para definição de parâmetros/limites aceitáveis evitando que ocorressem PULL's (retirada do câmbio após a conclusão da montagem do veículo) utilizando sinais de vibração e de ruído de caixas de câmbio. Dentre os 84 parâmetros testados, 32 se mostraram sensíveis à rumorosidade da 5ª marcha, sendo que destes, 23 eram relacionados com demodulação em amplitude e fase. Observa-se que a rejeição dos câmbios ensaiados, ao se utilizar os procedimentos adotados, está associada a algum problema ocorrido durante o processo de fabricação ou montagem, sendo então um controle de qualidade do processo, e não do produto.

Dentro deste contexto surge a necessidade do desenvolvimento de ferramentas que atendam às exigências do mercado atual. Desta forma, o objetivo geral deste trabalho é o desenvolvimento de uma ferramenta que realize a filtragem dos sinais de vibração e de ruído provenientes de câmbios automotivos, extraindo as interferências que não sejam relacionadas ao bom funcionamento do câmbio, para que então se consiga avaliar os defeitos e falhas provenientes dos processos de fabricação e montagem de maneira mais criteriosa.

1.2 Objetivos do Trabalho

Como já dito, atualmente utiliza-se um procedimento baseado no controle de qualidade do processo de fabricação, uma vez que se avalia um grupo de câmbios, calcula-se uma série de sintomas relacionados a tal grupo e então é dado o diagnóstico.

O objetivo específico deste trabalho é o desenvolvimento de uma ferramenta numérico-computacional que auxilie no procedimento de controle de qualidade de produto na linha de fabricação e montagem dos câmbios utilizando filtro SANC (self adaptive noise cancelling) com o algoritmo LMS (least mean square). Como os câmbios serão verificados individualmente, será possível, através da análise dos sinais de vibração e ruído, identificar os componentes defeituosos no sistema engrenado.

1.3 Estrutura do Trabalho

O trabalho foi ordenado de forma a possibilitar uma melhor compreensão de seu desenvolvimento.

No primeiro capítulo foi apresentada uma introdução contendo os principais estudos realizados acerca do tema em questão, obstáculos encontrados na área de predição e identificação de possíveis falhas, além dos objetivos e justificativas deste trabalho.

No segundo capítulo é apresentado um resumo acerca da utilização de Técnicas de Manutenção Preditiva via análise de sinais de aceleração e pressão sonora como ferramenta de monitoramento e controle de qualidade em sistemas mecânicos. Aponta ainda as principais características presentes em sinais de vibração e ruído em câmbios.

O terceiro capítulo explica como é feita a modelagem teórica de um sinal de engrenamento, bem como dos possíveis defeitos e falhas de fabricação e montagem que um câmbio possa apresentar.

O quarto capítulo apresenta uma breve abordagem sobre filtragem adaptativa, explorando os filtros de Wiener e de Kalman, enfatizando o algoritmo LMS que é utilizado no desenvolvimento da dissertação.

No quinto capítulo é feita uma análise de sensibilidade do filtro adaptativo e são apresentadas as simulações numéricas a partir do desenvolvimento teórico do modelo proposto para validação e aplicação experimental.

No sexto capítulo o filtro adaptativo é aplicado a sinais de câmbios reais separados em três grupos distintos:

- Sinais de câmbios isentos de defeitos ou com não conformidades inseridas em níveis muito baixos, que são denominados de câmbios bons;
- Sinais de engrenamento de câmbios com não conformidades inseridas na quinta marcha em níveis aceitáveis;
- Sinais de engrenamento de câmbios com não conformidades inseridas na quinta marcha em níveis não aceitáveis.

Os sinais são filtrados, as análises necessárias são realizadas e os resultados e discussões obtidos com a filtragem são descritos.

No sétimo capítulo são apresentadas as conclusões e as propostas para trabalhos futuros.

O trabalho se encerra no oitavo capítulo, que traz as referências bibliográficas utilizadas no estudo.

CAPÍTULO II

Descrição de Sinais de Vibração e Ruído em Câmbios

Neste capítulo faz-se uma breve discussão sobre as principais características presentes em sinais de vibração e ruído de câmbios, além dos defeitos inerentes a estes sistemas.

2.1 Sinais de Vibração e Ruído em Câmbios

Os câmbios estudados neste trabalho são dispositivos mecânicos utilizados em veículos automotivos e têm por finalidade a transmissão de potência (torque e rotação) do motor para os eixos e, por conseguinte para as rodas. São compostos por pares de engrenagens cilíndricas de dentes retos e helicoidais, além de rolamentos, eixos, caixa estrutural e outros componentes mecânicos (Fig. 2.1).

O sinal periódico proveniente da taxa de engrenamento dos dentes que surge devido aos desvios no perfil do dente ideal é um importante componente nos sinais de câmbios. Segundo Randall (1987), as duas fontes que causam desvios no perfil do dente são a deflexão proveniente do seu carregamento e erros geométricos gerados no próprio processo de fabricação da engrenagem. Essa componente vibratória propaga através de diversos meios, sendo transmitida através dos eixos e rolamentos para todo o câmbio, incluindo sua caixa (Brie et al., 1997). A Fig. 2.2a mostra um esquema do desvio no dente da engrenagem devido ao carregamento.

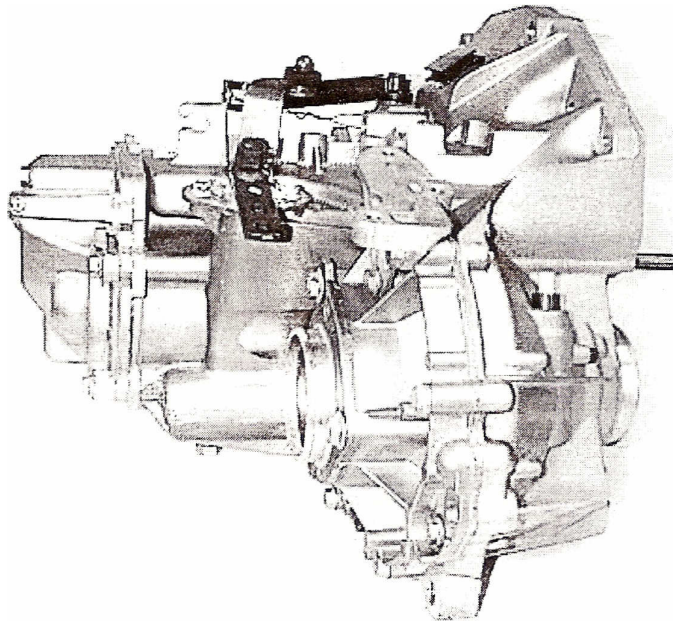


Figura 2.1 - Foto de um câmbio de um veículo automotivo.

Para engrenagens em uso, seu perfil se desgasta gradualmente, pois existe uma ação de escorregamento entre os dentes, exceto, exclusivamente, no diâmetro primitivo, onde ocorre rolamento puro. Tal situação é ilustrada na Fig. 2.2b (Menegatti, 1999).

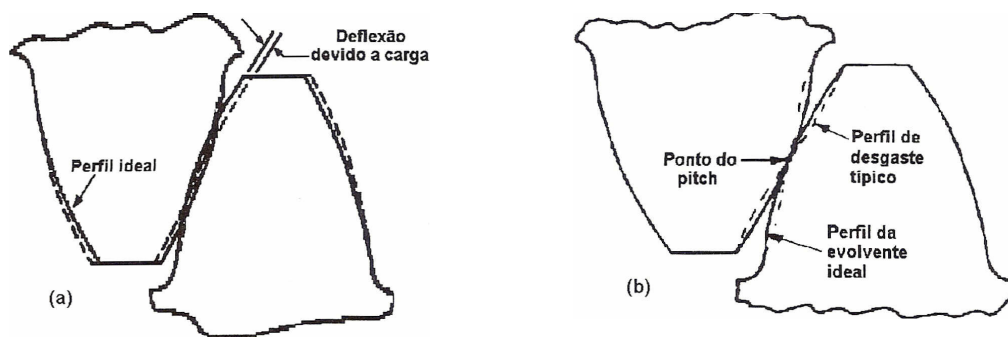


Figura 2.2 - Deflexão do dente da engrenagem sob carregamento (a). Desgaste do dente em torno do ponto de pitch (b).

Segundo Wink (2007), os projetos de engrenagens são usualmente avaliados quanto à resistência a ruptura do dente por fadiga a flexão e quanto à resistência a fadiga de contato das superfícies dos dentes. As empresas que projetam este tipo de componente utilizam normalmente programas computacionais desenvolvidos internamente, os quais utilizam a formulação difundida na literatura técnica específica com fatores ajustados pela prática trazida

do histórico de desempenho dos projetos e testes realizados.

Este enfoque de projeto voltado para a durabilidade das engrenagens tem sofrido uma transformação em função de novas exigências do mercado e da maior competitividade necessária à sobrevivência das empresas nas economias globalizadas. Atualmente o projeto não é somente voltado para a máxima resistência. Parte-se do pressuposto que a engrenagem deve ser isenta de falha durante toda a vida útil do produto e busca-se outros diferenciais, entre eles o conforto acústico (Wink, 2007).

Quando se analisa o espectro de um par engrenado é comum o surgimento de uma série de frequências, podendo ser destacadas a frequência de rotação do pinhão, a frequência de rotação da coroa, a frequência fundamental de engrenamento ou da malha, dada pelo produto entre o número de dentes da engrenagem e sua rotação (Eq. (2.1)).

$$f_e = z \cdot n \quad (2.1)$$

Onde: f_e : frequência fundamental de engrenamento;

z : número de dentes da engrenagem;

n : frequência de rotação da engrenagem.

Devido às não-linearidades provenientes do processo de engrenamento, o espectro dos sinais de vibração das engrenagens contém não apenas a frequência fundamental de engrenamento, mas também harmônicos desta. O espaçamento não constante entre dentes da engrenagem resulta em um ponto de contato fora do círculo do diâmetro primitivo, causando modulações em frequência ao redor da frequência de engrenamento. Já as irregularidades nas superfícies de contato dos dentes causam variações no carregamento mecânico, ocasionando modulações em amplitude (Wang and McFaden, 1995).

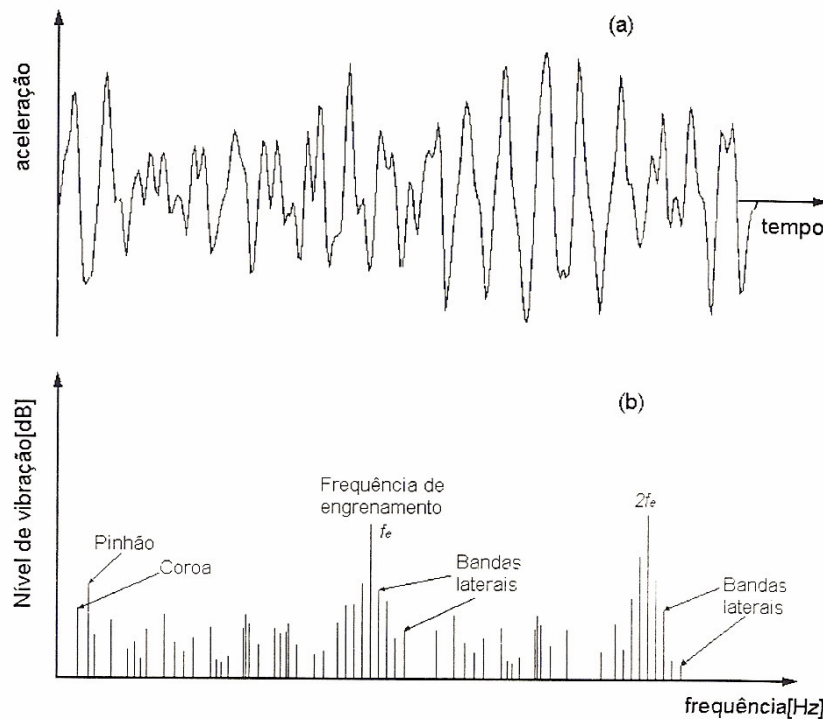


Figura 2.3 - Sinal de vibração no tempo de uma engrenagem perfeita (a). Espectro de frequências típico para tal situação (b).

Na Fig. 2.3a é observado o sinal de vibração de uma engrenagem em bom estado durante um ciclo completo. O espectro deste sinal (Fig. 2.3b) apresenta componentes nas frequências de rotação das engrenagens (pinhão e coroa), na frequência fundamental de engrenamento f_e e nos seus harmônicos, além de componentes nos dois lados de f_e com espaçamento igual à rotação do eixo. Outros componentes discretos são causados pela excentricidade, desbalanceamento, frequências de rolamentos, falhas inerentes ao processo de fabricação, ressonâncias dos eixos e da carcaça causadas por excitações de impacto.

De acordo com Angelo (1987), os espectros de frequência dos sinais dos câmbios podem ser divididos em três zonas de frequência. A primeira é a zona de baixas frequências, compreendida entre a velocidade de rotação do eixo até seus harmônicos de sexta ordem. Nesta região encontram-se componentes da velocidade de rotação do eixo originadas principalmente devido à desbalanceamento, desalinhamento e deflexão dos eixos. A segunda zona é caracterizada pelos componentes originados do engrenamento dos dentes das engrenagens (perfis não ideais), gerando a frequência de engrenamento e seus harmônicos de baixa ordem. Na última zona encontram-se os componentes originados por defeitos nos

rolamentos.

Além destes componentes de frequência, aparecem nos espectros alguns sinais provenientes de estruturas periódicas. O tipo de estrutura periódica considerada é dada por famílias de bandas laterais, normalmente encontradas em espectros de redutores, as quais frequentemente são uma indicação de diversos tipos de defeitos. Muitos autores têm mostrado que essas bandas laterais são provenientes de modulação onde o espaçamento uniforme entre elas é normalmente a frequência rotacional do eixo. Por exemplo, excentricidade de uma engrenagem gera modulação em amplitude, com frequência modulada igual à frequência de engrenamento e seus harmônicos, e frequência moduladora igual à velocidade de rotação do eixo. Além disso, variação na pressão de contato entre os dentes da engrenagem (modulação em amplitude), provoca variações na velocidade de rotação do eixo e consequentemente modulação em frequência. Assim, modulações em frequência e amplitude normalmente ocorrem juntas e com mesmo espaçamento de bandas (frequência fundamental de modulação), contendo informações básicas para diagnose da fonte de modulação (Menegatti, 1999).

Falhas desenvolvidas nos dentes da engrenagem apenas afetam os harmônicos da frequência de engrenamento, gerando bandas laterais de frequência em torno da frequência fundamental de engrenamento e seus harmônicos. Já defeitos mais localizados (trincas, falhas incipientes) podem ser interpretados como a combinação de modulação em frequência e amplitude, além de impulsos aditivos, aparecendo em frequência inferiores à frequência de engrenamento (Menegatti, 1999).

Os espectros de redutores em boas condições de funcionamento normalmente contêm bandas laterais, mas em um nível que permanece constante com o tempo. Mudanças no número e comprimento de bandas geralmente indicam deterioração no sistema (Randall e Tech, 1980).

Os espaçamentos entre as bandas laterais contêm informações valiosas sobre a fonte de vibração do sistema, geralmente tendendo a uma engrenagem em um redutor complexo. Entretanto, em muitos casos, existe a ocorrência de mais de uma família de bandas laterais em um mesmo espectro, sendo difícil distingui-las. Neste caso, a utilização do cepstrum é muito útil na separação das várias periodicidades, sendo uma ferramenta mais no diagnóstico de defeitos em redutores. Além disso, o cepstrum é uma técnica que compacta os dados, reduzindo as bandas de frequência em linhas (Randall e Tech, 1980).

Segundo Wink (2007), as seguintes situações são apontadas como causas da maior

importância que se tem dado à qualidade sonora nos projetos de engrenagens:

- Regulamentação dos limites de ruído: legislações que estabelecem níveis máximos de ruído para comercialização do produto. Para os veículos automotores, por exemplo, assim como os níveis de emissão de poluentes, também o nível de ruído gerado pelos veículos deve ser limitado. Normas técnicas como a NBR 8433/1984 e a ISO 362/1981 foram criadas para determinar o nível de ruído em veículos automotores em aceleração;

- Desconforto acústico: mesmo o nível de ruído não excedendo os limites legais, este pode ainda incomodar o usuário do produto. Isto pode representar um ponto de diferenciação entre produtos similares;

- Limite de ruído estabelecido por contrato de fornecimento: contratos de fornecimento de engrenagens são muitas vezes estabelecidos entre o cliente e o fabricante de engrenagens com critérios de aprovação dos lotes de produção baseados em níveis prescritos de ruído.

Além disto, o ruído característico de engrenagens é muito próximo do tom puro e possui um alto nível de pressão sonora onde as frequências predominantes são próximas da região sensível do ouvido humano (Houser, 1991). Este tipo de ruído observado nos pares engrenados é chamado de “whine noise”, ou “choro de engrenagem”. O “choro de engrenagem” é causado principalmente pelo movimento não uniforme entre as engrenagens devido às irregularidades no contato entre os dentes engrenados (Wink, 2007).

De acordo com um estudo feito por Menegatti (1999), as principais fontes, detectadas por fabricantes de redutores e câmbios, causadoras de anomalias em engrenagens e consequentemente rumorosidade são:

- Erro de divisão dos dentes das engrenagens;
- Erro de perpendicularidade na montagem das engrenagens; Erro de concentricidade das engrenagens;
- Perfis dos dentes com desvio de forma;
- Perfis dos dentes com desvio angular;
- Hélice envolvente com deformação;
- Falha de material nas engrenagens, ou seja, presença de fissuras, trincas ou rebarbas;
- Falha da raspadora;
- Envolvente dos dentes alta ou baixa;
- Casal de engrenagens montados trocados;

- Engrenagens com rebarbas na sede de apoio da luva;
- Erro de Transmissão ("Transmission Error").

As irregularidades no contato entre os dentes resultam em forças dinâmicas atuantes nestes dentes, as quais excitam vibrações nos corpos das engrenagens e nos eixos sobre os quais as engrenagens estão apoiadas, que por sua vez excitam a carcaça que envolve o sistema de engrenagens. As paredes da carcaça atuam como auto-falantes irradiando o ruído para fora do sistema, atingindo o ouvido do usuário do equipamento (Houser, 1991).

A vibração gerada pelo par de engrenagens pode também excitar outros componentes que estão acoplados à caixa de engrenagens gerando ruído. Baseado no fluxo de vibração e ruído de engrenagens torna-se evidente que uma maneira eficiente para reduzir o ruído é através da redução da excitação gerada pelo engrenamento. Mas para isto, é necessário entender a origem da excitação gerada pelas engrenagens na transmissão de potência.

CAPÍTULO III

Modelagem Teórica dos Sinais Provenientes de Sistemas Engrenados

3.1 Introdução

Na análise de falhas localizadas em engrenagens, como trinca ou quebra de dente, as variações das funções de transferência sobre a vibração de engrenamento podem ser assumidas relativamente insignificantes (Wang, 2001) devido ao alto fator de peso das assinaturas periódicas de engrenamento. O que não ocorre, por exemplo, com mancais de rolamentos (McFadden, 1986; Braun and Datner, 1979).

Entretanto, na análise de defeitos distribuídos e incipientes nos dentes das engrenagens, que apresentam um baixo fator de peso nas assinaturas periódicas de engrenamento, como os decorrentes de erros de montagem ou fabricação, o caminho a ser percorrido pelo sinal causa variações na localização das frequências naturais do sistema, influenciando as amplitudes das frequências de engrenamento que se localizem próximas à região de ressonância e de seus respectivos harmônicos. Segundo Pena (2003), para as caixas de câmbio avaliadas no seu trabalho, a variação das amplitudes das frequências de engrenamento é da ordem de vinte por cento.

Com o intuito de se mensurar os efeitos das variações das funções de transferência sobre a amplitude das frequências de engrenamento em um modelo teórico poder-se-ia realizar uma análise modal da caixa de câmbio e determinar analiticamente uma força de excitação, que aplicada a esta função de transferência resultaria no sinal de saída do sistema. Entretanto, a formulação analítica desta excitação é bastante complexa, dificultando assim a utilização de tal metodologia.

O desenvolvimento de novas técnicas de diagnóstico de defeitos em engrenamentos pressupõe a necessidade do uso de modelos cada vez mais avançados para que sejam levados em conta os efeitos dos diferentes tipos de danos. Isto se faz necessário devido à impossibilidade de se construir protótipos reais, nos quais seja possível variar com precisão e repetibilidade necessárias os defeitos a serem analisados (Pena, 2003).

Dentre os diversos segmentos de pesquisa, os que têm apresentado grande desenvolvimento são os relacionados à obtenção de modelos dinâmicos utilizando a técnica de elementos finitos, na exploração de vários aspectos, como por exemplo, à análise do efeito do atrito causado pelas alterações da geometria e do material, sobre a vibração resultante (Howard et al., 2001) e o efeito e determinação da rigidez de engrenamento às deformações de flexão e de contato de Hertz, como ferramenta auxiliar para a otimização da geometria da evolvente do dente da engrenagem (Brito, 1994; Brito e Léopore Neto, 1996). A principal desvantagem que inviabiliza a utilização destas abordagens é o tempo necessário para obter as respostas dos modelos, além do grande número de casos gerados e variáveis envolvidas.

Outra metodologia consiste na modelagem matemático-analítica como ferramenta auxiliar nas deduções de diagnóstico. Bartelmus (2001) investigou os efeitos dos fatores de projeto, de tecnologia de produção, de operação e de mudanças nas condições de uso para avaliar a condição do sistema de engrenamento. A influência dos desvios de forma e erros de montagem sobre a dinâmica de engrenamento foi modelada por Vexlex e Maatar (1996), assumindo que o estado deformado seja representado por um sistema não linear de massas concentradas com seis graus de liberdade para o conjunto pinhão / coroa. Arakere e Nataraj (1998) estudaram os fenômenos que ocorrem devido à fadiga ocasionada pela excitação resultante de carregamentos centrífugos a cargas dinâmicas que agem sobre os dentes, que acabam por gerar quebras radiais por fadiga em engrenagens de dentes retos que operam em elevadas rotações.

Em algumas situações, uma abordagem interessante consiste em modelar apenas o sinal de engrenamento resultante, não se levando em conta os fatores de projeto. Aos sinais simulados são aplicadas técnicas de análise de sinais e se verifica a capacidade de detecção de alterações, considerando-se variados graus e tipos de defeitos e níveis de contaminação por ruído (Dalpiaz e Rivola, 1997; McFadden, 1986; Wang et al., 2001; Arato Jr. e Silva, D. G. 2001).

3.2 Modelo Para o Sinal de Engrenamento

Considerando um par engrenado com velocidade e carga constantes, números de dentes diferentes e assumindo a hipótese de que as duas engrenagens sejam ideais e não apresentem desvios de forma e espaçamento entre os dentes e ainda que não exista excentricidade, pode-se representar a vibração devido ao engrenamento através de uma série de Fourier com uma frequência fundamental igual à frequência de engrenamento (McFadden, 1987). Neste caso, a resposta deste sistema de engrenagens pode ser modelada no domínio do tempo conforme a Eq. (3.1).

$$x(t) = \sum_{m=1}^M X_m \cos(2\pi \cdot m \cdot f_e \cdot t + \chi_m) \quad (3.1)$$

Onde X_m é a amplitude, f_e a frequência de engrenamento, χ_m é a fase e m é o número de harmônicos de engrenamento.

No caso em que uma das engrenagens apresente um perfil não uniforme ou um erro no espaçamento entre os dentes, o que resulta em um sinal de vibração de engrenamento com modulação em amplitude ou fase, e considerando que a outra engrenagem do par não apresente defeitos, as modulações serão periódicas com a frequência moduladora igual à frequência de rotação da engrenagem defeituosa (f_r). As funções de modulação para amplitude (a_m) e fase (b_m), podem ser representadas por séries finitas de Fourier para a frequência de rotação. Estas funções podem variar de um harmônico de engrenamento para outro, devendo, portanto ser incorporado o subscrito n às Eq. (3.2.a) e (3.2.b).

$$a_m(t) = \sum_{n=1}^N A_{mn} \cos(2\pi \cdot n_o \cdot f_r \cdot t + \alpha_{mn}) \quad (3.2.a)$$

$$b_m(t) = \sum_{n=1}^N B_{mn} \cos(2\pi \cdot n_o \cdot f_r \cdot t + \beta_{mn}) \quad (3.2.b)$$

Onde A_{mn} e B_{mn} são as amplitudes e α e β são as fases para as funções de modulação e n_o é o número de bandas laterais de modulação consideradas.

A Fig. 3.1 ilustra a comparação entre os sinais de engrenamento sem modulação, sinal modulado em amplitude e sinal modulado em fase.

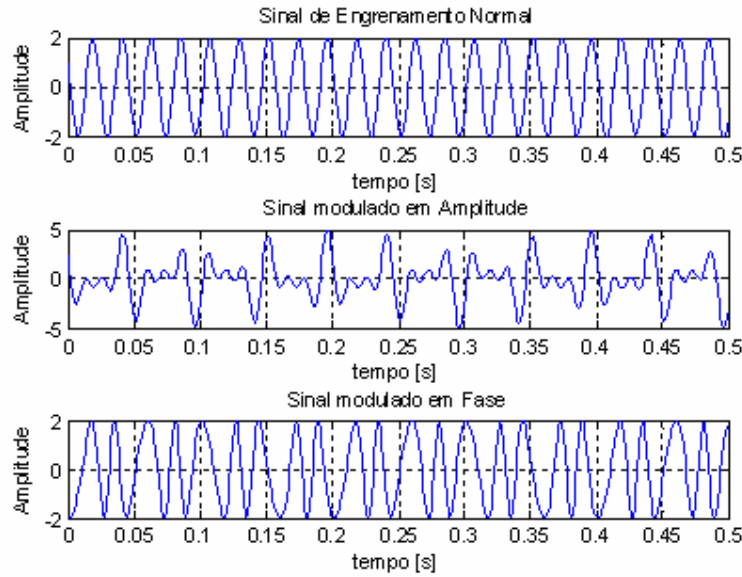


Figura 3.1 – Sinal de engrenamento fictício normal, sinal de engrenamento fictício modulado em Amplitude, sinal de engrenamento fictício modulado em Fase.

A soma das Eq. (3.1), (3.2.a) e (3.2.b) resulta na Eq. (3.3), a qual descreve a vibração de engrenamento modulada $y(t)$.

$$y(t) = \sum_{m=1}^M X_m (1 + a_m(t)) \cos(2\pi m f_e t + \chi_m + b_m(t)) \quad (3.3)$$

Uma comparação entre os sinais sem modulação e o sinal modulado em amplitude e fase é mostrada a Fig. 3.2.

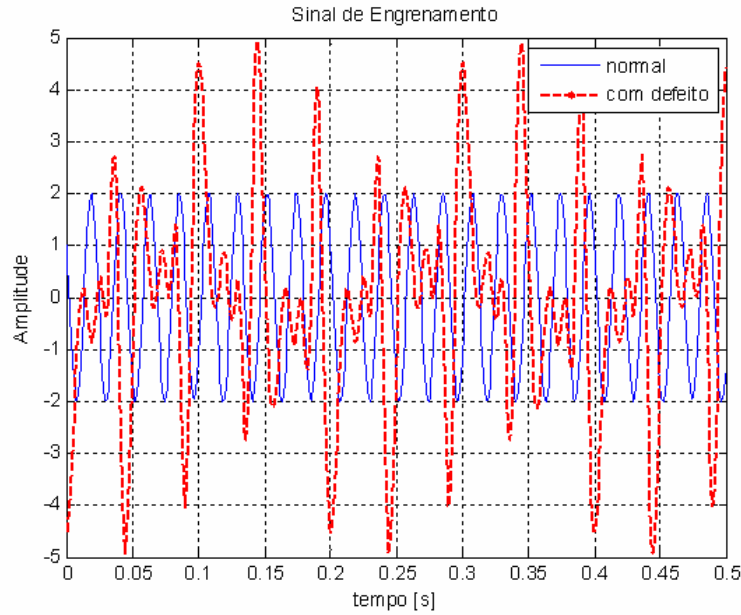


Figura 3.2 – Sinal de engrenamento fictício normal $x(t)$ e sinal de engrenamento fictício modulado em Amplitude e Fase $y(t)$.

A influência de um impacto causado por um defeito em um dente durante o engrenamento pode ser modelada pela introdução de um componente $z(t)$, associado à ressonância estrutural do modelo conforme mostrado na Eq. (3.4).

$$z(t) = d(t) \cos(2\pi \omega_r t + \theta_r) \quad (3.4)$$

Na Eq. (3.4) $d(t)$ é a envoltória da função de modulação, o qual depende da resposta do sistema à excitação impulsiva, ω_r é a frequência de ressonância, que é a portadora da energia impulsiva e θ_r a fase inicial. O impacto decorrente de uma falha pode introduzir modulações adicionais de amplitude e fase à vibração do engrenamento.

3.3 Modelo de Engrenamento Expandido

Para melhor compreensão e controle dos defeitos que se deseja observar, o modelo apresentado na Eq. (3.3) pode ser dividido segundo as Eq. (3.5) (Randall, 1982).

a) Parcela relativa aos harmônicos de rotação do eixo ($x_g(t)$):

$$x_g(t) = X_a \text{sen}(2\pi \cdot f_r \cdot t) \quad (3.5.a)$$

onde X_a é a amplitude e f_r a frequência de rotação do eixo.

b) Parcela devido à frequência fundamental de engrenamento ($x_e(t)$):

$$x_e(t) = X_b \text{sen}(2\pi \cdot f_e \cdot t) \quad (3.5.b)$$

onde f_e é a frequência de engrenamento, X_b é a amplitude para a frequência de engrenamento considerada.

c) Parcela dos múltiplos da frequência de engrenamento ($x_h(t)$):

$$x_h(t) = \sum_{n=1}^N Xb_n \text{sen}(2\pi \cdot n \cdot f_e \cdot t + \phi_n) \quad (3.5.c)$$

onde Xb_n é a amplitude do n-ésimo harmônico de engrenamento e ϕ_n é o ângulo de fase.

Tomando como exemplo, considerar-se-á, para compor o conjunto de sinais de engrenamento defeituosos, desalinhamento e excentricidade do eixo.

Nos espectros de frequência de sistemas de engrenamento com eixo desalinhado são observados harmônicos da frequência de rotação do eixo e principalmente harmônicos da frequência de engrenamento das engrenagens nele fixadas. Outra característica marcante é que os segundo e terceiro harmônicos apresentam amplitudes maiores que a da frequência fundamental. Para este tipo de defeito, o limite crítico ocorre quando as amplitudes do segundo e terceiro harmônicos da frequência de rotação ou da frequência de engrenamento aumentam 50% em relação à amplitude da frequência fundamental. (Arato Jr. e Silva, 2001). A Eq. (3.5.d) mostra o modelo matemático que representa este tipo de defeito.

$$x_d(t) = \sum_{k=1}^K Xa_k \text{sen}(2\pi \cdot k \cdot f_r \cdot t + \phi_k) + \sum_{n=1}^N Xb_n \text{sen}(2\pi \cdot n \cdot f_e \cdot t + \phi_n) \quad (3.5.d)$$

Onde: Xa_k é a amplitude do k-ésimo harmônico da frequência de rotação; k é o número de harmônicos da frequência de rotação e ϕ é o ângulo de fase.

Uma elevação nas amplitudes das frequências de engrenamento e o surgimento de bandas laterais de modulação são sintomas característicos de sistemas de engrenamento com excentricidade, cujas causas podem ser: montagem inadequada, erros de usinagem ou eixo fletido. Este defeito atinge seu limite máximo quando a amplitude da frequência de engrenamento for superior ao triplo da amplitude normal de funcionamento ou quando a amplitude de alguma banda lateral for de aproximadamente 70% da amplitude da frequência fundamental de engrenamento (Pena, 2003). A Eq. (3.5.e) representa o modelo para este tipo de defeito.

$$x_f(t) = \sum_{n=1}^N Xb_n \left[1 + \sum_{p=1}^P Xl_p \text{sen}(2\pi \cdot f_r \cdot t) \right] \text{sen}(2\pi \cdot n \cdot f_e \cdot t + \phi_n) \quad (3.5.e)$$

Onde: p é o número de bandas laterais e Xl_p é a amplitude da p-ésima banda lateral.

Logo o sinal de um par engrenado, de forma geral, pode ser modelado pela somatória de todas estas contribuições, Eq. (3.6).

$$x(t) = x_g(t) + x_e(t) + x_h(t) + x_d(t) + x_f(t) \quad (3.6)$$

Sendo o modelo de um sinal de um sistema engrenado sem defeito composto apenas pelas três primeiras parcelas do lado direito da igualdade, Eq. (3.7).

$$x(t) = x_g(t) + x_e(t) + x_h(t) \quad (3.7)$$

CAPÍTULO IV

Processamento Digital de Sinais - Sistemas Adaptativos

4.1 Introdução

Denomina-se sistema adaptativo todo aquele no qual a estrutura é alterável ou ajustável, de forma que seu comportamento ou desempenho seja otimizado pela aplicação de algum critério desejado, através da exposição ao ambiente no qual está inserido.

Os exemplos de processos naturais adaptativos nos cercam de forma abundante e estão presentes em múltiplas funções, em nosso próprio organismo. Apesar de sermos organismos biológicos – em muitos sentidos – adaptativos, inseridos em um ecossistema essencialmente adaptativo e submetidos a processos sociais que resultam em alterações individuais e coletivas ajustadas a mudanças no ambiente cultural que nos cerca, demoramos até 1960 para começar a aplicar tal heurística a nossos problemas de engenharia (Franco; de Castro; de Castro, 2002).

As aplicações de sistemas adaptativos à engenharia abrangem uma vasta gama de campos, dentre eles podem-se destacar aplicações em comunicações, radares, sonares, sismologia, projetos mecânicos, sistemas de navegação, engenharia biomédica, etc.

Segundo Marques (2003), os sistemas adaptativos apresentam as seguintes características:

1. Adaptação automática (auto-otimizada) em face à ambientes e sistemas que variam com o tempo (não-estacionários);
2. Podem ser treinados para desempenhar tarefas específicas, tais como filtragem e tomada de decisões; ou seja, podem sintetizar sistemas responsáveis por estas tarefas através de um processo de treinamento;

3. Devido às características 1 e 2, não requerem procedimentos de síntese elaborados, usualmente necessários para sistemas não adaptativos. Sistemas adaptativos tendem a se “auto-projetar”.

4. Podem extrapolar um modelo de comportamento para lidar com novas situações, após terem sido treinados com um finito e freqüentemente pequeno número de sinais (ou padrões) de treino;

5. Dentro de certos limites, podem se auto-restaurar, ou seja, podem se adaptar “ao redor” de certos tipos de defeitos internos;

6. Podem ser descritos como sistemas lineares ou não lineares, com parâmetros que variam no tempo (um exemplo de sistema adaptativo não linear é uma rede neural artificial);

7. Em geral, são mais complexos e difíceis de analisar do que sistemas não-adaptativos, mas oferecem a possibilidade de apresentar um desempenho substancialmente melhor quando as características dos sinais de entrada são desconhecidas ou variantes no tempo.

A principal (e essencial) propriedade de um sistema adaptativo é seu desempenho auto-ajustável, variante no tempo (Franco; de Castro; de Castro, 2002).

Na maioria dos problemas práticos, não é conhecido o intervalo completo das condições de entrada (nem mesmo estatisticamente) ou as condições podem mudar ao longo do tempo. Em tais circunstâncias, um sistema adaptativo pode buscar continuamente o ponto ótimo dentre um conjunto de possibilidades, usando um processo de busca ordenado, assim, obtendo um desempenho superior comparativamente ao desempenho do sistema não-adaptativo (Nunes, 2006).

Os filtros adaptativos tiveram origem do trabalho de Wiener (1949), o qual posteriormente foi estendido e melhorado no trabalho de Kalman (1960). O desenvolvimento dos algoritmos adaptativos tiveram contribuição também pelo trabalho de Widrow and Hoff (1960), onde foi apresentado pela primeira vez o algoritmo dos Mínimos Quadrados (LMS - Least Mean Square) aplicado aos filtros adaptativos, que será posteriormente descrito e utilizado neste trabalho.

Destacam-se neste capítulo, dentre a vasta área abrangida pelos sistemas adaptativos, os filtros adaptativos.

4.2 Filtragem Adaptativa

A filtragem adaptativa constitui atualmente uma ferramenta imprescindível no processamento estatístico de sinais. Sempre que exista a necessidade de processar sinais resultantes de ambientes com estatísticas desconhecidas, a utilização de um filtro adaptativo constitui uma solução atrativa quando confrontada com os resultados permitidos pela utilização de um sistema desenhado pelos métodos convencionais (Marques, 2003).

A filtragem adaptativa, historicamente, é baseada em técnicas desenvolvidas para capacitar o controle adaptativo de sistemas variantes no tempo. Durante os anos 60, a sua utilização em processamento de sinais foi limitada, sendo que nos anos 70, as técnicas adaptativas experimentaram um grande aumento de popularidade entre os pesquisadores, em grande parte devido aos avanços da tecnologia digital, que levou ao aumento da capacidade de processamento computacional (Stearns and David, 1996).

Segundo Marques (2003), os filtros adaptativos se adaptam de forma recursiva ao fenômeno que dá origem ao sinal mediante a variação de parâmetros da sua função de transferência a cada iteração, acompanhando as variações estatísticas dos sinais e permitindo uma filtragem eficaz em casos em que as técnicas tradicionais do processamento digital de sinais são deficitárias.

No caso de ambientes estacionários em relação às suas propriedades estatísticas, utiliza-se comumente o filtro de Wiener, cujos parâmetros da sua função de transferência são constantes e definidos sob a regra da minimização do erro médio quadrático entre a sua saída e uma resposta definida como desejada. Primeiramente, são definidas condições iniciais, devido ao desconhecimento das propriedades estatísticas do sinal e, segundo Marques (2003), após um número de iterações, os parâmetros do filtro convergem para um conjunto conhecido como solução ótima de Wiener.

Os filtros adaptativos também se destinam a extrair informação de interesse de um ambiente contaminado por uma interferência (ou ruído), e estes, segundo Marques (2003), são lineares no sentido de que a saída oferecida é uma função linear das observações apresentadas à sua entrada.

A seguir serão apresentados, primeiramente os filtros de Wiener e Kalman (ambos são filtros fixos), pois os algoritmos utilizados nos filtros adaptativos (LMS (Least Mean Square) e RLS (Recursive Least Square)) foram desenvolvidos a partir destes, e posteriormente, serão apresentados os filtros adaptativos baseados no algoritmo LMS.

4.2.1 Filtro de Wiener

Segundo Marques (2003), o problema de filtragem estatística pode ser representado como mostrado na Fig. 4.1.

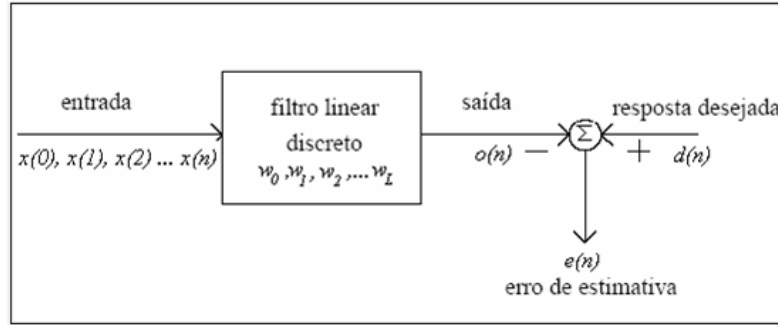


Figura 4.1 - Diagrama de blocos representando o problema de filtragem estatística.

Na Fig. 4.1, a entrada do filtro é o sinal desejado contaminado com ruído branco, o qual é não correlacionado com o primeiro, constituindo a sequência $\{x(0), x(1), x(2) \dots x(n)\}$. O filtro é caracterizado pela resposta impulsional $\{w_0, w_1, w_2, \dots w_L\}$. Em um determinado instante n , o filtro produz a saída $o(n)$, que é usada como estimativa da resposta desejada $d(n)$. Sendo os dois sinais, realizações de processos estocásticos, a estimativa produz o sinal de erro $e(n)$ com características estatísticas próprias. O objetivo é minimizar o erro de estimativa segundo algum critério estatístico (Marques, 2003).

De acordo com Stearns and David (1996), a representação vista na Fig. 4.1 tem um significado ilustrativo (devido ao termo “resposta desejada”), pois não faz sentido buscar uma saída desejada se a mesma já é conhecida.

O sinal de entrada do filtro é definido como:

$$X(n) = \begin{bmatrix} x(n) \\ x(n-1) \\ \vdots \\ x(n-L+1) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

onde L é o número de coeficientes do filtro.

Designando por R , a matriz quadrada de autocorrelação do vetor de entrada (Eq. (4.1)), temos (Marques, 2003):

$$R = E[X(n)X^T(n)] = E \begin{bmatrix} x^2(n) & x(n)x(n-1) & \vdots & x(n)x(n-L+1) \\ x(n-1)x(n) & x^2(n-1) & \vdots & x(n-1)x(n-L+1) \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ x(n-L+1)x(n) & x(n-L+1)x(n-1) & \vdots & x^2(n-L+1) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

onde E é a esperança matemática (valor médio) e T é a operação de transposição da matriz considerada.

Sendo P o vetor de correlação cruzada entre o sinal observado e o desejado:

$$P = E[d(n)X(n)] = E \begin{bmatrix} d(n)x(n) \\ d(n-1)x(n-1) \\ \vdots \\ d(n-L+1)x(n-L+1) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

E considerando ainda que o filtro possua uma estrutura transversal com L elementos de atraso, como mostrado na Fig. 4.2, a saída $o(n)$ é obtida pela expressão:

$$o(n) = \sum_{n=0}^{L-1} w_L x(n-L) \quad (4.4)$$

Tal como na Eq. (4.1), pode-se considerar um vetor W constituído pelos coeficientes do filtro.

$$W = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_{L-1} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

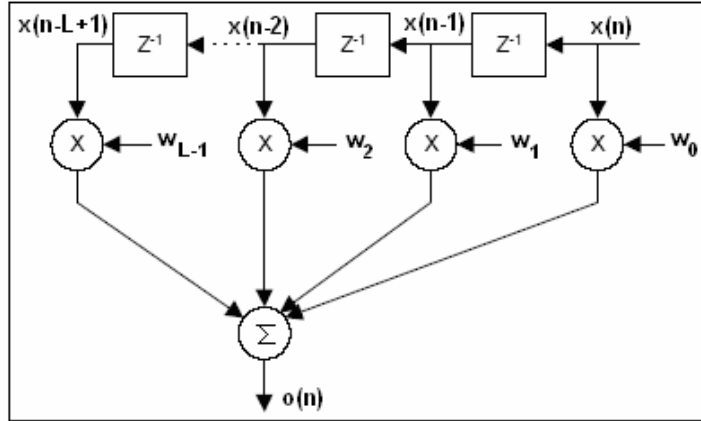


Figura 4.2 - Filtro transversal com L elementos de atraso.

Assim, a Eq. (4.4) pode ser escrita em notação matricial:

$$o(n) = X^T(n) W \quad (4.6)$$

No entanto, é necessário definir um critério estatístico para reduzir os efeitos do ruído na saída do filtro. Segundo Marques (2003), um critério simples e eficaz é minimizar o valor médio quadrático do sinal de erro entre o sinal desejado e o obtido com o filtro.

Definindo sinal de erro como a diferença entre a resposta desejada e o resultado obtido, tem-se:

$$e(n) = d(n) - o(n) \quad (4.7)$$

onde $d(n)$ é o sinal desejado e $o(n)$ é a saída do filtro.

Em notação matricial, a Eq. (4.7) fica:

$$e(n) = d(n) - X^T(n) W \quad (4.8)$$

Então, o erro médio quadrático será (Marques, 2003):

$$E[e^2(n)] = E[d^2(n)] + W^T R W - 2 P^T W \quad (4.9)$$

A superfície da função erro é um parabolóide multidimensional orientada no sentido positivo, ou seja, uma superfície com um único mínimo. Para determinar este mínimo, calcula-se o gradiente da função erro médio quadrático:

$$\nabla [e^2(n)] = \frac{\partial E [e^2(n)]}{\partial W} = 2 R W - 2 P^T \quad (4.10)$$

O vetor de coeficientes ótimos W^* é aquele para o qual se anula o gradiente do erro médio quadrático:

$$\nabla [e^2(n)] = \frac{\partial E [e^2(n)]}{\partial W} = 0 \quad (4.11)$$

Portanto, o vetor ótimo de coeficientes do filtro de Wiener obedece à seguinte expressão:

$$W^* = R^{-1} P^T \quad (4.12)$$

No entanto, sem o conhecimento prévio dos parâmetros estatísticos a processar, a utilização do filtro de Wiener é inadequada. Se o ambiente não for estacionário, segundo Marques (2003), este processo de filtragem fatalmente não levará ao conjunto de parâmetros ótimo, pois ele não tem a capacidade de acompanhar, ou se adaptar, às variações das características do fenômeno. Para estes casos, é mais eficaz o uso de filtros conhecidos como adaptativos.

4.2.2 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman foi introduzido em 1960 por R. Kalman com o propósito de calcular o estado das medidas de um sistema de medidas que contém erros aleatórios, sendo, portanto, considerado um estimador de parâmetros de sistemas estocásticos.

Segundo Maybeck (1979), este filtro pode ser conceituado como um estimador linear ótimo e recursivo de parâmetros de um sistema dinâmico. Ótimo no sentido que incorpora todas as informações que podem ser fornecidas para a estimação, como medidas obtidas do sistema, bem como grandezas estatísticas do ruído envolvido e outras relacionadas às suas

condições iniciais. Recursivo no sentido de que não requer que todos os dados prévios sejam armazenados e reprocessados a todo o instante no momento em que uma nova medição é feita.

Ainda de acordo com Maybeck (1979), em outras palavras, um filtro de Kalman combina todas as medidas disponíveis, associadas a um conhecimento anterior acerca do sistema e do dispositivo de medição, para produzir uma estimativa dos parâmetros de interesse de uma forma tal que o erro é minimizado estatisticamente.

4.2.2.1 Abordagem Generalizada da atuação do filtro de Kalman

Sendo os parâmetros do sistema e do ruído variantes no tempo, segundo Bozic (1979), o filtro de Kalman tem por objetivo projetar um estimador que dê como respostas estimativas do seu estado, usando para isso conhecimentos provenientes tanto da sua modelagem matemática quanto das medições, podendo ser sintetizada pela Fig. 4.3.

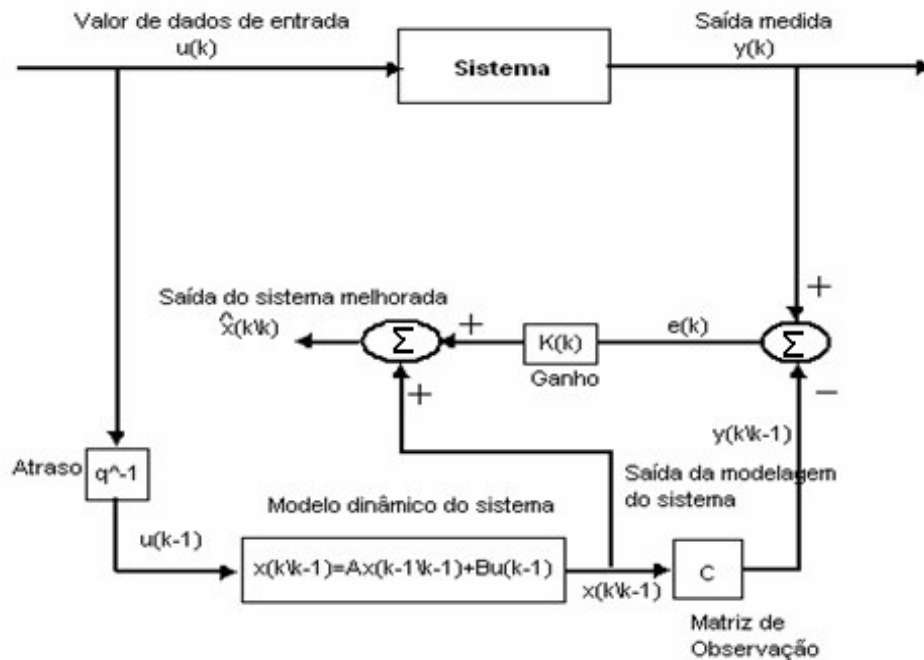


Figura 4.3 - Diagrama ilustrativo da atuação do filtro de Kalman.

Segundo a Fig 4.3, o vetor de entrada do sistema ($u(k)$) sofre um atraso ao alimentar o modelo dinâmico do sistema, para que este se valha de informações anteriores do seu estado na busca da estimativa dos parâmetros (algoritmo recursivo), além de fazer com que os

componentes de ruído da modelagem e do processo em si, (devido a imprecisões do sensor) não sejam correlacionados (Stearns, 1996).

Através da passagem pelas etapas da modelagem matemática do sistema, obtém-se o vetor de saída do modelo ($y(k|k-1)$), o qual é a estimativa do sinal no tempo k utilizando as informações do estado no instante anterior ($k-1$) (o símbolo $|$ representa apenas uma indicação de que o termo à esquerda do símbolo é obtido a partir de informações contidas no termo à direita deste mesmo símbolo). Esta saída estimada ($y(k|k-1)$), será comparado com a saída medida ($y(k)$), dando origem ao sinal de erro que, mediante a minimização do seu valor médio quadrático, ajustará os valores do ganho de Kalman que, aliado à saída do modelo dinâmico do sistema na sua primeira etapa, produzirá a melhor estimativa do estado do sistema ($\hat{x}(k|k)$). A variável ($\hat{x}(k|k)$) representa a melhor estimativa obtida com o filtro de Kalman. Assim, o ganho de Kalman age como uma espécie de ponderador dos valores fornecidos pela modelagem dinâmica do sistema, usando para tanto informações provenientes da medição do sistema a fim de atingir uma saída ótima global (Nunes, 2006).

A forma como o filtro de Kalman produz esta estimativa ótima do estado do sistema, assim como as implicações matemáticas de todo o processo de filtragem, será mostrada a seguir.

Segundo Bozic (1979), um sistema dinâmico linear com presença de ruído pode ser descrito pelas seguintes relações:

$$x(k+1) = A x(k) + B u(k) + G w(k) \quad (4.13a)$$

$$y(k) = C x(k) + v(k) \quad (4.13b)$$

onde A , B , G e C são matrizes que definem o estado modelado do sistema, sendo $Gw(k)$ a parcela de erro devido ao modelo, as quais influenciam tanto as entradas do mesmo quanto a parcela de ruído ($w(k)$), vetor este que é admitido como sendo um ruído branco gaussiano com média zero e matriz de covariância Q , assim como $v(k)$, que é uma parcela de ruído proveniente da instrumentação, o qual possui matriz de covariância denominada por M .

Quanto ao estado inicial do sistema (x_0), segundo a abordagem de Bozic (1979), são conhecidas a sua média ($\bar{x}_0$) e a covariância (P), além do fato de que ele é independente das duas parcelas de ruído. De acordo com o mesmo autor, $\bar{x}$, o valor médio do estado do

sistema, se comporta segundo as seguintes relações, as quais evidenciam comportamento determinístico da média do vetor de estados do sistema:

$$\bar{x}(k+1) = A \bar{x}(k) + B \bar{u}(k) + G \bar{w}(k) \quad (4.14a)$$

$$\bar{x}(0) = \bar{x}_0 \quad (4.14b)$$

Já a sua matriz de covariância, P , é definida como (Brown and Hwang, 1992):

$$P_{x(k+1)} = E [[x(k+1) - \bar{x}(k+1)][x(k+1) - \bar{x}(k+1)]^T] \quad (4.15)$$

Substituindo as expressões (4.13b) e (4.14b) em (4.15), e aplicando alguns arranjos matemáticos, chega-se a uma relação final para expressar a matriz de covariância, P , do estado do sistema.

$$P_{x(k+1)} = A P_{x(k)} A^T + G Q G^T \quad (4.16)$$

Por sua vez, o valor médio da saída, que será comparado com os valores medidos do processo, para uso do filtro, segundo Bozic (1979), é:

$$\bar{y}(k) = C \bar{x}(k) \quad (4.17)$$

A matriz de covariância cruzada entre a variável de estado (x) e a saída (y) é expressa por:

$$P_{x(k),y(k)} = E \{ [x(k) - \bar{x}(k)][y(k) - \bar{y}(k)]^T \} \quad (4.18)$$

Utilizando a Eq. (4.17) em (4.18), aliado a alguns arranjos matemáticos, chega-se à seguinte relação:

$$P_{x(k),y(k)} = P_{x(k)} C^T \quad (4.19)$$

Por sua vez, a matriz de covariância da saída da modelagem da medição é definida por:

$$P_{y(k)} = E \{ [y(k) - \bar{y}(k)] [y(k) - \bar{y}(k)]^T \} \quad (4.20)$$

Que, valendo-se das Eq. (4.14c) e (4.19), é redefinida como:

$$P_{y(k)} = C P_{x(k)} C^T + M \quad (4.21)$$

A partir deste ponto, é necessário definir a forma como o filtro de Kalman define o valor do seu ganho de forma a alcançar a estimativa linear ótima do estado x . Segundo Bozic (1979), isto é conseguido através da minimização do erro médio quadrático entre a estimativa do estado do sistema ($\hat{x}(k|k)$), conseguida através da aplicação do ganho de Kalman ao sinal de erro ($e(k)$) entre o modelo e a medição e o próprio estado modelado ($x(k|k-1)$).

Desta forma é assumido, primeiramente, que a estimativa ótima do estado do sistema é definida da seguinte forma:

$$\hat{x}(k|k) = F y(k) + g \quad (4.22)$$

onde F é uma matriz e g , um vetor, que definem o sistema e são alvo de ajustes que são consequência do processo de otimização do estado.

Segundo Bozic (1979), a tarefa é encontrar as matrizes F e g que levam ao $\hat{x}(k|k)$ ótimo.

Definindo $\hat{x}(k|k-1)$ como a estimativa de $x(k)$ dada informação dele no tempo imediatamente anterior $k-1$, a função objetivo (J) do processo de otimização é dada por:

$$J = E \{ \tilde{x}(k)^T \tilde{x}(k) \} \quad (4.23)$$

onde $\tilde{x}(k)$ representa a diferença entre os estados do sistema fornecidos pela modelagem dinâmica e sua estimativa. Desta forma, a Eq. (4.21) pode ser reescrita como

$$J = E \{ [x(k) - \hat{x}(k)]^T [x(k) - \hat{x}(k)] \} \quad (4.24)$$

Utilizando as Eqs. (4.17), (4.21) e (4.22) na Eq. (4.24), além de alguns artifícios algébricos, chega-se à seguinte expressão geral:

$$J = \text{diag} \{ \text{parc1} + \text{parc2} + \text{parc3} \} \quad (4.25)$$

onde *diag* representa a diagonal da matriz considerada e os termos *parc1*, *parc2* e *parc3* são dadas pelas expressões:

$$\text{Parc1} = P(k \setminus k-1) + F (P_{y(k)} + \bar{y}(k) \bar{y}(k)^T F^T \quad (4.25a)$$

$$\text{Parc2} = [g - \bar{x}(k \setminus k-1)] [g - \bar{x}(k \setminus k-1)]^T \quad (4.25b)$$

$$\text{Parc3} = 2 F \bar{y}(k) [g - \bar{x}(k \setminus k-1)]^T - 2 F P_{y(k)x(k)} \quad (4.25c)$$

onde $P(k \setminus k-1)$ é a covariância do estado do sistema dada informação sobre ele no instante anterior.

Neste ponto, é necessário usar a seguinte definição (Bozic, 1979):

$$P(k \setminus k-1) = E \{ [x(k) - \hat{x}(k \setminus k-1)] [x(k) - \hat{x}(k \setminus k-1)]^T \} \quad (4.26)$$

Que, aliada às Eqs. (4.17) e (4.18), e ao conhecimento de informações do estado do sistema no instante anterior e às identidades matriciais, fornece as Eq. (4.27a) e Eq. (4.27b), (para quaisquer matrizes D , S e F):

$$\frac{d}{dF} \{tr [F S F^T]\} = 2 S F \quad (4.27a)$$

$$\frac{d}{dF} \{tr [D S H]\} = D^T S^T \quad (4.27b)$$

e resulta nas expressões 4.28 a e 4.28 b, para a minimização de funções de uma variável:

$$\frac{\partial J}{\partial g} = 2 [g - \hat{x}(k|k-1)] + 2 F \hat{y}(k) = 0 \quad (4.28a)$$

$$\frac{\partial J}{\partial F} = 2 F [P_{y(k)} + \bar{y}(k)\bar{y}(k)^T] - 2 P_{x(k)y(k)} + 2 [g - \hat{x}(k|k-1)] \bar{y}(k)^T = 0 \quad (4.28b)$$

sabendo que $P_{x(k)y(k)} = P_{y(k)x(k)}^T$.

Desta forma, a matriz F e o vetor g que levam a um valor ótimo da estimativa do estado do sistema obedecem às seguintes relações:

$$g = \hat{x}(k|k-1) - F \bar{y}(k) \quad (4.29a)$$

$$F = P_{x(k)y(k)} P_{y(k)}^{-1} \quad (4.29b)$$

Que finalmente resulta, após substituições apropriadas, em:

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + P(k|k-1) C^T [C P(k|k-1) C^T + M]^{-1} [y(k) - C \hat{x}(k|k-1)] \quad (4.30)$$

Que é a melhor estimativa do sistema.

Quanto à covariância envolvida nesta estimativa, ela reflete o quão preciso é o estado definido pela Eq. (4.30) e pode ser definida, segundo Bozic (1979), como:

$$P(k|k) = E \{ [x(k) - \hat{x}(k|k)] [x(k) - \hat{x}(k|k)]^T \} \quad (4.31)$$

Que, após a aplicação das Eqs. (4.30), (4.31), (4.19) e (4.21), na Eq. (4.31), resulta na Eq. (4.32).

$$P(k \setminus k) = P(k \setminus k-1) - P_{x(k) \ y(k)} P_{y(k)}^{-1} P_{y(k) \ x(k)} \quad (4.32)$$

Portanto, segundo Bozic (1979), a aplicação do filtro de Kalman para se estimar os parâmetros de um sistema corrompido por incertezas é marcada, primeiramente, pela definição do estado inicial, da matriz de covariância e pelo passo no tempo. A partir daí, faz-se necessária a obtenção do estado do sistema previsto pelo modelo matemático e sua covariância associada, mediante a aplicação das Eqs. (4.13a), (4.13b) e (4.16). Posteriormente, após obtenção do valor medido $y(k)$, é definido o seu efeito, para fins de comparação, que resultará no valor da estimativa otimizado, mediante a aplicação das Eqs. (4.33a), (4.33b) e (4.33c).

$$K(k) = P(k \setminus k-1) C^T [C P(k \setminus k-1) C^T + M]^{-1} \quad (4.33a)$$

$$P(k \setminus k) = (I - K(k) C) P(k \setminus k-1) \quad (4.33b)$$

$$\hat{x}(k \setminus k) = \hat{x}(k \setminus k-1) + K(k) [y(k) - C \hat{x}(k \setminus k-1)] \quad (4.33c)$$

Este procedimento é feito a cada iteração, havendo, portanto, a atualização do instante de tempo e retorno ao primeiro passo.

4.2.3 Filtro Adaptativo Básico

A Fig. 4.4 ilustra um diagrama no qual está representado um filtro adaptativo com seus componentes.

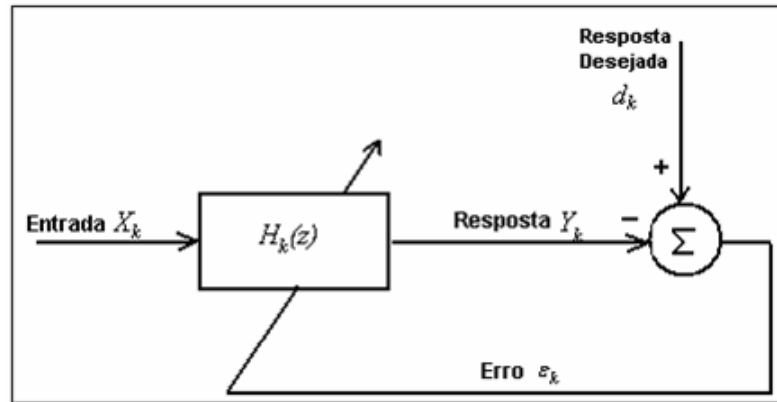


Figura 4.4 - Diagrama representativo de um filtro adaptativo.

onde x_k é o sinal de entrada do filtro, y_k é a saída do filtro, d_k é a saída desejada e $H_k(z)$ é a Função Transferência do filtro que sofrerá modificações em seus parâmetros através de um algoritmo adaptativo, até que o erro seja minimizado. O erro é dado pela seguinte expressão:

$$\varepsilon_k = d_k - y_k \quad (4.34)$$

A mudança (ou adaptação) dos parâmetros do filtro e a busca pelo valor ótimo (erro mínimo) ficam a cargo dos algoritmos de adaptação. De acordo com Marques (2003), existem muitos tipos descritos na literatura recente e a sua escolha para cada caso depende de alguns fatores, como a velocidade de convergência (número de iterações para alcançar o objetivo), precisão, complexidade numérica (relacionada com o número de operações matemáticas em uma iteração) e a estabilidade da estrutura (possibilidade ou não de instabilidade numérica do algoritmo, motivada pelo acúmulo de erros provenientes da precisão finita do mesmo).

Apesar da grande quantidade, os algoritmos de adaptação dividem-se em duas grandes classes: os que se baseiam no gradiente e os que seguem os mínimos quadrados do sinal do erro. Os algoritmos de gradiente baseiam-se no filtro de Wiener, estimando o gradiente da superfície das funções de custo. Já os algoritmos de mínimos quadrados são baseados no filtro de Kalman, onde de forma determinística minimizam a soma dos quadrados dos erros parciais (Nunes, 2006).

Portanto, para utilizar estes algoritmos, é necessário avaliar as vantagens e desvantagens oferecidas por eles em cada caso de aplicação.

Para aplicação da técnica de cancelamento adaptativo de ruído, técnica a qual será descrita posteriormente e utilizada neste trabalho, é vantajoso o uso do algoritmo do gradiente, mais conhecido como LMS - Least Mean Square, devido ao seu baixo custo computacional e ao melhor comportamento que este exhibe no seguimento das não estacionaridades (Haykin, 1991). Na realidade, este algoritmo (LMS) continua a ser atualmente o mais utilizado devido ao baixo número de cálculos exigidos para cada coeficiente do filtro.

4.2.3.1 Algoritmo de Mínimos Quadrados (LMS - Least Mean Square)

A maioria dos algoritmos adaptativos busca os coeficientes ótimos através do método do gradiente descendente (Gradient Descent) ou método da máxima descida (Steepest Descent) segundo a direção oposta do gradiente do erro. Quando esta superfície corresponde ao erro quadrático instantâneo e se utiliza um filtro FIR (Resposta Finita ao Impulso), o algoritmo em questão se denomina LMS (Least Mean Square). Este é o algoritmo mais usado na implementação de filtros adaptativos, pois além de ser simples de implementar, é eficiente (Bezerra, 2004).

Supondo que cada entrada do filtro possui dados que ocorrem em tempos amostrais k e que o vetor de pesos seja um filtro linear do tipo FIR, a relação entre o sinal de entrada e o sinal de saída é dada por:

$$y_k = \sum_{n=0}^L b_n(k) x_{k-n} \quad (4.35)$$

onde $b_n(k)$ são os coeficientes do filtro que irão variar através da aplicação do algoritmo adaptativo e L é o número de coeficientes do filtro LMS.

Quando o filtro adaptativo é projetado utilizando a forma direta da estrutura FIR, a superfície do erro médio quadrático é uma função quadrática dos coeficientes do filtro e então possui um único ponto de mínimo.

Como o algoritmo adaptativo está relacionado diretamente com a minimização do valor do erro médio quadrático $E(\varepsilon^2)$ e observando-se a Eq. (4.35), verifica-se que os parâmetros do filtro estão relacionados com o erro, já que a saída y_k depende dos parâmetros $b_n(k)$. Portanto, há uma relação quadrática entre o erro e os parâmetros $b_n(k)$ no algoritmo adaptativo.

A título de ilustração, considerando-se somente um coeficiente do filtro ($L=0$) tem-se um valor $b_o(0)$ que é a condição inicial do parâmetro, conforme Fig. 4.5. À medida que o algoritmo vai sendo processado, o parâmetro tende para um ponto de mínimo b_o^* , obtendo-se o ponto de mínimo do erro. Desta forma, o sinal de saída y_k está próximo do sinal de saída desejada d_k .

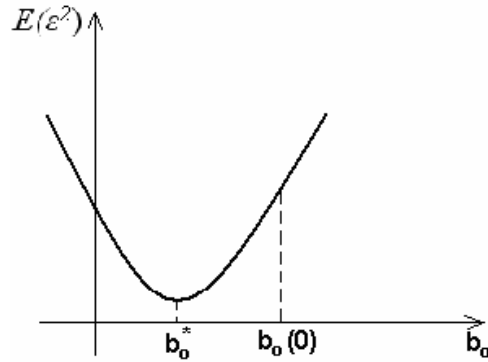


Figura 4.5 – Superfície do erro médio quadrático para o filtro contendo um coeficiente.

A técnica utilizada pelo algoritmo LMS é baseada no método do passo descendente dado pela seguinte equação:

$$B_{k+1} = B_k - \mu \nabla(\varepsilon_k^2) \quad (4.36)$$

onde B_k é o vetor dos coeficientes do filtro, que pode ser expresso da seguinte forma:

$$B_k = \begin{bmatrix} b_0(k) \\ \vdots \\ b_L(k) \end{bmatrix} \quad (4.37)$$

e $\nabla(\varepsilon_k^2)$ é o vetor gradiente da superfície da função erro médio quadrático, dado pela seguinte expressão:

$$\nabla(\varepsilon_k^2) = \frac{\partial E[\varepsilon_k^2]}{\partial B_k} = \begin{bmatrix} \frac{\partial E[\varepsilon_k^2]}{\partial b_o(k)} \\ \vdots \\ \frac{\partial E[\varepsilon_k^2]}{\partial b_L(k)} \end{bmatrix} \quad (4.38)$$

Na Eq.(4.36), μ é a taxa de convergência que está diretamente relacionada à velocidade de convergência do algoritmo e $-\nabla(\varepsilon_k^2)$ é o gradiente negativo da superfície gerada pelos coeficientes. Ao final do processamento $-\nabla(\varepsilon_k^2)$ tende para zero. Na Eq. (4.38), $E[\varepsilon_k^2]$ é o erro médio quadrático.

Na prática, a maior dificuldade encontrada no processo é estimar o gradiente da superfície, uma vez que não se tem um conhecimento prévio da mesma. Esta dificuldade pode ser resolvida usando um gradiente que é estimado baseando-se no erro quadrático instantâneo $\hat{\nabla}(\varepsilon_k^2)$ mostrado na Eq. (4.39).

$$\hat{\nabla}(\varepsilon_k^2) = \frac{\partial \varepsilon_k^2}{\partial B_k} = 2 \varepsilon_k \frac{\partial (d_k - y_k)}{\partial B_k} \quad (4.39)$$

Como d_k independe dos coeficientes do filtro e y_k pode ser expressa em termos da entrada do filtro, a Eq. (4.39) pode ser reescrita como:

$$\hat{\nabla}(\varepsilon_k^2) = -2 \varepsilon_k X_k \quad (4.40)$$

onde X_k é um vetor com os valores do sinal de entrada:

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ x_{k-1} \\ \vdots \\ x_{k-L} \end{bmatrix} \quad (4.41)$$

Com esta modificação, a Eq. (4.36) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$B_{k+1} = B_k - 2 \mu \varepsilon_k X_k \quad (4.42)$$

Outra dificuldade encontrada nesta técnica é a determinação do melhor valor para o parâmetro μ , o qual tem grande influência no desempenho do filtro adaptativo. Encontra-se na literatura (Widrow, 1985; Haykin, 1991) que a existência de estabilidade do algoritmo é alcançada desde que o valor do passo de adaptação (μ) obedeça à seguinte desigualdade:

$$0 < \mu < \frac{1}{(L+1) \sigma^2} \quad (4.43)$$

onde $L+1$ é o número de coeficientes do filtro e σ^2 é a potência do sinal de entrada do filtro.

Na Eq. (4.43), a potência do sinal de entrada, em algumas aplicações, não é conhecida ou varia com o tempo em um ambiente não-estacionário. Então, para tais situações, substitui-se este termo por uma estimativa que varie no tempo, conforme mostrado na Eq. (4.44).

$$\hat{\sigma}_k^2 = \alpha x_k^2 + (1 - \alpha) \hat{\sigma}_{k-1}^2 \quad (4.44)$$

Na Eq. (4.44), x_k é a k-ésima amostra temporal do vetor de entrada do sistema e α é o fator de esquecimento (forgetting factor), o qual é um parâmetro que deve estar dentro da faixa $0 < \alpha < 1$ (Nunes, 2006). Desta maneira, α assume um valor de acordo com a necessidade do usuário do filtro. Caso se aproxime de zero, a cada passo do filtro este não se recordará dos valores passados do sinal de entrada. Porém, se determinar para este um valor que se distancie de zero, se estará reduzindo a influência das amostras temporais passadas na rotina do filtro. Esta última condição é mais utilizada em estimativas de ambientes não-estacionários.

4.2.3.2 Algoritmo de Mínimos Quadrados Normalizado (NLMS - Normalized Least Mean Square)

Para aumentar a velocidade de convergência do algoritmo LMS, propõe-se na bibliografia (Marques, 2003) uma versão modificada deste, chamada de algoritmo de Mínimos Quadrados Normalizado (NLMS).

O algoritmo modificado continua a ser pouco exigente em termos computacionais, incluindo agora um passo de adaptação variável, o qual é obtido pela expressão:

$$\mu(k) = \frac{\xi}{\sigma^2(k)} \quad (4.45)$$

onde ξ é uma constante positiva de valor inferior à unidade e $\sigma^2(k)$ a estimativa da potência do sinal de referência. Determina-se assim o passo de adaptação como função inversa da potência do sinal de entrada do filtro.

O algoritmo de adaptação para os coeficientes do filtro, B_k , passa a depender do instante considerado, reescrevendo-os da seguinte forma, para cada coeficiente:

$$B_{k+1} = B_k - 2 \mu(k) \varepsilon(k) X_k \quad (4.46)$$

Esta versão apresenta melhor comportamento que o LMS simples por adaptar o passo em função da potência do sinal de entrada do filtro. Esta variação do algoritmo LMS (o NLMS) é muito utilizada na presença de sinais de voz, onde este tipo de sinal apresenta uma grande variação de potência ao longo do tempo, tornando difícil a escolha de um valor fixo para o passo de adaptação μ (Nunes, 2006).

A aplicação da Eq. (4.45) introduz, contudo, um novo problema. Se o vetor de entrada (X_k) possuir valores muito baixos, ocorrerão problemas numéricos na divisão (Eq. (4.45)). Para contornar este problema propõe-se que o cálculo de adaptação seja determinado pela Eq. (4.47) (Haykin, 1991).

$$\mu(k) = \frac{\xi}{a + \sigma^2(k)} \quad (4.47)$$

onde a é uma constante ($a > 0$) escolhida de forma a evitar o problema de “overflow” quando a potência do sinal de entrada tomar valor inferior a um dado limiar.

Dentre das várias aplicações práticas em que pode ser utilizada a filtragem adaptativa, merecem destaque a identificação de sistemas, o cancelamento de interferências e a predição. Neste trabalho o algoritmo LMS normalizado será aplicado no cancelamento adaptativo de ruído (ou cancelamento de interferência).

4.2.3.3 Cancelamento Adaptativo de Ruído

O cancelamento de ruído fundamenta-se no processo de subtração de ruído do sinal pretendido, como ilustrado na Fig. 4.6. O termo ruído neste caso é usado para expressar todas as formas de interferências, tanto as determinísticas como as estocásticas.

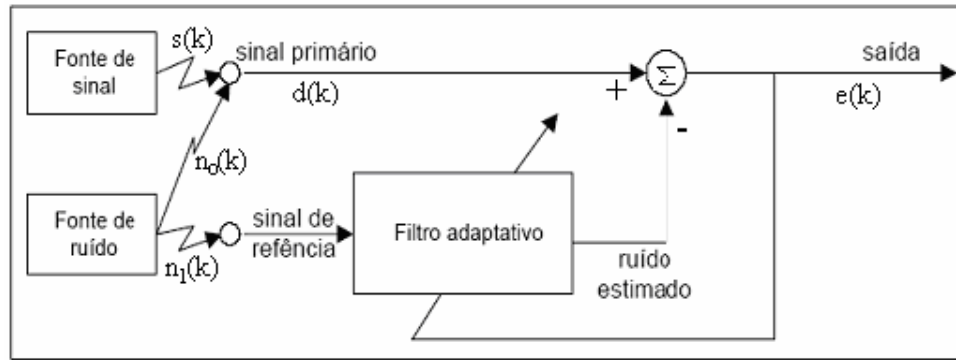


Figura 4.6 - Filtro adaptativo em cancelamento de ruído.

Um sistema adaptativo de cancelamento de ruído é um sistema de malha fechada com duas entradas: o sinal primário e o sinal de referência.

O sinal primário, $d(k)$, consiste no sinal pretendido $s(k)$, corrompido por ruído aditivo $n_o(k)$, conforme mostrado na Eq. (4.48).

$$d(k) = s(k) + n_o(k) \quad (4.48)$$

O sensor que recebe o sinal de referência está posicionado de forma a receber apenas uma versão do sinal produzido pela fonte de ruído, $n_l(k)$, sendo negligenciável o sinal recebido pela fonte de sinal. O sinal de referência não é correlacionado com $s(k)$, mas tem correlação com $n_o(k)$.

O sinal de erro $e(k)$ é utilizado para ajuste dos coeficientes do filtro e como saída do sistema. O filtro adaptativo tenta minimizar a potência média de $e(k)$, mas como apenas $n_o(k)$ e $n_l(k)$ são correlacionados, o sinal $s(k)$ não é afetado. O filtro consegue apenas sintetizar uma versão do ruído. Desta forma, após a convergência do sistema, o sinal de erro, $e(k)$ consistirá apenas de $s(k)$, ou seja, o sinal pretendido.

Neste trabalho, os sinais utilizados são provenientes de câmbios automotivos previamente preparados e escolhidos, divididos em três grupos distintos:

- Sinais de engrenamento de câmbios bons;
- Sinais de engrenamento de câmbios com não conformidades inseridas na quinta marcha em níveis aceitáveis;
- Sinais de engrenamento de câmbios com não conformidades inseridas na quinta marcha em níveis não aceitáveis.

Dentre os sinais de câmbios bons, foi escolhido o sinal de referência. Os demais sinais, tanto os sinais de câmbios bons como os sinais de câmbios com não conformidades inseridas, foram utilizados como sinais primários. A filtragem resultou em dois sinais distintos:

- O sinal de erro que consiste das não conformidades inseridas nos câmbios;
- O sinal estimado, que consiste na parcela do sinal primário que é correlacionada com o sinal de referência.

Desta forma pode-se verificar, através da análise do sinal de erro, se os defeitos presentes no câmbio estão em níveis aceitáveis ou não.

CAPÍTULO V

Simulações Numéricas

5.1 Introdução

Este capítulo tem por finalidade descrever a aplicação da técnica de filtragem adaptativa a sinais que simulam o funcionamento de sistemas engrenados, especificamente em caixas de transmissão de marchas de automóveis, além de avaliar o desempenho do algoritmo LMS no cancelamento de interferências externas ao funcionamento do sistema mecânico em estudo.

Primeiramente é realizada uma análise de sensibilidade, onde se procura avaliar o comportamento do filtro, sua capacidade de filtragem e a qualidade do sinal filtrado em função da quantidade de energia dos sinais que compõe o sinal primário e o sinal de referência, ambos sinais de entrada do algoritmo LMS. Posteriormente, várias simulações são realizadas variando os modelos numéricos em função da quantidade de interferências externas e dos sinais característicos destas. O nível de complexidade dos modelos aumenta gradativamente a fim de que o modelo se aproxime de uma situação real.

Todo o processo de geração dos sinais e filtragem é efetuado utilizando o software Matlab[®], em que uma varredura senoidal acrescida de certa quantidade de senóides representa o sinal de referência e um ruído branco acrescido de outras senóides representa o ruído externo.

5.2 Análise de Sensibilidade

Inicialmente, realizaram-se simulações visando uma análise de sensibilidade do filtro LMS quanto à composição do sinal primário e do sinal de referência.

Na Fig. 5.1 é ilustrado o diagrama do filtro adaptativo LMS utilizado nesta análise de sensibilidade.

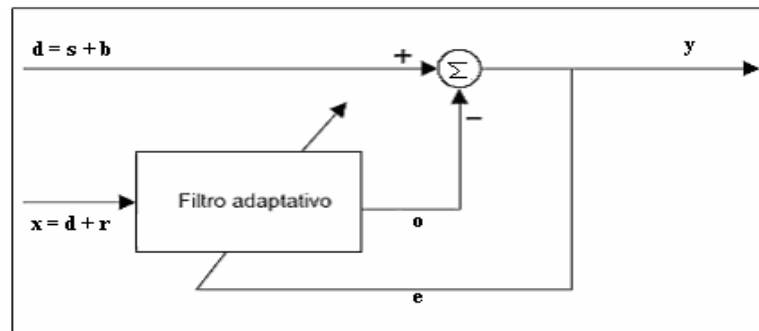


Figura 5.1 - Diagrama do filtro adaptativo utilizado na análise de sensibilidade.

Segue abaixo a descrição dos sinais do diagrama da Fig. 5.1 utilizados na análise de sensibilidade:

- d é o sinal de referência do filtro, composto pela soma dos sinais s e b ;
- s é uma varredura senoidal (Anexo I);
- b é uma senóide com frequência de 100 Hz e defasada de 30° ;
- x é o sinal primário, correlacionado com s , é composto pela soma dos sinais d e r ;
- r é uma senóide com frequência de 300 Hz e defasada de 45° acrescida de um ruído branco;
- o é o sinal de saída do filtro;
- y é o sinal filtrado, ou seja, uma estimativa de d .

A varredura utilizada nesta etapa foi escolhida em função do ciclo prova câmbio estudado, sendo gerada da seguinte forma: inicia-se em 800 Hz e durante 1 segundo aumenta linearmente até 3800 Hz, se mantém constante neste valor durante um segundo e diminui linearmente para 1200 Hz durante 1 segundo.

Para as simulações numéricas, a frequência de amostragem utilizada foi de 16384 Hz, 8192 pontos, com um intervalo de amostragem de 3 segundos (duração da varredura senoidal).

Os parâmetros utilizados no algoritmo LMS foram definidos após uma otimização randômica a partir de valores iniciais que pertencem às faixas especificadas para cada parâmetro no item 4.2.3.1 do capítulo IV. A função custo é o erro absoluto entre a varredura estimada pelo filtro e a varredura calculada teoricamente.

Os melhores valores estimados dos parâmetros do filtro para utilização com varredura especificada acima foram:

- N°. de pesos do filtro: $L=20$
- μ (razão de convergência): 8×10^{-3} , onde $0 < \mu < 1$.
- α (fator de esquecimento, ou *forgetting factor*): 0,01, onde $0 < \alpha < 1$.

Na Fig. 5.2 está ilustrado o espectrograma (Transformada Curta de Fourier, ou *Short Fourier Transform - STFT*) do sinal s . Os espectrogramas exibidos nesta dissertação são estimados através da função *specgram* do Matlab®. A codificação de cor na lateral da Fig. 5.2 indica amplitude do sinal em dB.

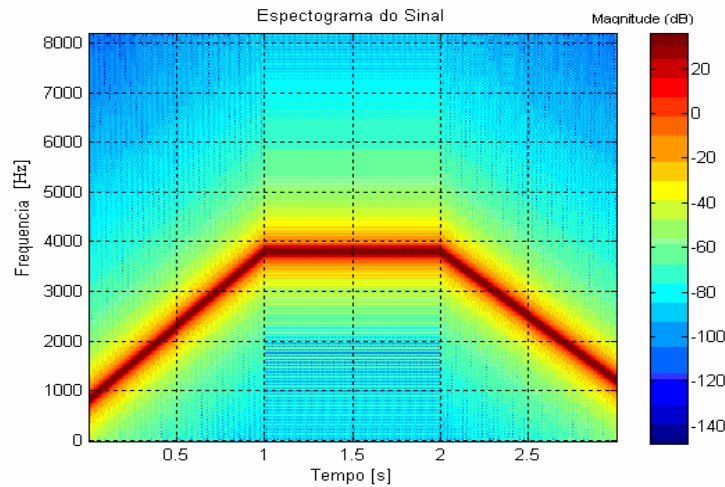


Figura 5.2 - Espectrograma do sinal $s(k)$.

O objetivo desta análise de sensibilidade é avaliar a capacidade de filtragem, bem como a qualidade do sinal filtrado, em função das amplitudes dos sinais que compõem o sinal de referência juntamente com variações na amplitude do sinal de entrada do filtro. Outro

objetivo é avaliar se a quantidade de energia presente no sinal de referência tem influência no desempenho do filtro se comparado com a energia dos sinais que compõem o sinal primário.

É sabido que, na análise de sinais de comportamento transiente e não estacionário, onde a frequência varie com o tempo, é necessário o uso de metodologias de análises tempo-frequência. Neste trabalho foi utilizada a média exponencial, aqui denominada curva RMS.

A média exponencial, $\bar{x}^2$, é dada pela Eq. (5.1):

$$\bar{x}_i^2 = x_{i-1}^2 + (x_i^2 - x_{i-1}^2) / k \quad (5.1)$$

onde $\bar{x}_i^2$ é o i -ésimo termo do vetor $\bar{x}^2$ e k é dado pela Eq. (5.2):

$$k = f_{aquis} T + 1 \quad (5.2)$$

onde f_{aquis} é a frequência de aquisição em Hz e T é o tempo de integração, o qual neste trabalho é igual a 125×10^{-3} s, o que corresponde a um tempo de integração rápido (fast), permitindo então um esquecimento das ocorrências passadas no sinal analisado.

Com finalidade de simples comparação, para uma melhor avaliação do filtro, foram calculadas as densidades espectrais de potência (DEP) dos sinais de referência, primário, estimado e do erro entre os sinais estimado e de referência, mesmo sabendo que não é correta sua utilização, uma vez que a frequência varia com o tempo.

Para esta análise foram simuladas cinco configurações do sinal primário em função de três configurações do sinal de referência do filtro. Para cada simulação obteve-se o erro máximo entre a magnitude da DEP do sinal estimado com o filtro (y) e do sinal teórico (d), conforme Tab. 5.1.

Na Tab. 5.1 a coluna s/b corresponde à amplitude em porcentagem de s em relação à b , por exemplo: na configuração $sb1$, a amplitude de s é 70% menor que a amplitude de b , ou seja, $s=0,3b$, na configuração $sb2$ temos que $s=b$, ou seja, a amplitude de s é igual à amplitude de b e finalmente na configuração $sb3$ temos que $s=2b$, ou seja, a amplitude de s é 2 vezes maior que a amplitude de b .

Já as colunas s/r da Tab. 5.1 correspondem à amplitude, também em porcentagem, de s relativa à r . Desta forma, para a primeira configuração, $s=1,4r$, a amplitude de s é 40%

maior que a amplitude de r . Já para a quinta configuração, $s=0,2r$, a amplitude de s é 80% menor que a amplitude de r .

Na última linha da Tab. 5.1 é apresentada a máxima variação entre o erro obtido com as configurações de s/b para uma dada configuração sr1, sr2, sr3, sr4 e sr5. Observa-se que as variações dos erros máximos não são significativas, uma vez que não possuem um aumento gradativo, nem seguem uma evolução determinada.

Tabela 5.1 – Análise de sensibilidade: Erro Máximo.

Amplitude de s Relativa ao sinal b (s/b)	Amplitude de s relativa à r (s/r)				
	sr1=1,4	sr2=1	sr3=0,7	sr4=0,5	sr5=0,2
	Erro Quadrático				
0,3	0,8186	1,549	3,1476	6,0527	37,7626
1	0,7786	1,5449	3,0955	6,0989	37,7848
2	0,7741	1,5156	3,0979	6,0474	38,0413
Máx. variação	0,0445	0,0334	0,0521	0,0515	0,2787

Para melhor visualização e compreensão dos resultados obtidos, os dados expressos na Tab. 5.1 estão ilustrados em forma de gráfico na Fig. 5.3.

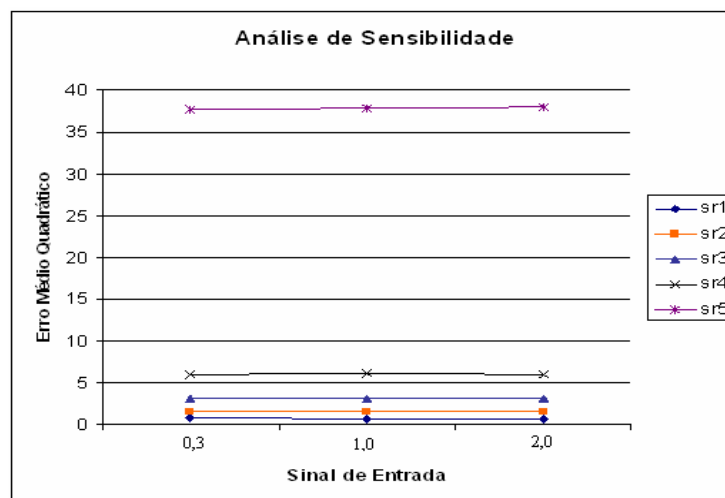


Figura 5.3 - Resultado da análise de sensibilidade.

Analisando a Tab. 5.1 e a Fig. 5.3, conclui-se que quanto maior a amplitude (ou energia) de s em relação à r , menor será o erro obtido entre o sinal estimado com o filtro (y) e o sinal teórico (s). Já a variação da amplitude do sinal b não fornece variação significativa nos resultados obtidos com o filtro.

Uma conclusão semelhante a esta foi obtida pelos pesquisadores Huertas e Antelis (2005), e por Nunes (2006), onde os autores afirmam que a qualidade do sinal filtrado (y) diminui à medida que se reduz o sinal de interferência (r) do sinal primário (d).

A seguir são mostrados os resultados obtidos com as simulações numéricas. Deve-se levar em consideração as seguintes convenções feitas nas simulações:

- **Defeito:** interferência presente no sinal de referência (sinal r);
- **Ruído externo:** interferência adicionada ao sinal de referência resultando no sinal primário (sinal b).

A descrição das simulações numéricas está mostrada na Tab. 5.2.

Tabela 5.2 – Descrição das simulações numéricas

Simulação	Descrição
1	Varredura senoidal com ruído branco como ruído externo.
2	Varredura senoidal adicionada de uma senóide como defeito e com ruído branco como ruído externo.
3	Varredura senoidal adicionada de uma senóide como defeito, com ruído branco e senóide como ruídos externos.
4	Varredura senoidal adicionada de uma senóide como defeito, com ruído branco e senóide com defasagem como ruídos externos.
5	Varredura senoidal adicionada de uma senóide com defasagem como defeito, com ruído branco e senóide como ruídos externos.
6	Varredura senoidal adicionada de uma senóide com defasagem como defeito, com ruído branco e senóide com defasagem como ruídos externos.
7	Varredura senoidal adicionada de três senóides, sendo duas com defasagem, como defeito e com ruído branco e duas senóides, sendo uma com defasagem, como ruídos externos.
8	Varredura senoidal adicionada de uma senóide com amplitude variável como defeito e com ruído branco como ruído externo.
9	Varredura senoidal adicionada de uma senóide como defeito, com ruído branco e senóide com amplitude variável como ruídos externos.
10	Varredura senoidal adicionada de uma senóide com amplitude variável como defeito, com ruído branco e senóide com amplitude variável como ruídos externos.
11	Varredura senoidal adicionada de três senóides, sendo uma com defasagem e uma com amplitude variável, como defeito, com ruído branco e duas senóides, sendo uma com defasagem e outra com amplitude variável, como ruídos externos.

5.3 Simulações Numéricas

5.3.1 Simulação 1

O objetivo das simulações numéricas é verificar a eficiência do filtro em eliminar a interferência gerada pela adição de ruídos externos ao sinal de referência.

Observa-se que este é o modelo de menor complexidade que se consegue obter para tal avaliação, sendo o sinal de referência (d) representado pela varredura senoidal (v) e o ruído externo (r) por um ruído branco com metade da amplitude da varredura senoidal.

Para todas as simulações numéricas, a varredura senoidal foi escolhida em função do ciclo prova câmbio estudado. Ela se inicia em 800 Hz, aumenta linearmente durante 1 segundo a 3800 Hz, mantém-se constante durante 1 segundo e diminui linearmente durante 1 segundo a 1200 Hz. A amplitude se mantém constante durante todo o processo.

Uma análise tempo-frequência da varredura senoidal pode ser feita observando o espectrograma (STFT) da Fig. 5.4. A barra de cores (legenda) presente ao lado desta figura representa a magnitude em dB da Transformada de Fourier de curta duração (STFT) do sinal e, no diagrama, esta magnitude corresponde ao eixo perpendicular ao plano do papel.

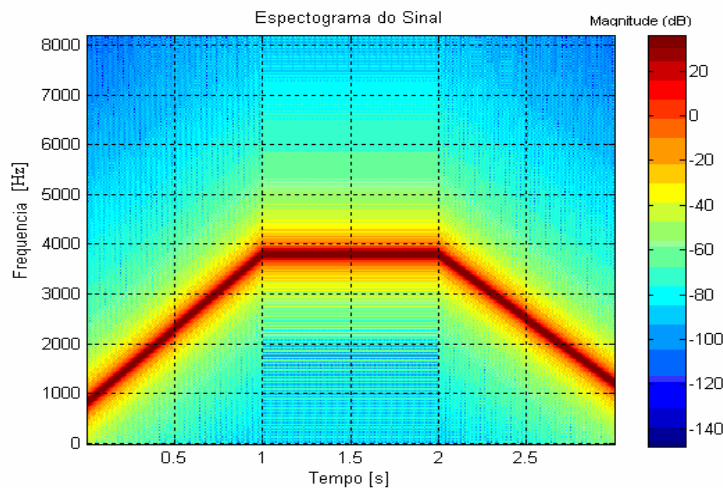


Figura 5.4 - Espectrograma do sinal de referência.

Em complementação à Fig. 5.4, na Fig. 5.5 pode ser vista a densidade espectral de potência (DEP) do sinal sem interferência de outras fontes externas.

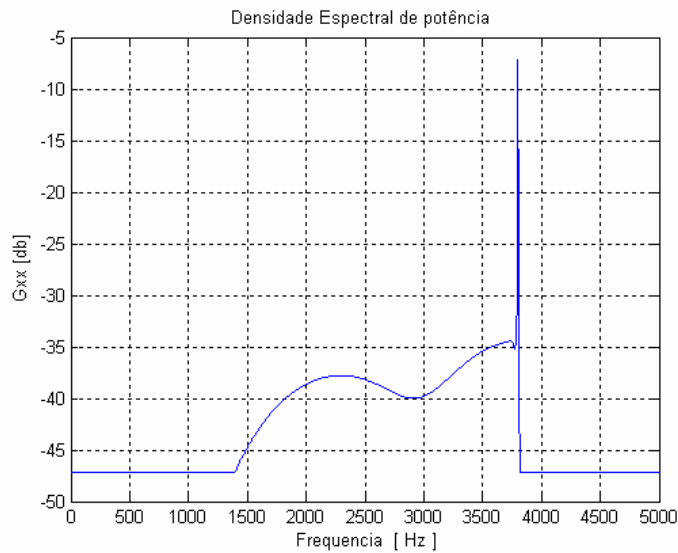


Figura 5.5 – DEP da varredura senoidal sem interferência de outras fontes externas.

Conhecendo as características do sinal em estudo, aplica-se a técnica da filtragem adaptativa, pois, utilizando um filtro adaptativo com algoritmo LMS normalizado, pode-se obter a varredura senoidal sem a interferência dos ruídos externos. Na Fig. 5.6 está ilustrado o diagrama de filtragem adaptativa utilizado nesta simulação.

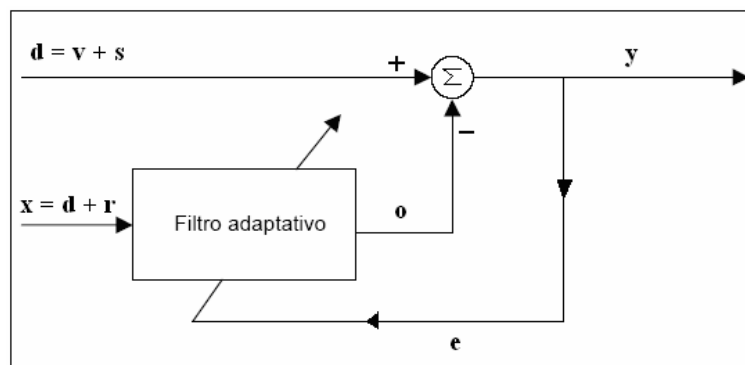


Figura 5.6 - Diagrama da técnica da filtragem adaptativa.

No diagrama da Fig. 5.6, d é o sinal de referência; v é a varredura senoidal; s é a simulação do defeito presente no sinal de referência; r é o ruído externo (ruído branco); x é o sinal primário contaminado pelo ruído externo; e é o erro entre o sinal estimado e o de referência; y é o sinal estimado.

Os parâmetros do filtro LMS encontrados através de uma otimização randômica são:

- Número de pesos do filtro (L) = 20;
- Razão de convergência (μ) = 0,008;
- Fator de esquecimento (α) = 0,01;

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.7. Na Fig. 5.7-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo, o qual é o sinal x , varredura senoidal com o ruído branco adicionado, e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.7-b. O sinal de referência d , no domínio do tempo, (varredura senoidal), está ilustrado na Fig. 5.7-c, e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.7-d.

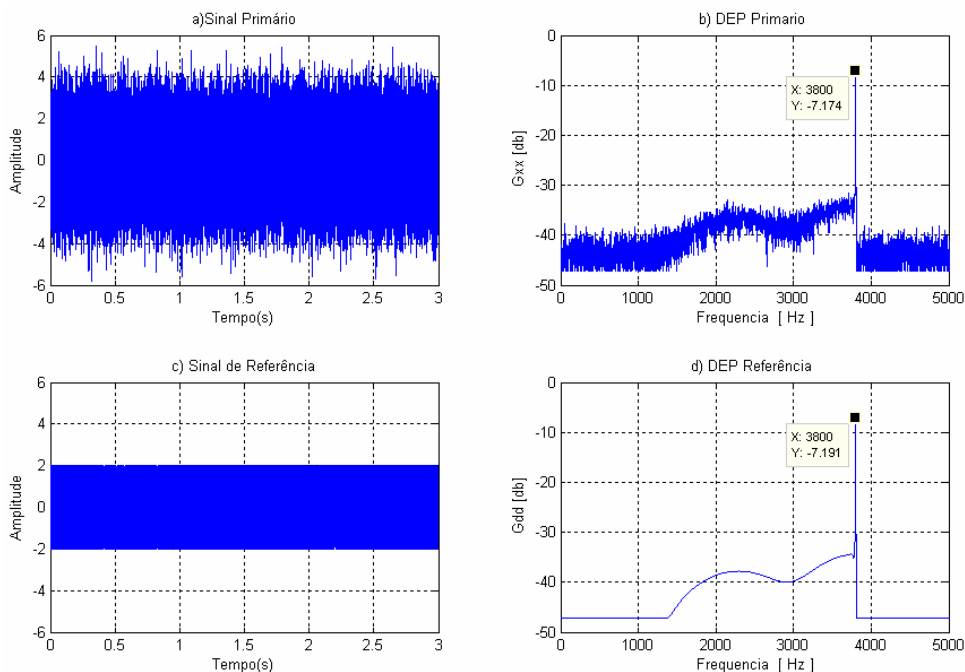


Figura 5.7 - Simulação 1: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de referência. d) DEP do sinal de referência.

Observa-se nas Fig. 5.7-a e 5.7-c que o sinal primário e o sinal de referência apresentam-se como uma faixa, isto se deve à alta frequência de amostragem do sinal. Para uma melhor visualização destes dois sinais no domínio do tempo e melhor avaliação destes no domínio da frequência, na Fig. 5.8 está apresentado um zoom de ambos os sinais no domínio do tempo.

Na Fig. 5.9 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.9-a), e neste mesmo gráfico, o sinal de referência (Fig. 5.9-b) para fins de comparação.

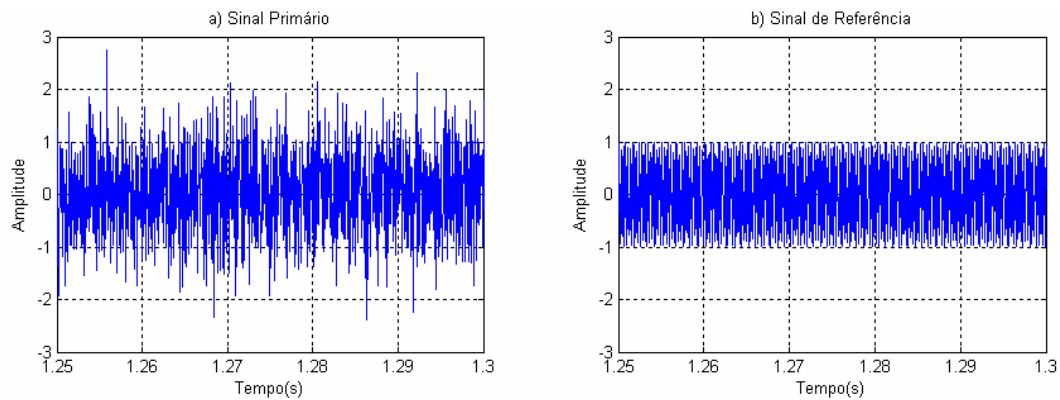


Figura 5.8 - Zoom: a) sinal primário e b) sinal de referência

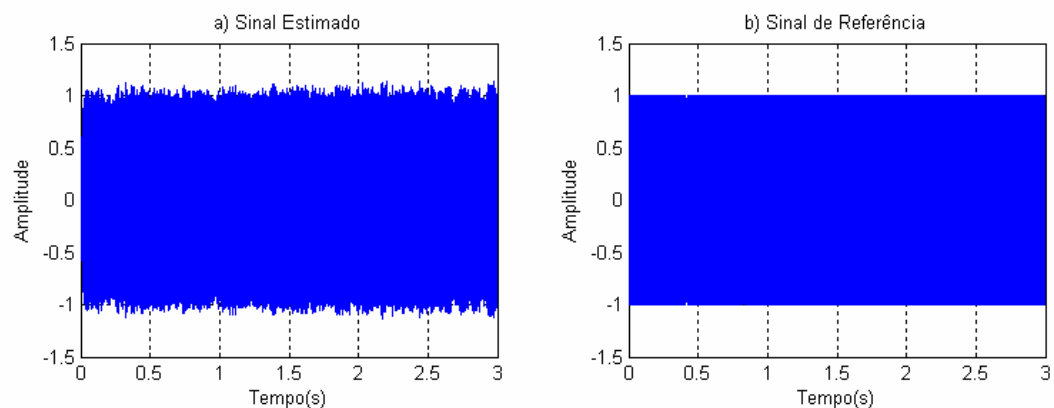


Figura 5.9 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.9 encontram-se na Fig. 5.10, onde é possível observar que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz, isso é explicado porque o ruído branco não foi totalmente eliminado no processo de filtragem, restando um resíduo. Tal resíduo é da ordem de, no máximo, 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica.

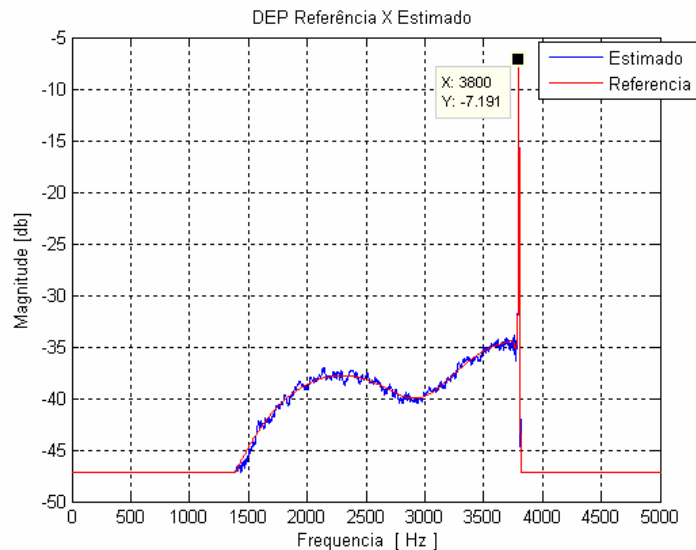


Figura 5.10 - Resultado da simulação 1.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.11. Observa-se que o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 3,2 dB para a frequência de 3818 Hz. Tal valor diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. O valor não é precisamente exato devido à interferência do ruído branco.

A Fig. 5.12 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

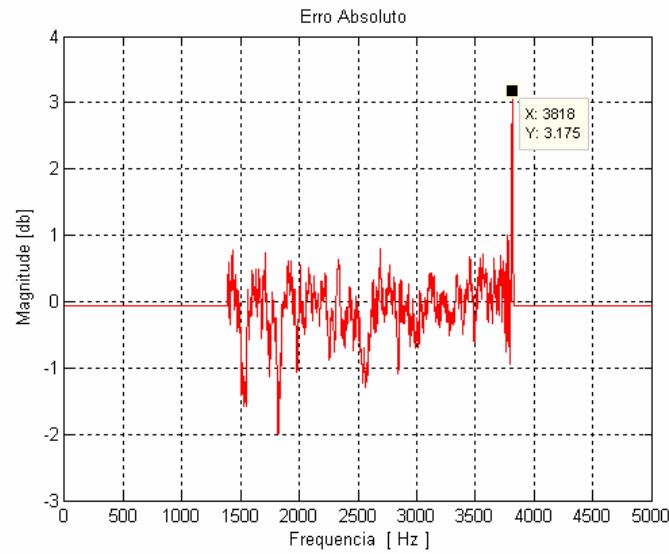


Figura 5.11 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

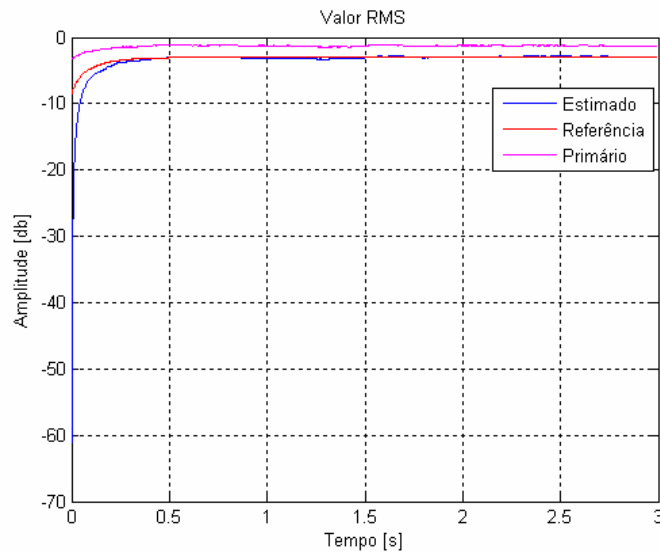


Figura 5.12 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.2 Simulação 2

Nesta simulação o ruído externo (r) é representado pelo ruído branco e o sinal de referência (d) é representado pela varredura senoidal (v) adicionada de uma senóide (s) com frequência de 1000 Hz.

As características dos sinais da simulação 1 são mantidas, ou seja, não houve mudança nos valores das amplitudes dos sinais. A senóide adicionada possui amplitude de 40% do valor amplitude da varredura senoidal.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.13. Na Fig. 5.13-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.13-b. O sinal de referência, no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.13-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.13-d.

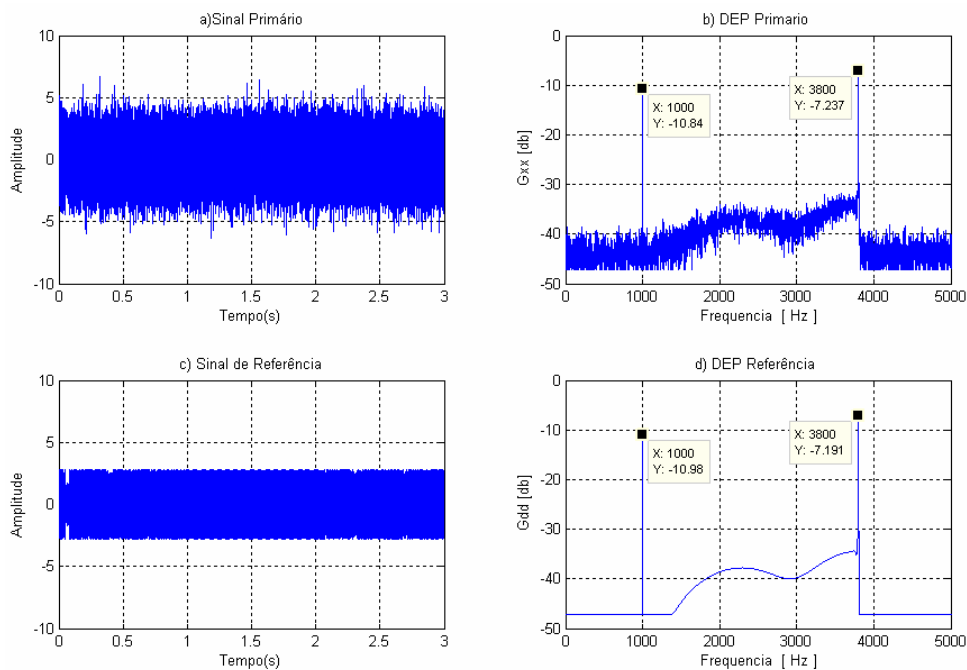


Figura 5.13 - Simulação 2: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de referência. d) DEP do sinal de referência.

Na Fig. 5.14 está ilustrado o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.14-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o sinal de referência (Fig. 5.14-b) para fins de comparação.

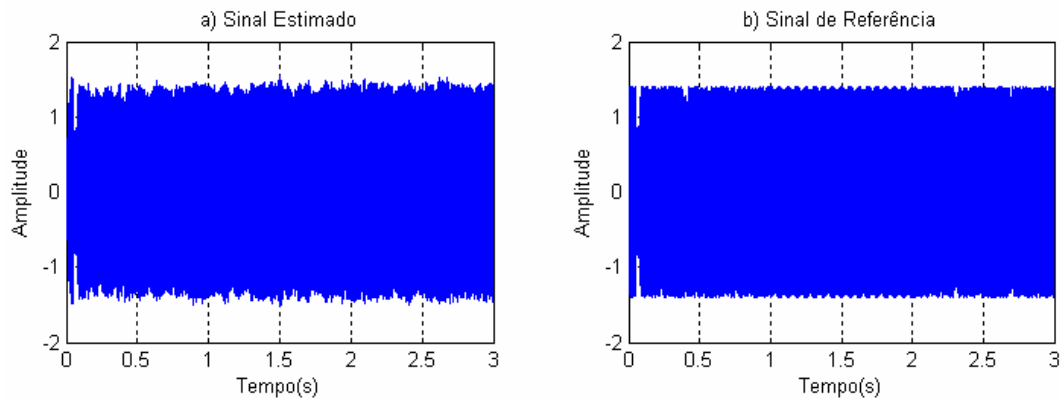


Figura 5.14 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.14 encontram-se na Fig. 5.15.

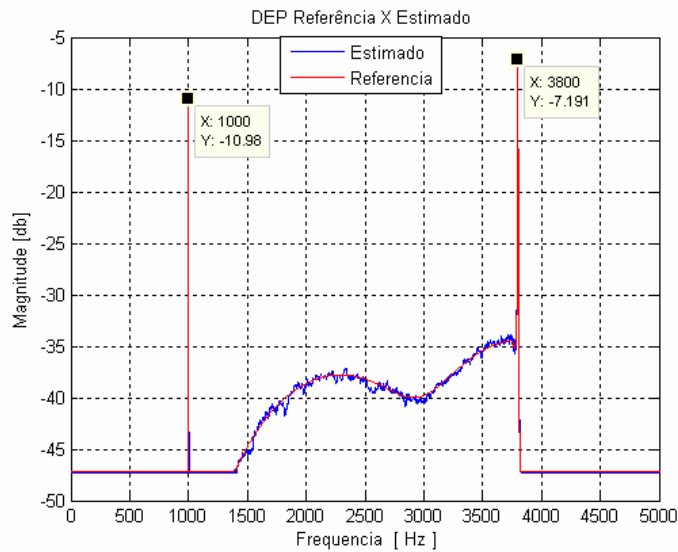


Figura 5.15 - Resultado da simulação 2.

Da mesma forma apresentada na simulação 1, pode-se observar na Fig. 5.15 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescida no sinal de referência.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.16. Observa-se que, como na simulação 1, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 3,9 dB para a frequência de 1003Hz. Tal valor diz respeito à frequência do defeito simulado (1000 Hz). O pico de aproximadamente 2,9 dB para a frequência de 3818 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

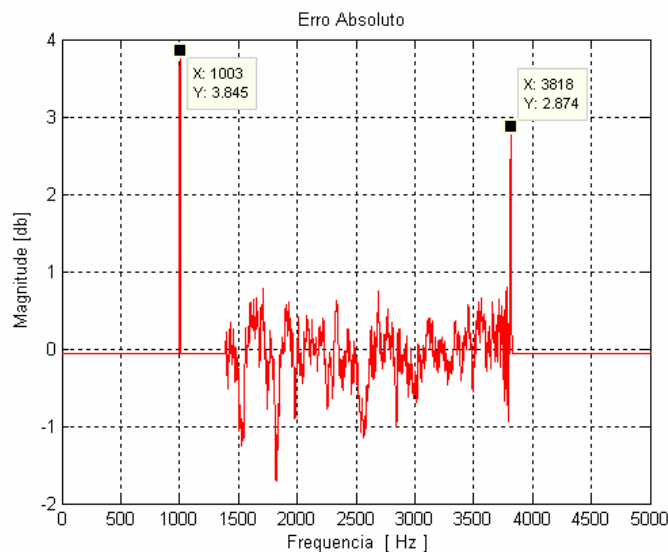


Figura 5.16 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.17 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

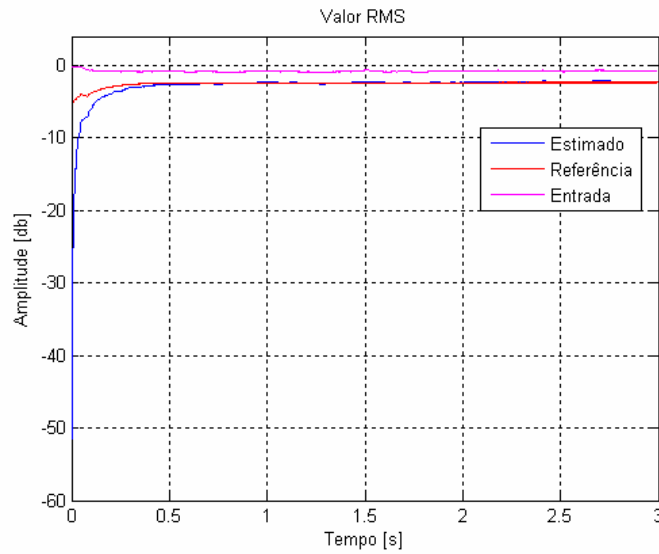


Figura 5.17 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.3 Simulação 3

Nesta simulação o sinal de ruído externo (r) é representado pelo ruído branco adicionado de uma senóide com frequência de 2000 Hz. As demais características da simulação 2 são mantidas, ou seja, não houve mudança nos valores das amplitudes dos sinais. A senóide adicionada ao ruído externo possui amplitude igual à do ruído branco, ou seja, 50% do valor amplitude da varredura senoidal.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.18. Na Fig. 5.18-a é mostrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.18-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.18-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.18-d.

Na Fig. 5.19 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o estimado com o filtro LMS (Fig. 5.19-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o sinal de referência (Fig. 5.19-b) para fins de comparação.

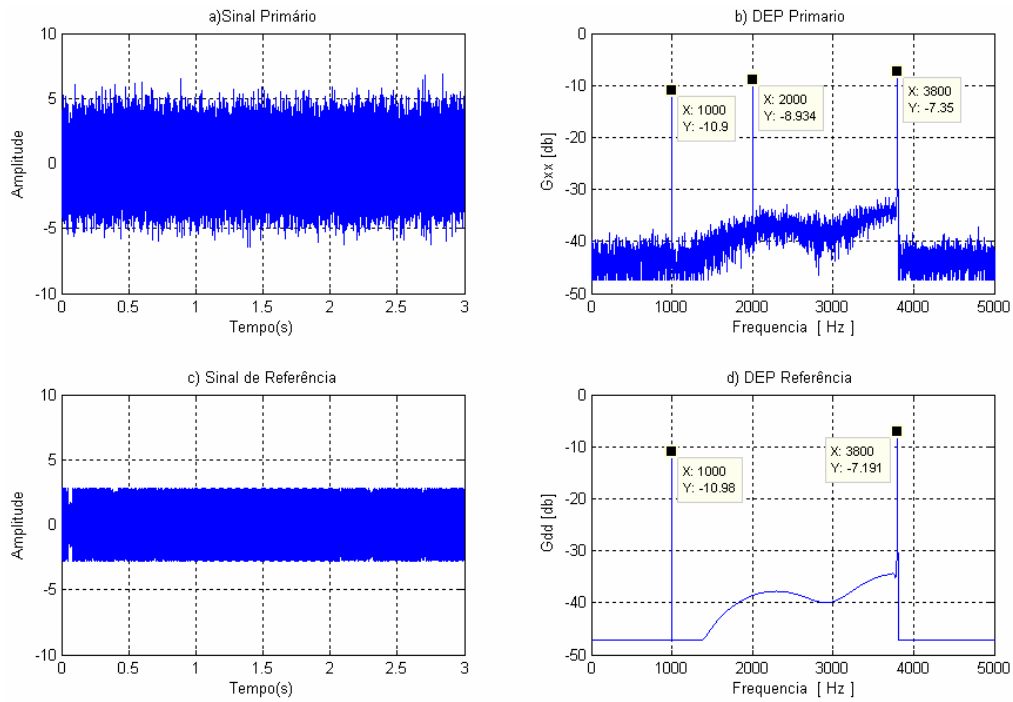


Figura 5.18 - Simulação 3: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de referência. d) DEP do sinal de referência.

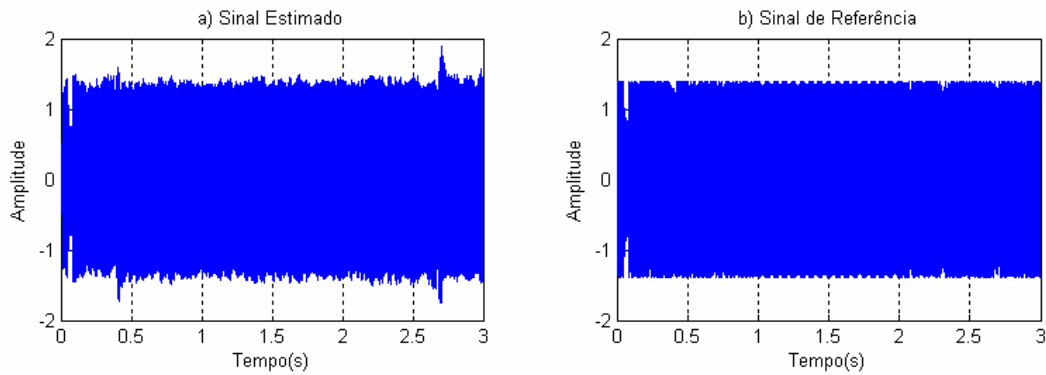


Figura 5.19 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.19 encontram-se na Fig. 5.20.

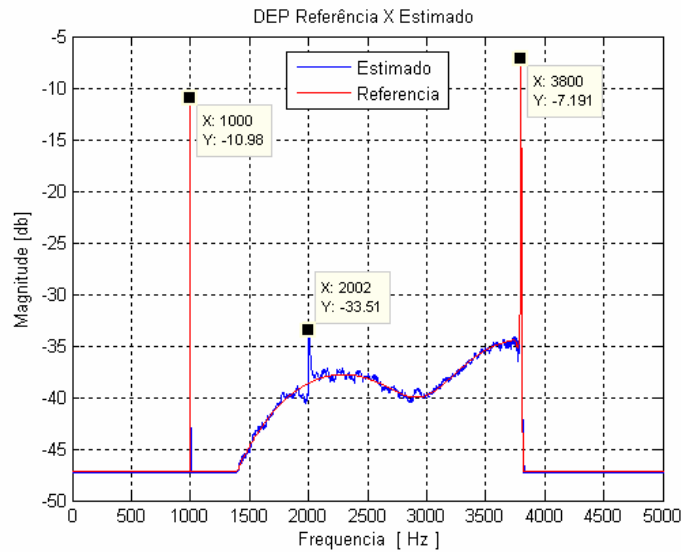


Figura 5.20 - Resultado da simulação 3.

Pode-se observar na Fig. 5.20 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescentada ao sinal de referência e outro pico de aproximadamente 4,5 dB na frequência de 2002 Hz, este diz respeito à senóide acrescentada ao ruído externo, desta forma podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente esta interferência, apesar de reduzi-la em cerca de 25 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está mostrado na Fig. 5.21. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 5,7 dB para a frequência de 998 Hz e outro de aproximadamente 5,1 dB para a frequência de 2002 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e ruídos simulados (1000 Hz e 2000 Hz). O pico de aproximadamente 3,55 dB para a frequência de 3816 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

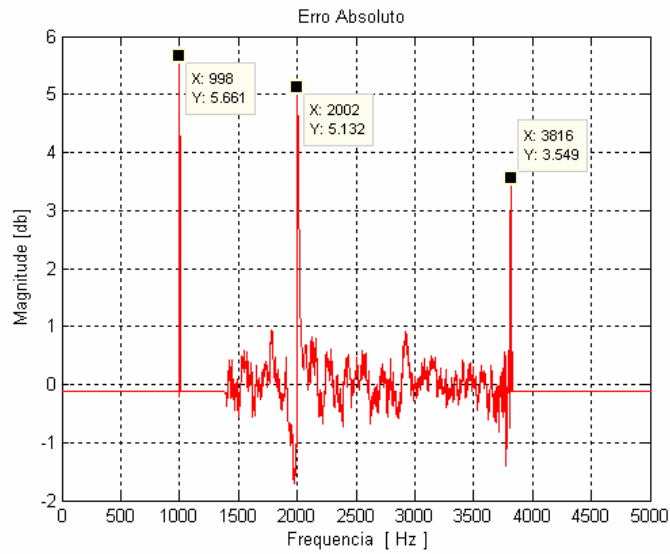


Figura 5.21 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.22 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

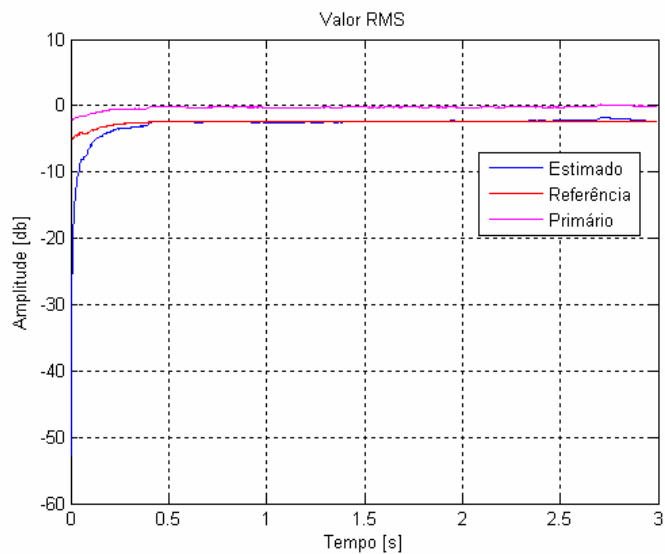


Figura 5.22 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.4 Simulação 4

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 3, porém a senóide de frequência 2000 Hz possui uma defasagem de 60° . As demais características dos sinais da simulação 3 são mantidas.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.23. Na Fig. 5.23-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.23-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.23-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.23-d.

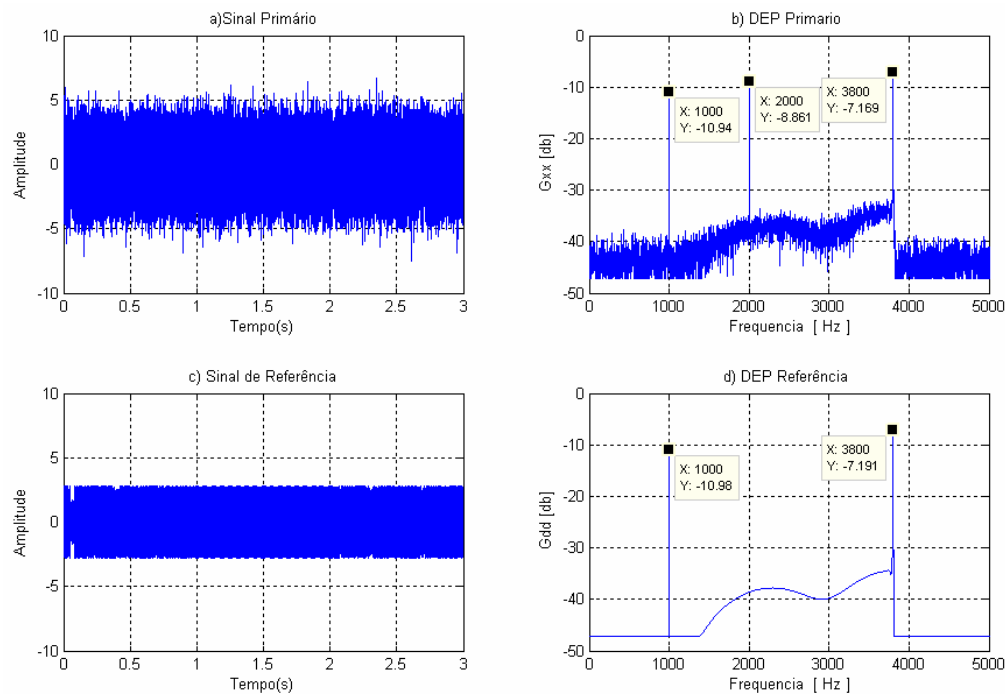


Figura 5.23 - Simulação 4: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de referência. d) DEP do sinal de referência.

Na Fig. 5.24 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.24-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o sinal de referência (Fig. 5.24-b) para fins de comparação.

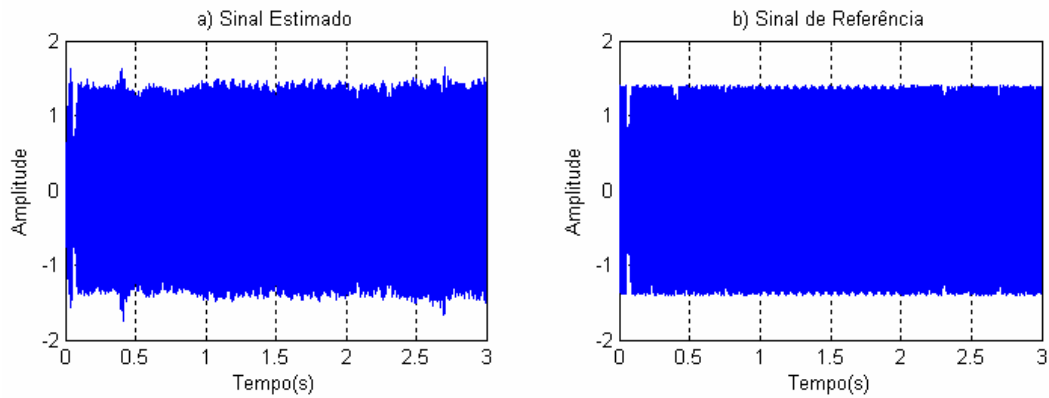


Figura 5.24 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.24 encontram-se na Fig. 5.25.

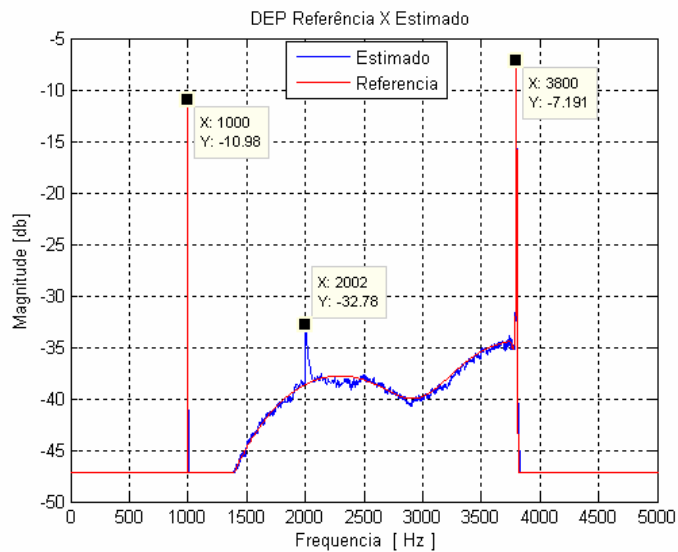


Figura 5.25 - Resultado da simulação 4.

Pode-se observar na Fig. 5.25 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescentada ao sinal de referência e outro pico de aproximadamente 5 dB na frequência de 2002 Hz, este diz

respeito à senóide acrescentada ao ruído externo, desta forma podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente esta interferência, apesar de reduzi-la em cerca de 25 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.26. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 6 dB para a frequência de 1003 Hz e outro de aproximadamente 5,9 dB para a frequência de 2002 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e ruídos simulados (1000 Hz, 2000 Hz). O pico de aproximadamente 5,3 dB para a frequência de 3823 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

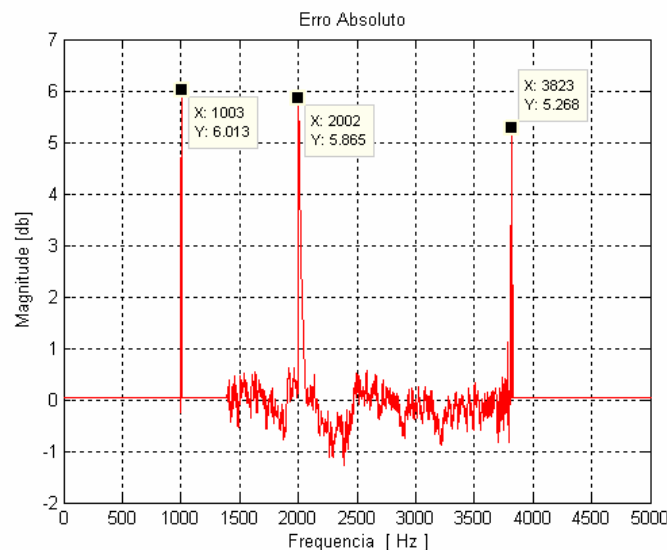


Figura 5.26 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.27 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

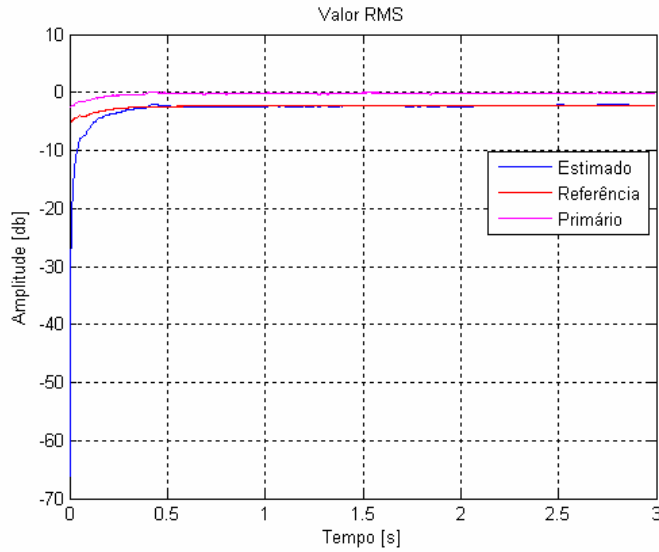


Figura 5.27 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.5 Simulação 5

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 3, porém a senóide de frequência 1000 Hz possui uma defasagem de 30° . As demais características dos sinais da simulação 3 são mantidas.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.28. Na Fig. 5.28-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.28-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.28-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.28-d.

Na Fig. 5.29 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.29-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o sinal de referência (Fig. 5.29-b) para fins de comparação.

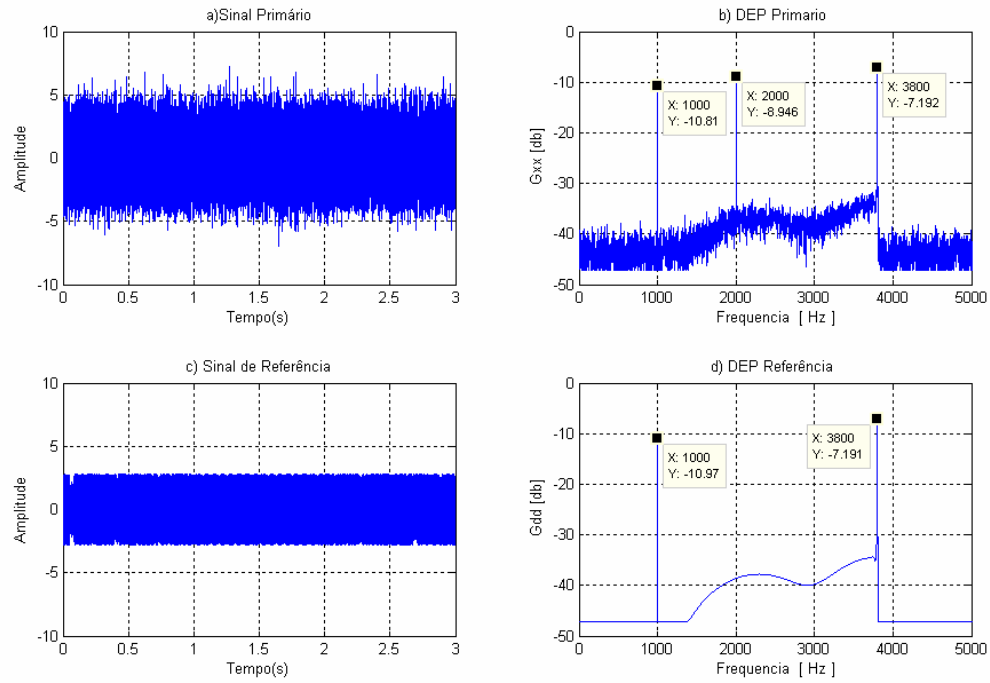


Figura 5.28 - Simulação 5: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de referência. d) DEP do sinal de referência.

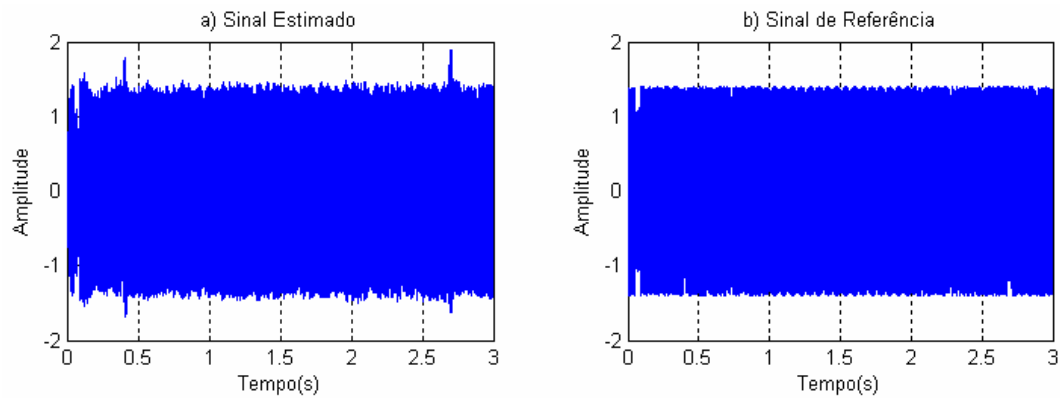


Figura 5.29 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de Referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.29 encontram-se na Fig. 5.30.

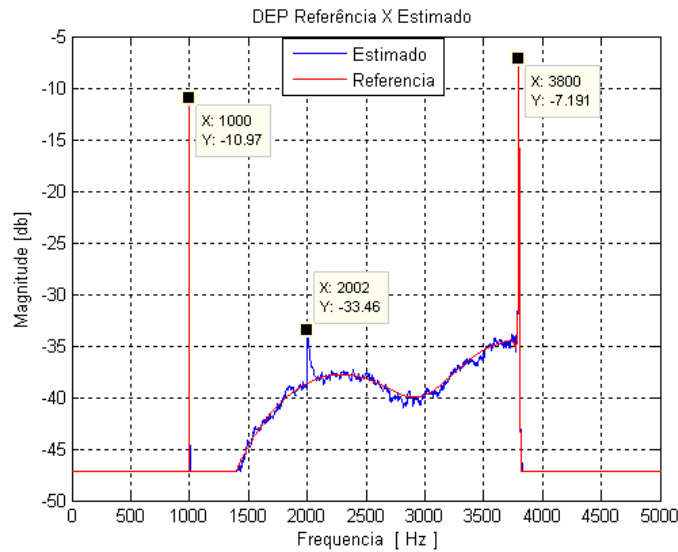


Figura 5.30 - Resultado da simulação 5.

Pode-se observar na Fig. 5.30 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescentada ao sinal de referência e outro pico de aproximadamente 5 dB na frequência de 2002 Hz, este diz respeito à senóide acrescentada ao ruído externo, desta forma podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente esta interferência, apesar de reduzi-la em cerca de 24 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.31. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 4,6 dB para a frequência de 1002 Hz e outro de aproximadamente 5,2 dB para a frequência de 2002 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e ruídos simulados (1000 Hz, 2000 Hz). O pico de aproximadamente 2,4 dB para a frequência de 3812 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

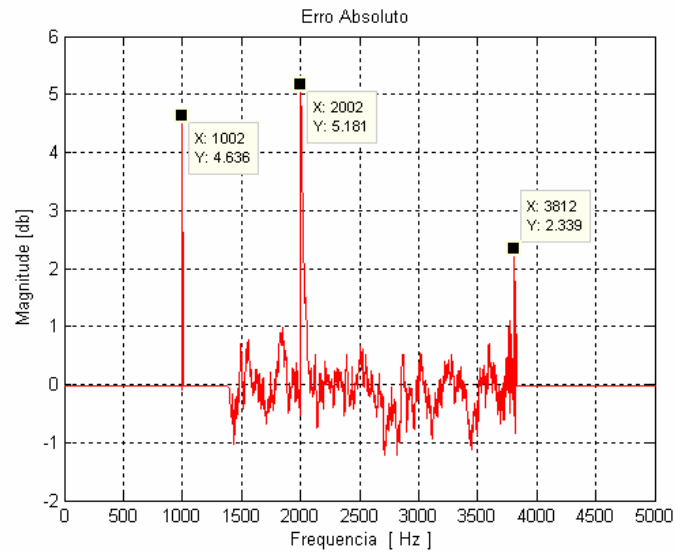


Figura 5.31 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.32 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

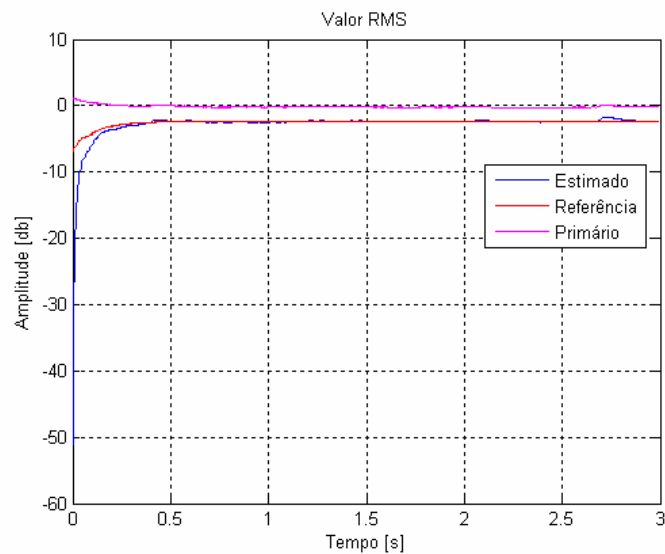


Figura 5.32 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.6 Simulação 6

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 3, porém as senóides de frequências 1000 Hz e 2000 Hz possuem uma defasagem de 30° e 60° respectivamente. As demais características dos sinais da simulação 3 são mantidas.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.33. Na Fig. 5.33-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.33-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.33-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.33-d.

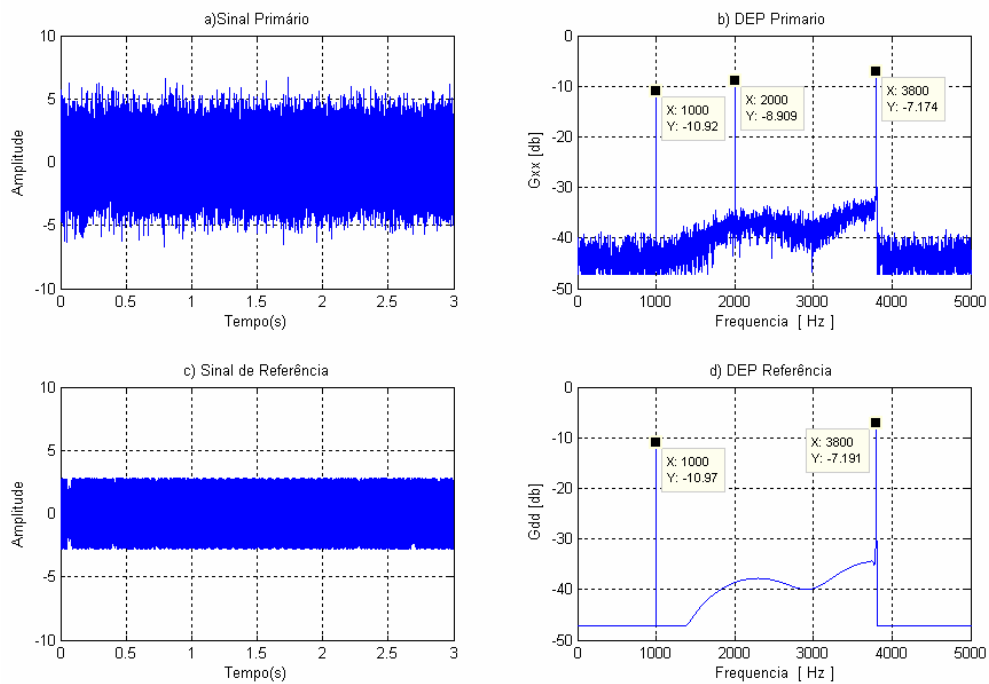


Figura 5.33 - Simulação 6: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de Referência. d) DEP do sinal de Referência.

Na Fig. 5.34 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.34-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o Sinal de referência (Fig. 5.34-b) para fins de comparação.

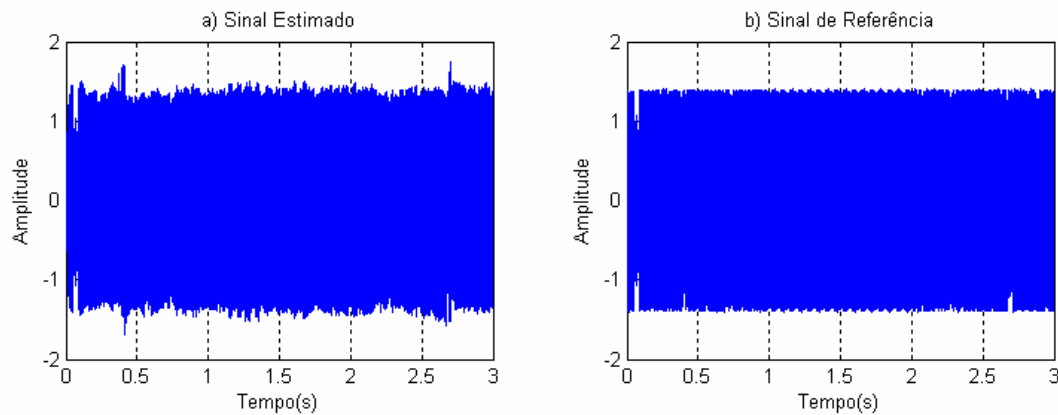


Figura 5.34 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de Referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.34 encontram-se na Fig. 5.35.

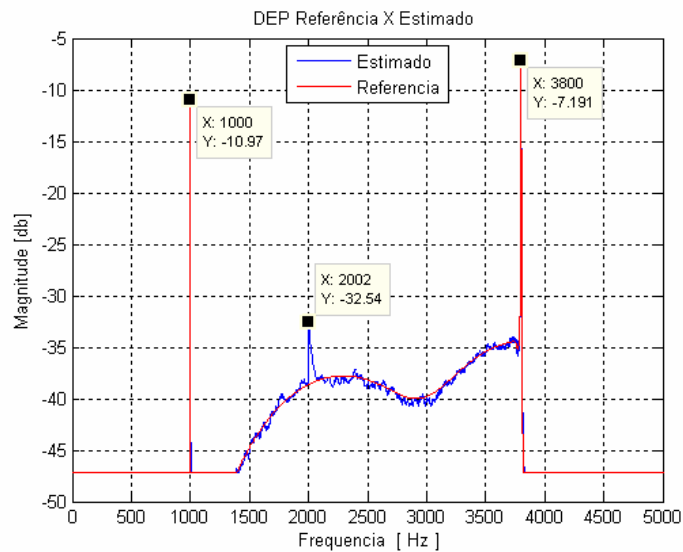


Figura 5.35 - Resultado da simulação 6.

Pode-se observar na Fig. 5.35 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescentada ao sinal de referência e outro pico de aproximadamente 5,5 dB na frequência de 2002 Hz, este

diz respeito à senóide acrescentada ao ruído externo, desta forma podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente esta interferência, apesar de reduzi-la em cerca de 24 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.36. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 3 dB para a frequência de 1003 Hz e outro de aproximadamente 6,1 dB para a frequência de 2002 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e ruídos simulados (1000 Hz, 2000 Hz). O pico de aproximadamente 3,7 dB para a frequência de 3816 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

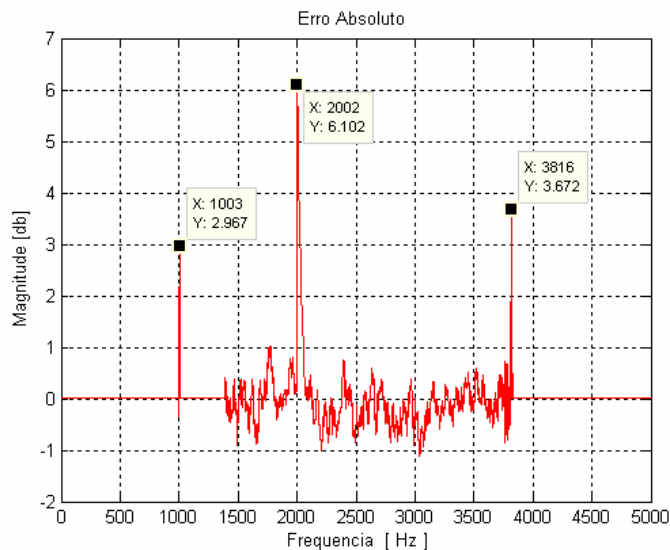


Figura 5.36 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.37 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

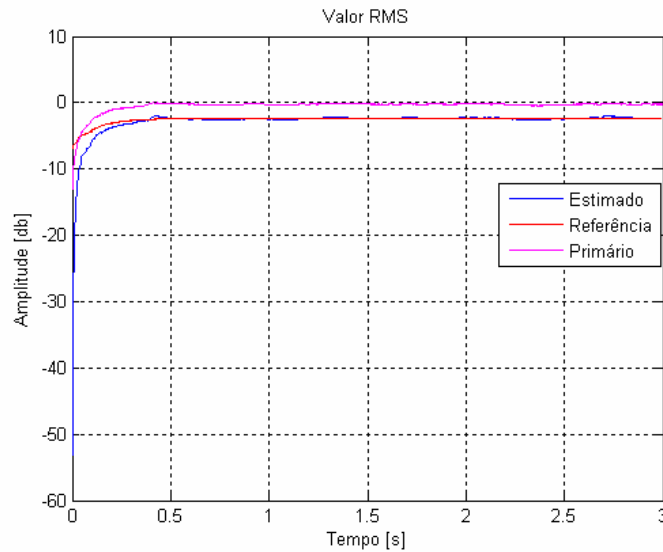


Figura 5.37 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.7 Simulação 7

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 6, contudo foram acrescentados aos sinais:

- Defeito presente no sinal de referência (s): uma senóide com frequência de 1500 Hz, defasada de 45° e com amplitude 40% menor que o valor da Amplitude da varredura senoidal; outra senóide com frequência de 2500 Hz e com amplitude 80% menor que o valor da Amplitude da varredura senoidal.

- Ruído Externo (r): uma senóide com frequência de 3000 Hz e com amplitude 40% menor que o valor da Amplitude da varredura senoidal.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.38. Na Fig. 5.38-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.38-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.38-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.38-d.

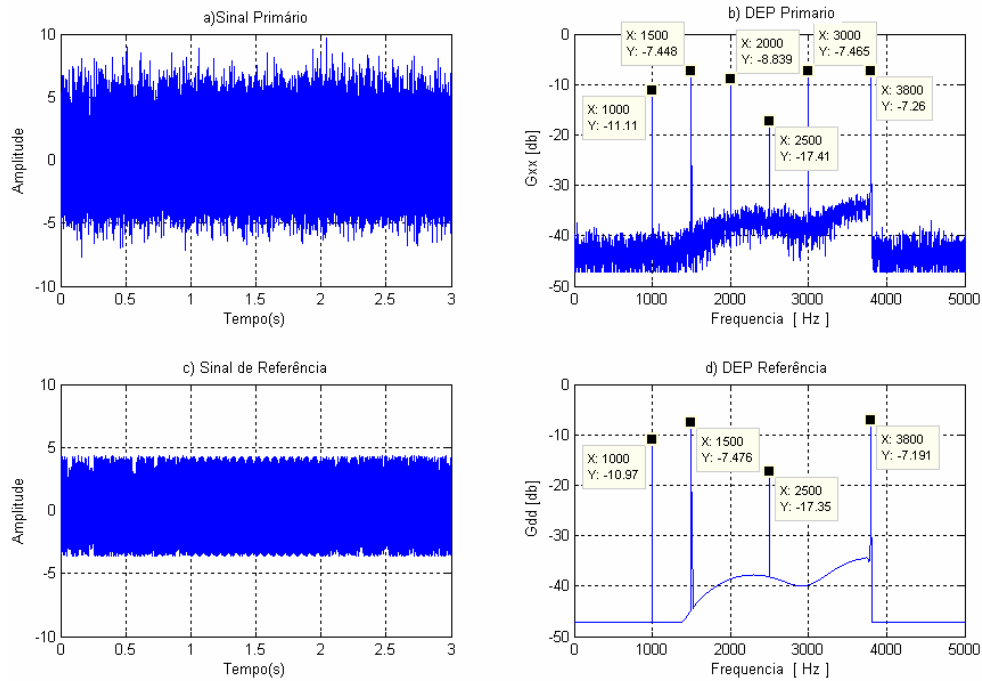


Figura 5.38 - Simulação 7: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de Referência. d) DEP do sinal de Referência.

Na Fig. 5.39 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.39-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o Sinal de referência (Fig. 5.39-b) para fins de comparação.

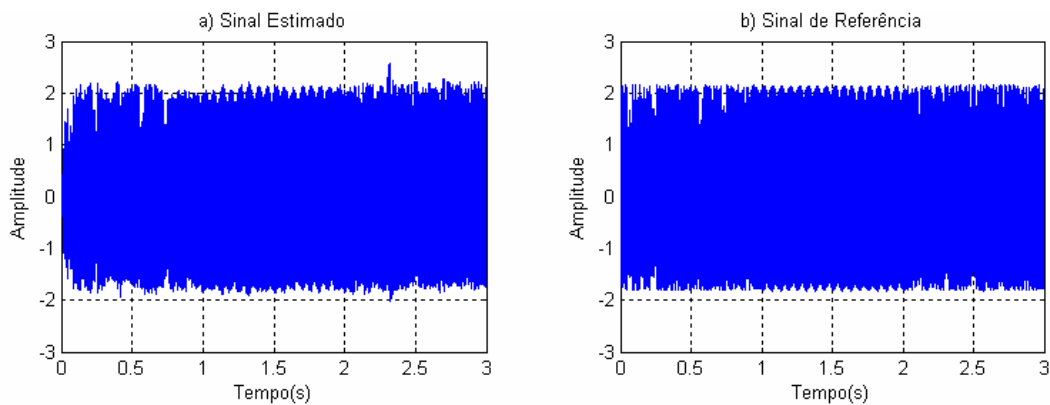


Figura 5.39 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de Referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.39 encontram-se na Fig. 5.40.

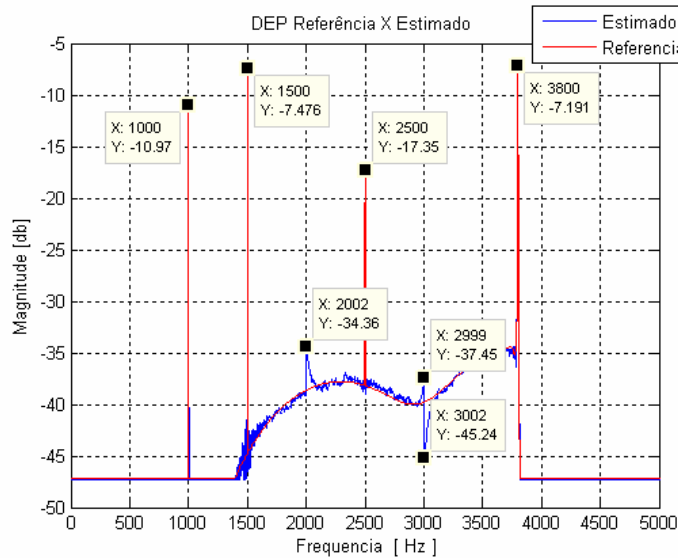


Figura 5.40 - Resultado da simulação 7.

Pode-se observar na Fig. 5.40 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz, isso é explicado porque o ruído branco não foi totalmente eliminado no processo de filtragem, restando um resíduo. Tal resíduo é da ordem de, no máximo, 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparecem picos de energia nas frequências de 1000 Hz, 1500 Hz, e 2500 Hz, estes provindos das senóides que foram acrescentadas ao sinal de referência e outros picos, um de aproximadamente 4,5 dB na frequência de 2002 Hz, outro de 2 dB na frequência de 2999 Hz e mais um de 5,5 dB na frequência de 3002 Hz. Estes picos dizem respeito às senóides acrescentadas ao ruído externo, desta forma podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente estas interferências, apesar de reduzi-las, no caso da frequência de 2000 Hz, em cerca de 25 dB e para a frequência de 3000 Hz, em cerca de 35 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.41. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 6,8 dB para a frequência

de 1004 Hz, um pico de 11,9 dB para a frequência de 1502 Hz, um pico de aproximadamente 4,3 dB para a frequência de 2002 Hz, um pico de aproximadamente 3,1 dB para a frequência de 2498 Hz, um pico de aproximadamente 2,4 dB para a frequência de 2999 Hz e um vale de 5,5 dB para a frequência de 3003 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e ruídos simulados (1000 Hz, 1500 Hz, 2000 Hz, 2500 Hz e 3000 Hz). O pico de aproximadamente 3 dB para a frequência de 3817 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

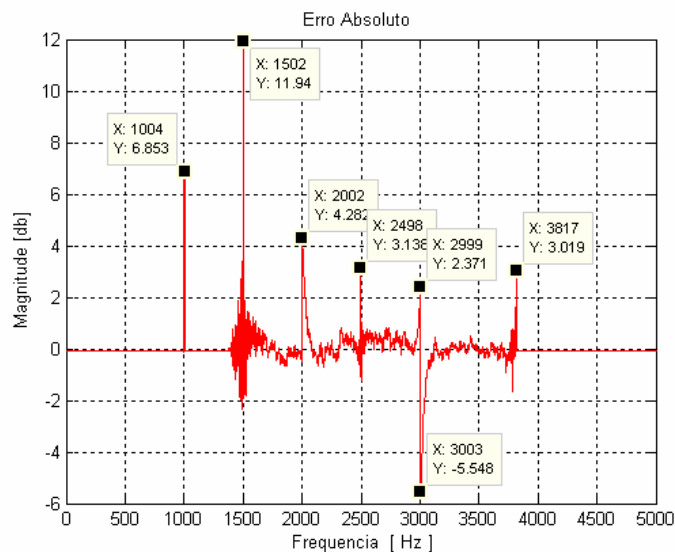


Figura 5.41 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.42 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

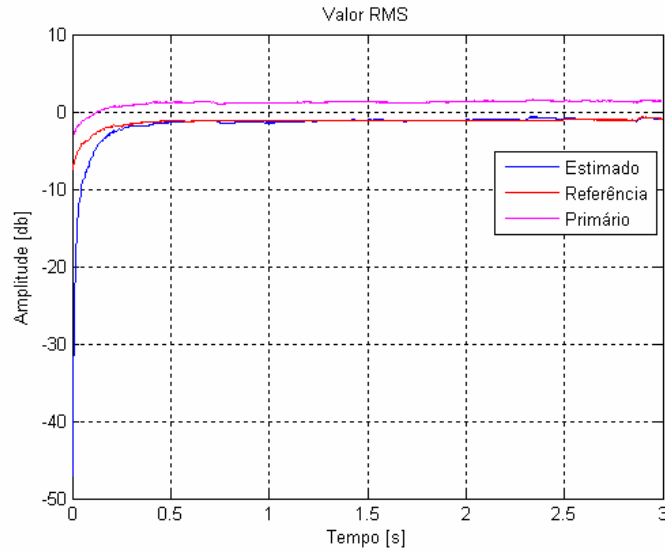


Figura 5.42 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.8 Simulação 8

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 2, porém a senóide com frequência de 1000 Hz apresenta amplitude variável.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.43. Na Fig. 5.43-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.43-b. O sinal de referência, no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.43-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.43-d.

Na Fig. 5.44 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.44-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o Sinal de referência (Fig. 5.44-b) para fins de comparação.

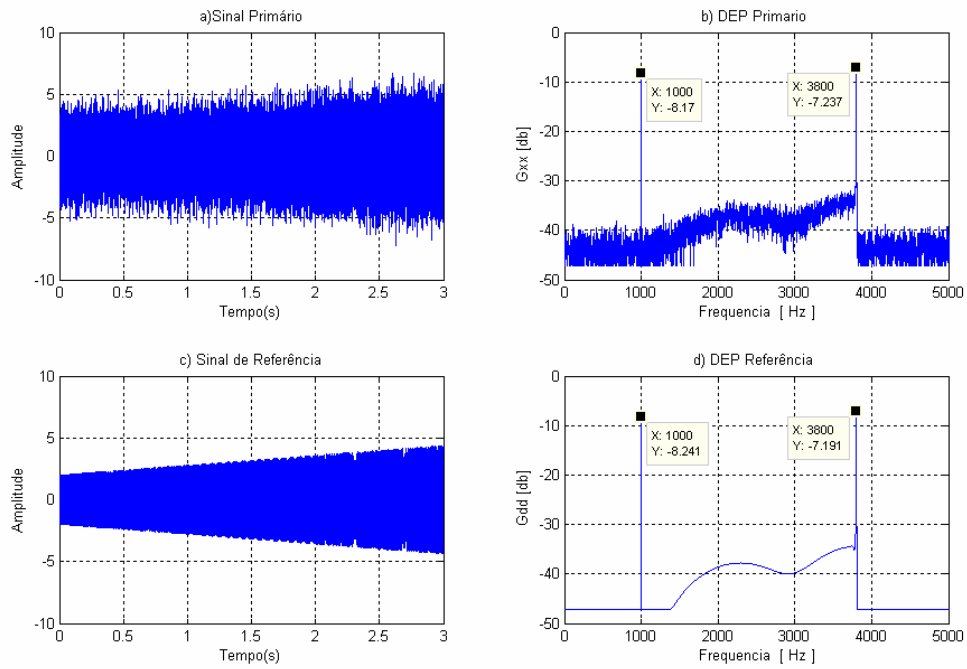


Figura 5.43 - Simulação 8: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de Referência. d) DEP do sinal de Referência.

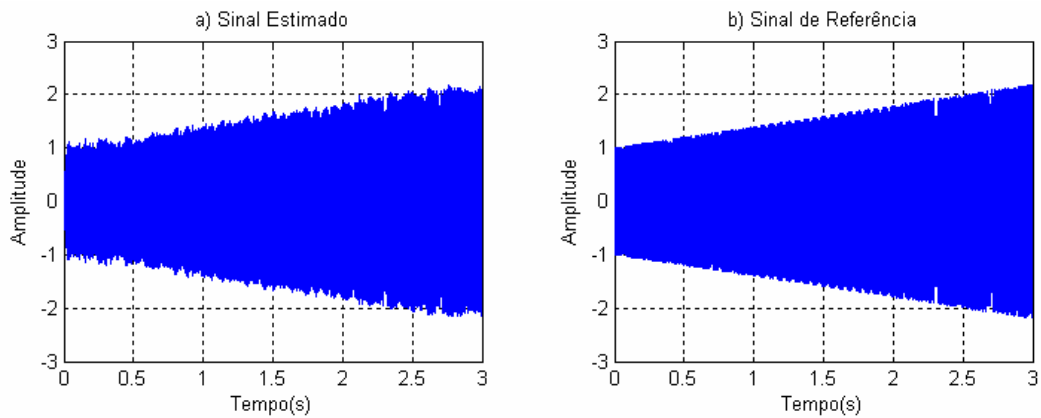


Figura 5.44 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de Referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.44 encontram-se na Fig. 5.45.

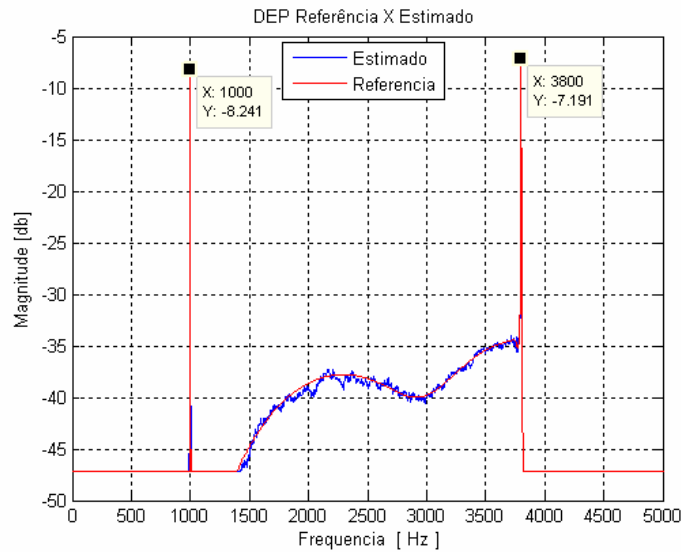


Figura 5.45 - Resultado da simulação 8.

Da mesma forma apresentada na simulação 2, pode-se observar na Fig. 5.45 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescida ao sinal de referência.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.46. Observa-se que, como na simulação 2, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um de 5,32 dB para a frequência de 1002 Hz. Tal valor diz respeito à frequência do defeito simulado (1000 Hz). O pico de aproximadamente 3,17 dB para a frequência de 3811 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

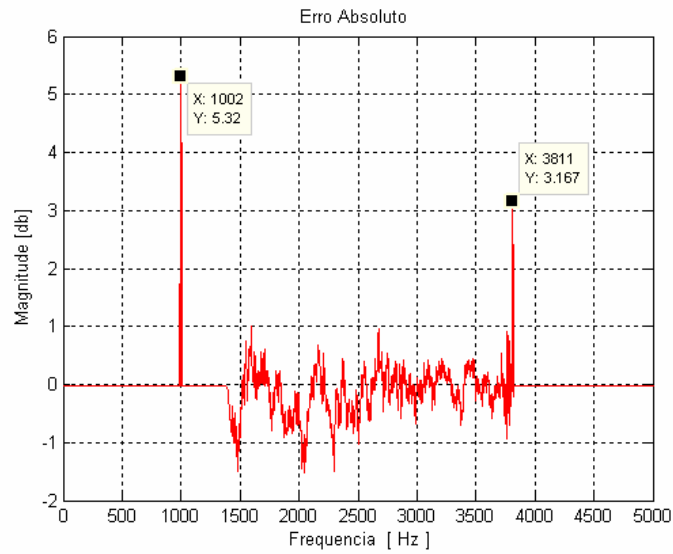


Figura 5.46 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.47 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

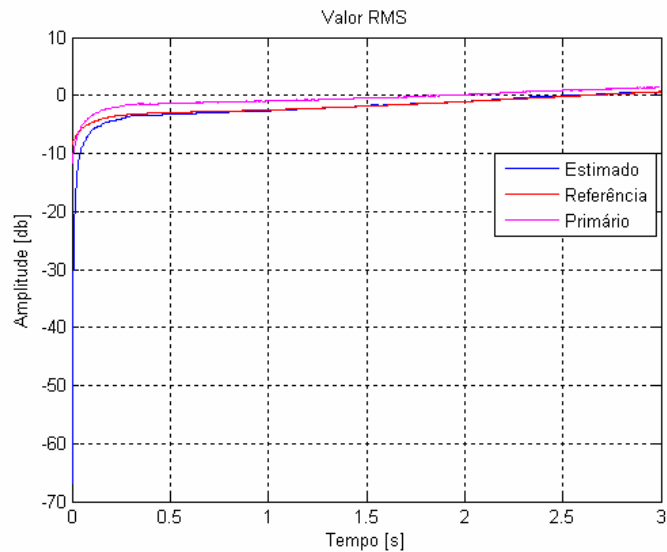


Figura 5.47 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.9 Simulação 9

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 3, porém a senóide de frequência de 2000 Hz possui amplitude variável. As demais características dos sinais da simulação 3 são mantidas.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.41. Na Fig. 5.48-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.48-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.48-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.48-d.

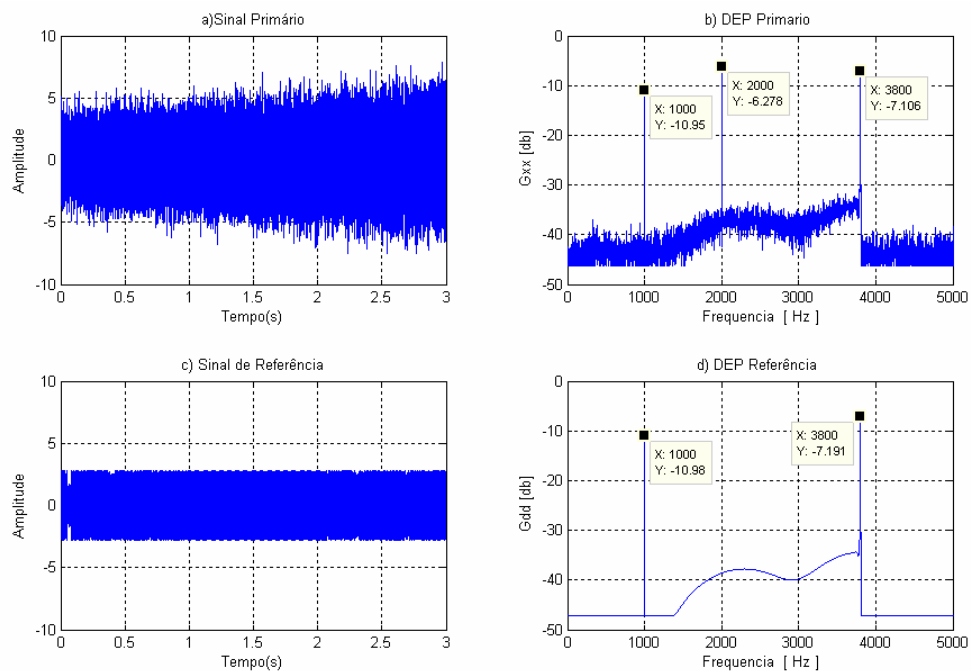


Figura 5.48 - Simulação 9: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de Referência. d) DEP do sinal de Referência.

Na Fig. 5.49 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.49-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o Sinal de referência (Fig. 5.49-b) para fins de comparação.

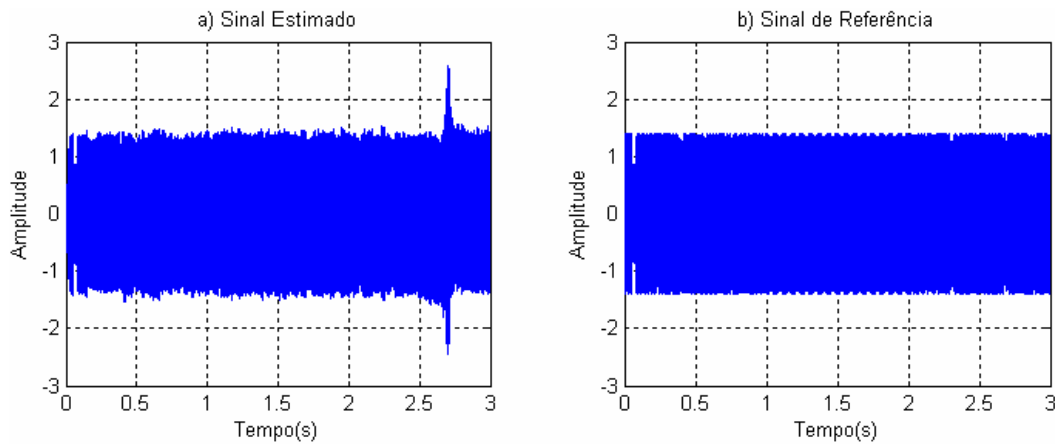


Figura 5.49 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de Referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.49 encontram-se na Fig. 5.50.

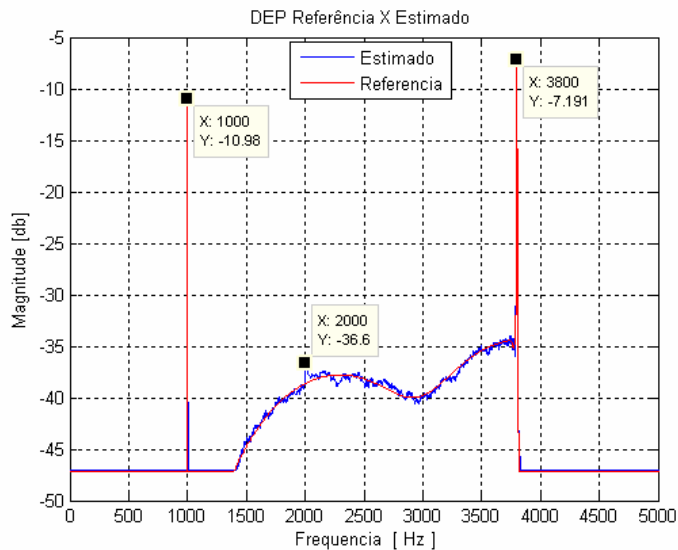


Figura 5.50 - Resultado da simulação 9.

Pode-se observar na Fig. 5.50 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescentada ao sinal de referência e outro pico de aproximadamente 2 dB na frequência de 2000 Hz, este diz

respeito à senóide acrescentada ao ruído externo, desta forma podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente esta interferência, apesar de reduzi-la em cerca de 32 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.51. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 6,8 dB para a frequência de 1004 Hz e outro de aproximadamente 2,6 dB para a frequência de 2001 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e interferências simulados (1000 Hz e 2000 Hz). O pico de aproximadamente 3,3 dB para a frequência de 3819 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

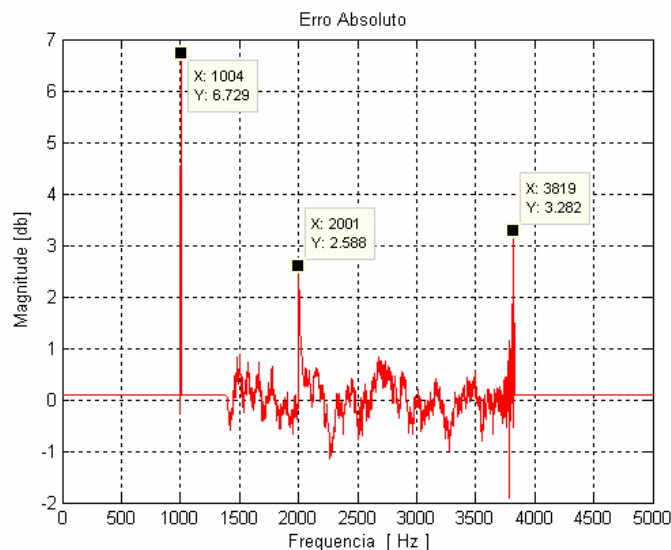


Figura 5.51 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.52 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

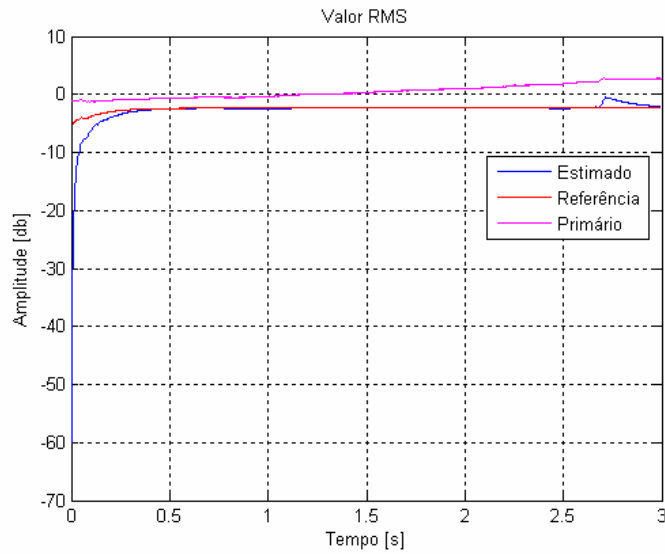


Figura 5.52 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.10 Simulação 10

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 3, porém as senóides de frequências de 1000 Hz e 2000 Hz possuem amplitudes variáveis. As demais características dos sinais da simulação 3 foram mantidas.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.53. Na Fig. 5.53-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.53-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.53-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.53-d.

Na Fig. 5.54 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.54-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o Sinal de referência (Fig. 5.54-b) para fins de comparação.

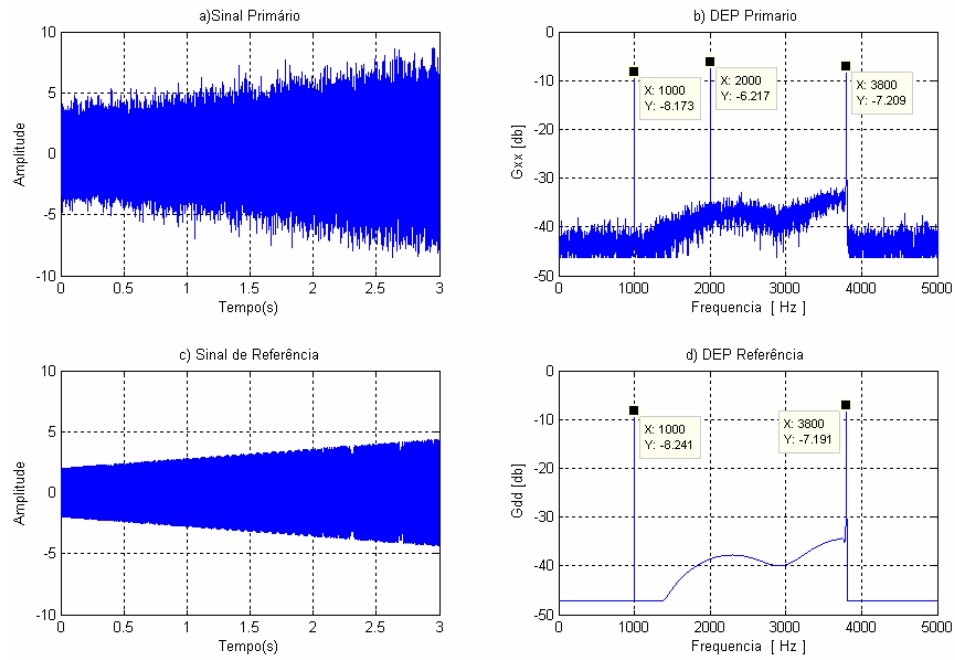


Figura 5.53 - Simulação 10: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de Referência. d) DEP do sinal de Referência.

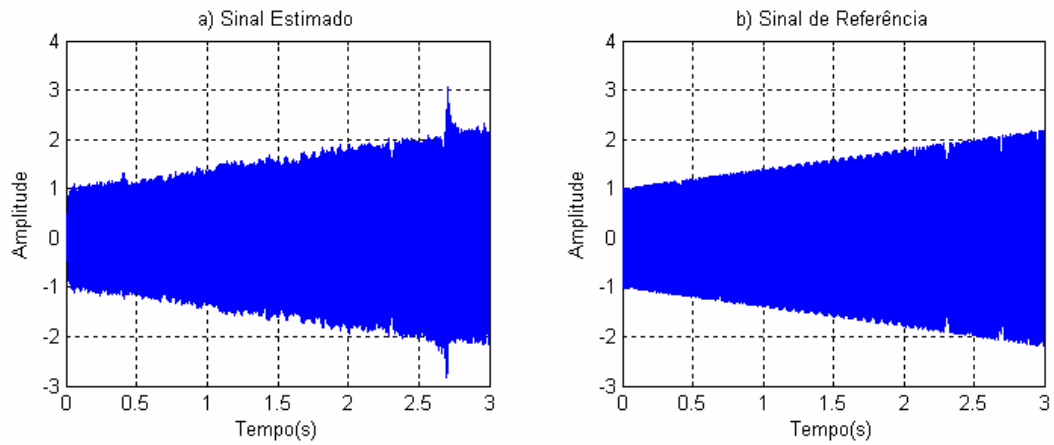


Figura 5.54 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de Referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.54 encontram-se na Fig. 5.55.

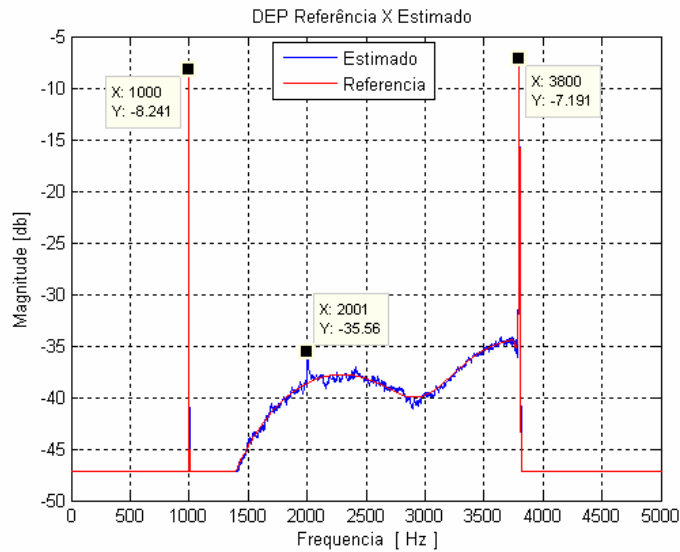


Figura 5.55 - Resultado da simulação 10.

Pode-se observar na Fig. 5.55 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz de no máximo 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparece ainda um pico de energia na frequência de 1000 Hz, provindo da senóide que foi acrescentada ao sinal de referência e outro pico de aproximadamente 3 dB na frequência de 2001 Hz, este diz respeito à senóide acrescentada ao ruído externo, desta forma podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente esta interferência, apesar de reduzi-la em cerca de 29 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.56. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de aproximadamente 5,1 dB para a frequência de 1002 Hz e outro de aproximadamente 3,1 dB para a frequência de 2001 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e interferências simulados (1000 Hz e 2000 Hz). O pico de aproximadamente 3 dB para a frequência de 3814 Hz e o vale de aproximadamente 2,3 dB para a frequência de 3811 Hz, dizem respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

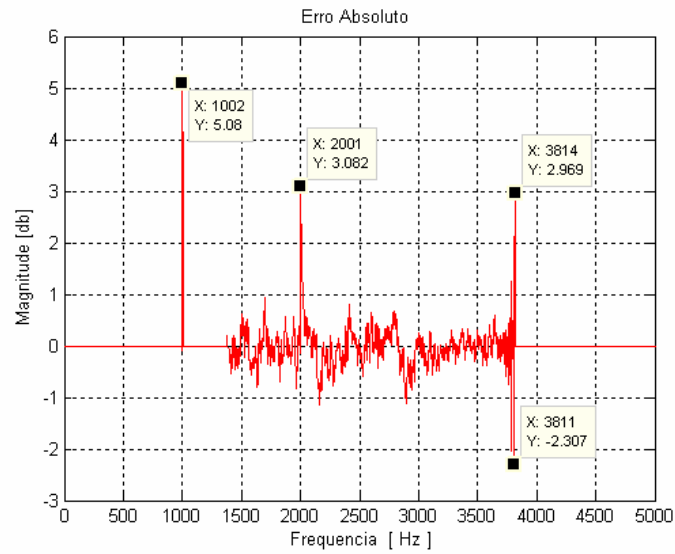


Figura 5.56 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.57 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

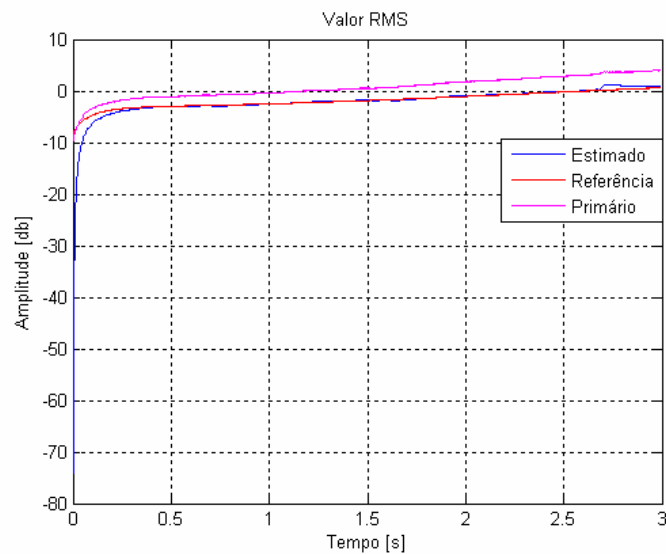


Figura 5.57 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.3.11 Simulação 11

Nesta simulação, foi utilizado o mesmo modelo da simulação 6, contudo foram acrescentados aos sinais:

- Defeito presente no sinal de referência (s): uma senóide com frequência de 1500 Hz com amplitude variável e 40% menor que o valor da Amplitude da varredura senoidal; outra senóide com frequência de 2500 Hz e amplitude 80% menor que o valor da Amplitude da varredura senoidal.

- Ruído Externo (r): uma senóide com frequência de 3000 Hz e com amplitude variável 40% menor que o valor da Amplitude da varredura senoidal.

Os sinais utilizados como entradas do diagrama da Fig. 5.6 estão ilustrados na Fig. 5.58. Na Fig. 5.58-a é ilustrado o sinal primário no domínio do tempo e sua respectiva DEP está representada na Fig. 5.58-b. O sinal de referência no domínio do tempo está ilustrado na Fig. 5.58-c e sua respectiva DEP está mostrada na Fig. 5.58-d.

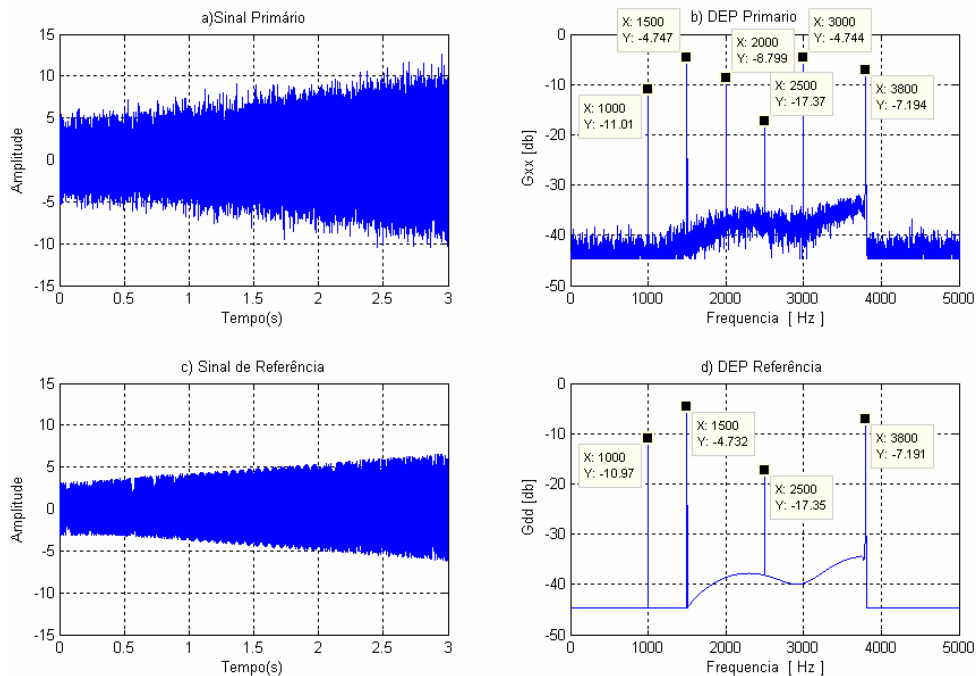


Figura 5.58 - Simulação 11: a) Sinal primário. b) DEP do sinal primário. c) Sinal de Referência. d) DEP do sinal de Referência.

Na Fig. 5.59 está ilustrado o resultado obtido com o filtro no domínio do tempo, ou seja, o sinal estimado com o filtro LMS (Fig. 5.59-a), e juntamente neste mesmo gráfico, o sinal de referência (Fig. 5.59-b) para fins de comparação.

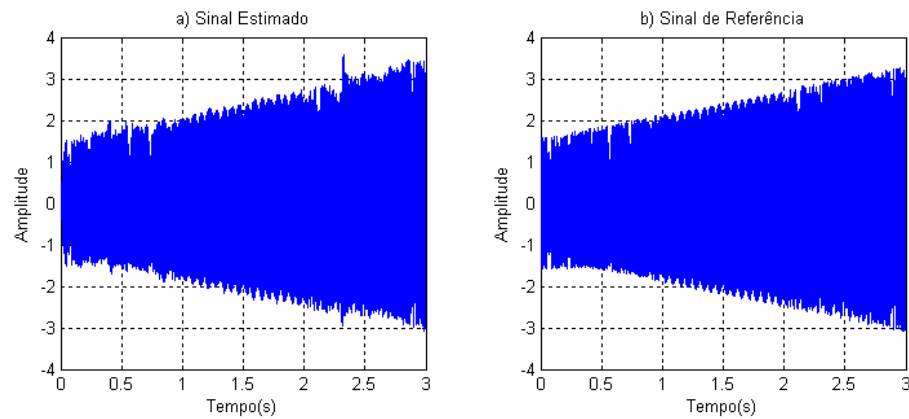


Figura 5.59 - a) Sinal estimado com o filtro. b) Sinal de Referência.

As DEP's dos sinais mostrados na Fig. 5.59 encontram-se na Fig. 5.60.

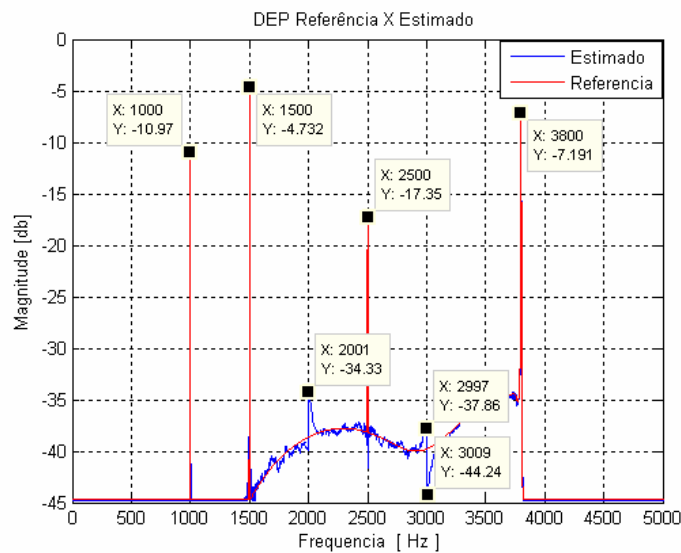


Figura 5.60 - Resultado da simulação 11.

Pode-se observar na Fig. 5.60 que existe uma diferença entre os valores de energia na faixa de frequência de 1200 Hz a 3800 Hz, isso é explicado porque o ruído branco não foi totalmente eliminado no processo de filtragem, restando um resíduo. Tal resíduo é da ordem de, no máximo, 1 dB, contudo em toda a faixa de frequência a varredura estimada consegue aproximar-se da varredura teórica. Aparecem picos de energia nas frequências de 1000 Hz, 1500 Hz, e 2500 Hz, estes provindos das senóides que foram acrescentadas ao sinal de referência e outros picos, um de aproximadamente 4 dB na frequência de 2001 Hz, outro de 2 dB na frequência de 2997 Hz e mais um de 5 dB na frequência de 3009 Hz. Estes picos dizem respeito às senóides acrescentadas ao ruído externo. Desta forma, podemos concluir que o filtro não consegue eliminar totalmente estas interferências, apesar de reduzi-las, no caso da frequência de 2000 Hz, em cerca de 29 dB e para a frequência de 3000 Hz, em cerca de 35 dB.

O erro absoluto entre a varredura teórica e a estimada pelo filtro em toda a faixa de frequência analisada está ilustrado na Fig. 5.61. Observa-se que, como nas outras simulações, o erro absoluto se mantém na faixa de -1 a 1 dB na maior parte da faixa de frequência em estudo (800 Hz a 3800 Hz). Aparece um pico de 7,34 dB para a frequência de 1002 Hz, um pico de 5,26 dB para a frequência de 1498 Hz, um pico de aproximadamente 4,86 dB para a frequência de 2003 Hz e um pico de aproximadamente 3,36 dB para a frequência de 2498 Hz, um vale de aproximadamente 3,47 dB para a frequência de 2503 Hz, um pico de aproximadamente 1,9 dB para a frequência de 2998 Hz e um vale de aproximadamente 4,83 dB para a frequência de 3005 Hz. Tais valores dizem respeito às frequências dos defeitos e ruídos simulados (1000 Hz, 1500 Hz, 2000 Hz, 2500 Hz e 3000 Hz). O pico de 2,18 dB para a frequência de 3815 Hz, diz respeito à frequência de 3800 Hz, sendo esta a qual a varredura senoidal tem o valor constante durante 1 segundo. Os valores não são precisamente exatos devido à interferência do ruído branco.

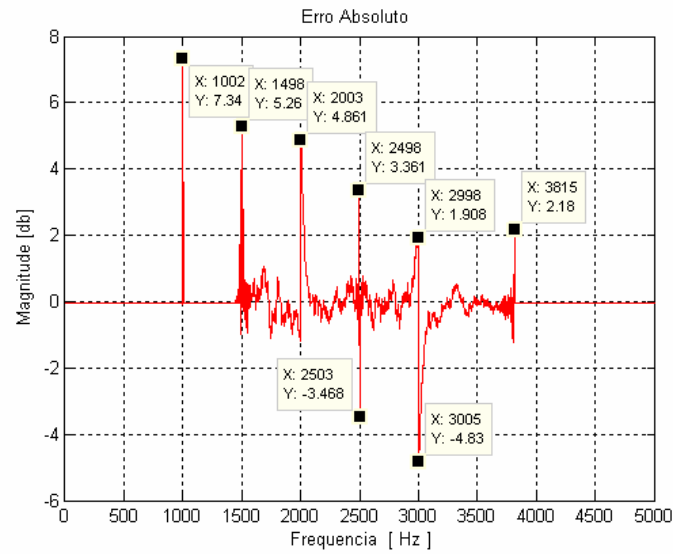


Figura 5.61 – Erro entre a varredura teórica e a varredura estimada com o filtro.

A Fig. 5.62 ilustra a comparação entre os valores RMS dos sinais, confirmando que, mesmo com os erros apresentados nas DEP's, o filtro se mostra eficaz.

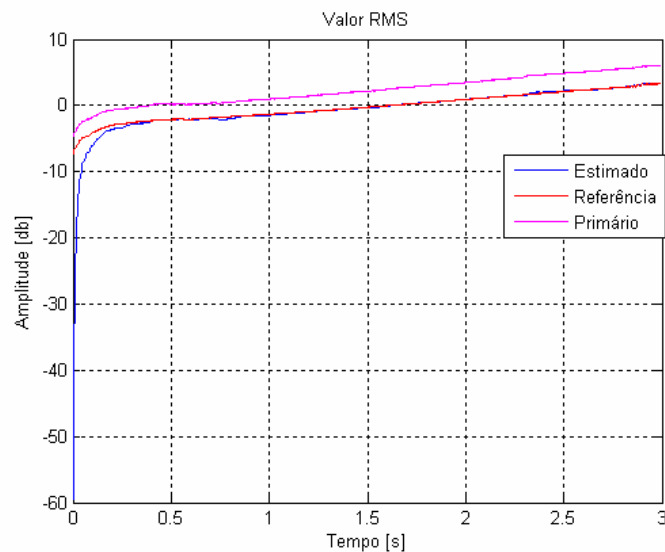


Figura 5.62 – Comparação do valor RMS dos sinais.

5.4 Análise dos Resultados e Conclusões

Analizando os resultados obtidos nas simulações realizadas, pode-se constatar que o filtro LMS age de maneira eficaz, uma vez que atenua significativamente as interferências para todas as configurações possíveis de defeitos e ruídos externos simulados, não importando a quantidade ou intensidade das interferências, sejam eles com ou sem modulações em amplitude ou fase.

A próxima etapa a ser desenvolvida neste trabalho é a realizar a filtragem de sinais de pressão sonora e vibrações provenientes de câmbios reais para validar a metodologia proposta, e então verificar a veracidade das simulações teóricas.