

**WALTER ANTÔNIO GONTIJO**

**IMPLEMENTAÇÃO E AVALIAÇÃO DE  
DESEMPENHO DE ALGORITMOS ADAPTATIVOS  
APLICADOS EM CONTROLE ATIVO DE  
VIBRAÇÕES**

**FLORIANÓPOLIS**

**2006**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO  
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**IMPLEMENTAÇÃO E AVALIAÇÃO DE  
DESEMPENHO DE ALGORITMOS  
ADAPTATIVOS APLICADOS EM  
CONTROLE ATIVO DE VIBRAÇÕES**

Dissertação submetida à  
Universidade Federal de Santa Catarina  
como parte dos requisitos para a  
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

**WALTER ANTÔNIO GONTIJO**

Florianópolis, Dezembro de 2006.

# IMPLEMENTAÇÃO E AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DE ALGORITMOS ADAPTATIVOS APLICADOS EM CONTROLE ATIVO DE VIBRAÇÕES

Walter Antônio Gontijo

‘Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em *Comunicações e Processamento de Sinais*, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.’

---

Prof. Rui Seara, Dr.  
Orientador

---

Prof. Nelson Sadowski, Dr.  
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:

---

Prof. Rui Seara, Dr.  
Presidente

---

Prof. Orlando José Tobias, Dr.  
Co-Orientador

---

Prof. Eduardo Márcio de Oliveira Lopes, Ph.D.

---

Prof. Sidnei Noceti Filho, D.Sc.

---

Prof. Walter Pereira Carpes Jr., Dr.

## AGRADECIMENTOS

A Deus pelo dom da vida.

A minha mãe D. Silvia que enfrentando grandes adversidades, pouco estudo, mas com grande “sabedoria” ensinou aos filhos valores morais e a lutar por seus objetivos.

Aos meus irmãos e irmãs que mesmo distantes sempre me incentivaram.

A minha querida esposa Patrícia e ao nosso amado filho Daniel que com ternura e carinho compreendem minha ausência.

Aos meus sogros Sr. Adolfo e D. Carmelita pelo apoio familiar.

Ao professor e orientador Rui Seara pela confiança e por sua valiosa colaboração na conclusão deste trabalho.

Ao grande amigo e co-orientador Dr. Orlando José Tobias, pela paciência em nossas intermináveis discussões e pela sua dedicação para que as implementações de controle ativo se concretizassem.

A equipe do PISA – LVA; professor José João Espíndola e ao amigo Dr. Eduardo Márcio de Oliveira Lopes que acreditaram na parceria LINSE – LVA e não mediram esforços para que a estratégia de controle ativo de vibrações se desenvolvesse. Aos amigos Jair Coan Junior e João Carlos Oliveira Marra pela convivência e por compartilharem suas experiências e seus conhecimentos.

Aos Profs. Sidnei Noceti Filho e Walter Pereira Carpes pelos comentários e sugestões.

Ao Thomas, Edgar e Frank, nossos bolsistas alemães, que se interessaram e iniciaram os primeiros experimentos de controle de vibrações.

A todos os amigos do LINSE pela ajuda e companheirismo. Em especial agradeço ao Elton Luiz Fontão pelas dicas na edição das figuras e na formatação do texto.

A UFSC pela infra-estrutura, especialmente ao LINSE e ao LVA pelos equipamentos e materiais disponibilizados para a realização do trabalho.

Por ultimo agradeço ao Sr Sergio Abramoff da Analog Devices pela placa de processamento de sinais e pelo suporte técnico oferecido.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

# **IMPLEMENTAÇÃO E AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DE ALGORITMOS ADAPTATIVOS APLICADOS EM CONTROLE ATIVO DE VIBRAÇÕES**

**Walter Antônio Gontijo**

Dezembro/2006

Orientador: Prof. Rui Seara, Dr.

Co-orientador: Orlando J. Tobias, Dr.

Área de Concentração: Comunicações e Processamento de Sinais

Palavras-chave: Algoritmos adaptativos, Controle ativo de vibrações, Algoritmo LMS.

Número de páginas: 65

RESUMO: Este trabalho discute aspectos de implementação e a avaliação de desempenho de algoritmos adaptativos aplicados em controle ativo de vibrações. A estratégia utilizada é a de um controlador adaptativo na configuração *feedforward*. Nessa abordagem, o controlador monitora a vibração existente no sistema mecânico, fornecendo um sinal de saída que permite reduzir as vibrações indesejadas de tal sistema. Os algoritmos adaptativos aqui considerados são versões aprimoradas do bem conhecido algoritmo LMS. A escolha do algoritmo LMS é justificada devido a sua baixa complexidade computacional e também por apresentar certas facilidades de implementação. As versões consideradas possuem parâmetros de ajuste, tais como passo de adaptação e fator de perdas, os quais afetam o desempenho dos algoritmos em questão. Os resultados obtidos nos experimentos permitem avaliar o comportamento de cada algoritmo em função de seus parâmetros de ajuste, bem como comparar o desempenho entre as diferentes versões de algoritmos consideradas.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

# **IMPLEMENTATION AND PERFORMANCE EVALUATION OF ADAPTIVE ALGORITHMS IN ACTIVE CONTROL OF VIBRATIONS**

**Walter Antônio Gontijo**

December/2006

Advisor: Prof. Rui Seara, Dr.

Co-advisor: Orlando J. Tobias, Dr.

Concentration area: Communications and Signal Processing.

Keywords: Adaptive algorithms, Active Control Vibration, LMS Algorithm.

Number of pages: 65

**ABSTRACT:** This work deals with several aspects of the implementation and performance evaluation of adaptive algorithms used in active control of vibrations. A *feedforward* configuration of the adaptive controller is used, in which the vibrations of a mechanical system are monitored to produce an output signal that permits to reduce the system vibrations. The adaptive algorithms considered here are improved versions of the well-known LMS algorithm. Such an algorithm is chosen due to both its low computational complexity and its ease of implementation. The considered algorithm versions have adjustment parameters such as the adaptive step size and the leakage factor, which affect the performance of the algorithm in question. The experimental results obtained are used first to assess the behavior of each algorithm as a function of its adjustment parameters and, secondly, to compare the performance of the different versions considered here.

---

## SUMÁRIO

<b>LISTA DE SÍMBOLOS</b>	x
<b>LISTA DE FIGURAS</b>	xii
<b>LISTA DE TABELAS</b>	xiv
<b>CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO</b>	1
1.1 Controle Ativo	1
1.1.1 Controle ativo de ruído acústico	2
1.1.2 Controle ativo de vibrações	2
1.2 Controlador Adaptativo – Filtro Adaptativo	4
1.3 Algoritmos Adaptativos	5
1.4 Objetivo do Trabalho	6
1.5 Organização da Dissertação	7
<b>CAPÍTULO 2 – SISTEMA MECÂNICO</b>	8
2.1 Vibrações Mecânicas	8
2.2 Controle de Vibrações	9
2.2.1 Controle passivo	9
2.2.2 Controle ativo	9
2.2.3 Controle misto	11
2.3 Sistema Mecânico Considerado	11
2.3.1 Análise modal experimental	13

---

2.3.2 Parâmetros modais	13
2.4 Considerações e Conclusões	16
<b>CAPÍTULO 3 - VERSÕES DO ALGORITMO LMS PARA CONTROLE ATIVO DE VIBRAÇÕES</b>	<b>17</b>
3.1 Conceitos Básicos	17
3.1.1 Filtro de Wiener	17
3.1.2 Método <i>steepest descent</i>	19
3.2 Algoritmo LMS	20
3.2.1 Estabilidade do algoritmo LMS	21
3.3 Algoritmo FxLMS	21
3.3.1 Derivação da equação de atualização dos coeficientes	23
3.3.2 Estimativa do caminho secundário	25
3.4 Algoritmo FBFxLMS	26
3.5 Algoritmos FxLMS e FBFxLMS com perdas	27
3.6 Algoritmo VLFBFxLMS	29
3.7 Algoritmo VSSLFBFxLMS	30
3.8 Algoritmo VSSVLFBFxLMS	31
3.9 Considerações e Conclusões	31
<b>CAPÍTULO 4 - PARTE EXPERIMENTAL I: IDENTIFICAÇÃO</b>	<b>32</b>
4.1 Ferramentas Utilizadas	32

---

4.1.1 Placa de processamento digital de sinais _____	32
4.1.2 Transdutores _____	34
4.1.3 Amplificadores _____	35
4.1.4 Gerador e analisador digital de sinais _____	35
4.2 Sistema de Controle de Vibrações _____	35
4.3 Identificação dos Caminhos de Realimentação e Secundário _____	36
4.4 Resultados da Identificação dos Caminhos _____	39
4.5 Considerações e Conclusões _____	42
<b>CAPÍTULO 5 - PARTE EXPERIMENTAL II: CONTROLE DE VIBRAÇÕES</b> _____	<b>43</b>
5.1 Implementação dos Algoritmos de Controle _____	43
5.2 Algoritmo FxLMS _____	44
5.2.1 Resultados obtidos _____	45
5.3 Algoritmo FBFxLMS _____	45
5.3.1 Resultados obtidos _____	47
5.4 Algoritmos LFxLMS e LFBFxLMS _____	47
5.4.1 Resultados obtidos _____	48
5.5 Algoritmo VLFBFxLMS _____	51
5.5.1 Resultados obtidos _____	52
5.6 Algoritmo VSSLFBFxLMS _____	53
5.6.1 Resultados obtidos _____	54

---

5.7 Algoritmo VSSVLFBF $\times$ LMS	55
5.7.1 Resultados obtidos	56
5.8 Comparação de Desempenho	58
5.9 Considerações e Conclusões	58
<b>CAPÍTULO 6 – DISCUSSÕES E CONCLUSÕES</b>	<b>59</b>
6.1 Sumário e Discussão dos Resultados	59
6.2 Contribuições	61
6.3 Propostas para Trabalhos Futuros	61
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>62</b>

---

## LISTA DE SÍMBOLOS

$d(n)$  : sinal desejado

$d_f(n)$  : sinal desejado do caminho de realimentação

$d_s(n)$  : sinal desejado do caminho secundário

$E[\cdot]$  : operador esperança matemática

$e(n)$  : sinal de erro

$f_o$  : freqüências naturais

$\hat{\mathbf{f}}$  : estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação

$F_p$  : fonte primária

$F_s$  : fonte secundária

$N$  : número de coeficientes do filtro adaptativo

$N_f$  : número de coeficientes do caminho de realimentação

$N_s$  : número de coeficientes do caminho secundário

$\mathbf{p}$  : vetor de correlação cruzada entre o sinal de entrada e o sinal desejado

$\mathbf{p}_1$  : planta ou sistema desconhecido

$\mathbf{R}$  : matriz de autocorrelação do sinal de entrada

$\mathbf{s}$  : caminho secundário

$\hat{\mathbf{s}}$  : estimativa da resposta ao impulso do caminho secundário

---

$\mathbf{w}$  : vetor de coeficientes do filtro adaptativo

$\mathbf{w}_o$  : vetor ótimo de coeficientes do filtro adaptativo

$\mathbf{x}(n)$  : vetor do sinal de entrada

$x(n)$  : amostra atual do sinal de entrada

$x'(n)$  : novo sinal de entrada

$\hat{\mathbf{x}}_f(n)$  : vetor de entrada filtrado pela estimativa do caminho secundário

$\hat{\mathbf{x}}'_f(n)$  : novo vetor de entrada filtrado pela estimativa do caminho secundário

$y(n)$  : saída do filtro adaptativo

$y_f(n)$  : saída do filtro adaptativo filtrada pela estimativa da caminho secundário

$y'(n)$  : saída do filtro adaptativo filtrada pela estimativa da caminho de realimentação

### **Letras Gregas**

$\alpha$  : controle de adaptação do passo de adaptação variável

$\Phi$  : matriz modal

$\gamma$  : fator de perdas

$\eta_r$  : fatores de amortecimento

$\mu$  : passo de adaptação

$\nu$  : fator de perdas modificado

$\rho$  : controle de adaptação do fator de perdas variável

$\xi$  : erro quadrático médio

---

## LISTA DE FIGURAS

Fig. 1.1 - Diagrama em blocos de um sistema de controle ativo de ruídos em dutos	2
Fig. 1.2 – Sistema para o controle de ativo de vibrações em uma viga	3
Fig. 1.3 – Diagrama em blocos de um filtro adaptativo	4
Fig. 1.4 – Diagrama em blocos de um sistema de controle ativo	6
Fig. 2.1 – Configuração <i>feedforward</i> para controle adaptativo de vibrações	10
Fig. 2.2 – Sistema mecânico considerado	12
Fig. 2.3 – Sistema mecânico e controle <i>feedforward</i> de vibrações	12
Fig. 2.4 – Função resposta em frequência obtida da análise modal	14
Fig. 2.5 – Modos de vibrar em 82 Hz e 299 Hz e posição dos “ <i>shakers</i> ”	16
Fig. 3.1 – Filtro de Wiener considerando uma estrutura transversal	18
Fig. 3.2 – Sistema AVC do ponto de vista de identificação de sistema	22
Fig. 3.3 – Diagrama em blocos do sistema AVC considerando o algoritmo FxLMS	23
Fig. 3.4 – Diagrama em blocos do sistema AVC considerando o algoritmo FBFxLMS	27
Fig. 3.5 – Diagrama em blocos do sistema AVC considerando o algoritmo VLFBFxLMS	30
Fig. 4.1 – Diagrama em blocos do EZ KIT	33
Fig. 4.2 – Sistema usado nos experimentos de controle de vibrações	36
Fig. 4.3 – Diagrama em blocos do procedimento de identificação no EZ KIT	37
Fig. 4.4 – Diagrama em blocos da identificação dos caminhos de realimentação e secundário	38

---

Fig. 4.5 – Comportamento do EQM na identificação do caminho secundário em função do valor do passo de adaptação (a) e do número de coeficientes do filtro adaptativo (b)	40
Fig. 4.6 – Evolução do sinal de erro na identificação do caminho de realimentação. (a) Caminho de realimentação com 400 coeficientes e excitação de 300 Hz. (b) Caminho de realimentação com 800 coeficientes e excitação de 300 Hz.	41
Fig. 4.7 – Evolução do sinal de erro na identificação do caminho secundário. (a) Caminho secundário com 100 coeficientes e excitação de 80 Hz. (b) Caminho secundário com 200 coeficientes e excitação de 80 Hz	42
Fig. 5.1 – Diagrama em blocos do algoritmo FxLMS implementado no EZ-KIT	44
Fig. 5.2 – Diagrama em blocos do algoritmo FBFxLMS implementado no EZ-KIT	46
Fig. 5.3 – Espectro de potência do sinal de erro para o algoritmo LFxLMS com uma excitação de (a) 80 Hz e (b) 300 Hz	49
Fig. 5.4 – Espectro de potência do sinal de erro para o algoritmo LFBFxLMS com uma excitação de (a) 80 Hz e (b) 300 Hz	49
Fig. 5.5 – Desempenho do sistema de controle considerando o algoritmo LFBFxLMS em função de (a) fator de perdas modificado e (b) passo de adaptação	50
Fig. 5.6 – Diagrama em blocos do algoritmo VLFBFxLMS implementado no EZ-KIT	51
Fig. 5.7 – Diagrama em blocos do algoritmo VSSVLFBFxLMS implementado na placa EZ-KIT	55

---

## LISTA DE TABELAS

Tabela 5.1 – Comparação entre os algoritmos LFxLMS e LFBFxLMS _____	49
Tabela 5.2 – Desempenho do algoritmo VLFBFxLMS em função do fator de ajuste $\rho$ _	53
Tabela 5.3 – Desempenho do algoritmo VSSLFBFxLMS em função do fator de ajuste $\alpha$	54
Tabela 5.4 – Desempenho do algoritmo VSSLFBFxLMS para $\gamma = 0,01$ _____	55
Tabela 5.5 – Desempenho do algoritmo VSSVLFBFxLMS em função de alguns valores de $\rho$ e $\alpha$ _____	57
Tabela 5.6 – Comparação de desempenho entre os algoritmos _____	58

## INTRODUÇÃO

Este trabalho trata de uma aplicação prática de filtros adaptativos, utilizando o algoritmo LMS (*least-mean-square*), no controle ativo de vibrações. O algoritmo LMS foi proposto por Widrow e Hoff [1] em 1965. A partir de sua publicação, o LMS em conjunto com os filtros adaptativos vêm recebendo uma grande atenção por parte da comunidade acadêmica. Atualmente, os filtros adaptativos são utilizados nas mais variadas aplicações. Dentre essas, destacam-se identificação de sistemas [2], equalização de canais [2], cancelamento de interferências [2], cancelamento de eco de linha [3], cancelamento de eco acústico [4] e controle ativo de ruídos e vibrações [5]-[9].

### 1.1 Controle Ativo

Controle ativo é uma técnica utilizada para reduzir a intensidade de ruído ou vibração através de um processo de interferência destrutiva. Essa técnica, originalmente introduzida em 1936 por Paul Lueg [10], baseia-se no conceito da sobreposição de dois sinais de igual amplitude, porém de fases opostas. A designação “ativo” é utilizada para diferenciar esta técnica do controle clássico ou passivo, em que o ruído ou a vibração são absorvidos ou refletidos por materiais passivos, ou seja, dispositivos que não fornecem energia ao sistema. O controle passivo apresenta um desempenho satisfatório se os dispositivos atenuadores possuem dimensões adequadas. Considerando o caso de ruído acústico, os dispositivos passivos devem ter dimensões que sejam da ordem de grandeza do comprimento de onda da frequência a ser atenuada. Dessa forma, as exigências de tamanho, peso, volume desses dispositivos restringem as aplicações das técnicas de controle passivo às altas frequências (mecânicas), geralmente acima de 1000 Hz. Com o advento de novas gerações de DSPs (processadores digitais de sinais), a implementação prática do controle ativo tornou-se viável, preenchendo assim a lacuna que as técnicas de controle passivo apresentam nas

baixas frequências. A seguir serão brevemente descritas as técnicas de controle ativo de ruídos e vibrações.

### 1.1.1 Controle ativo de ruído acústico

Na Fig. 1.1 é ilustrado o diagrama esquemático de um sistema de controle ativo de ruído acústico (ANC) aplicado a um duto. Esse sistema é composto pela fonte primária  $F_p$ , os transdutores  $X$  e  $E$ , e pela fonte secundária  $F_s$ . O transdutor  $X$  (*microfone de referência*) tem como função adquirir amostras do ruído gerado pela fonte primária. O controlador gera em sua saída um sinal elétrico, que será convertido em uma onda acústica através do alto-falante  $F_s$ , originando o campo sonoro secundário. Esse campo sonoro deve interferir de forma destrutiva com a onda sonora que se propaga ao longo do duto. O transdutor  $E$  (*microfone de erro*) monitora o ruído residual resultante da interação entre os sinais das fontes primária e secundária.

A partir das informações recebidas dos transdutores  $X$  e  $E$ , o controlador poderá variar seus parâmetros de forma a reduzir o sinal de erro, ou seja, diminuindo a intensidade do ruído que se propaga ao longo do duto.

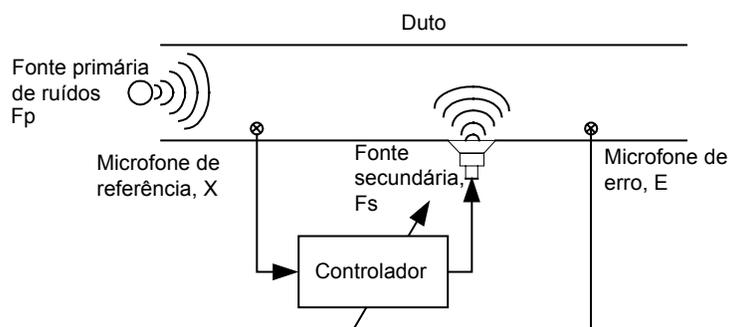


Fig. 1.1 – Diagrama em blocos de um sistema de controle ativo de ruídos em dutos.

### 1.1.2 Controle ativo de vibrações

O bom desempenho obtido em implementações práticas de controle ativo de ruídos, como os relatados em [5]-[7], motivou também a aplicação dessa técnica na redução de vibrações em estruturas mecânicas, originando assim o controle ativo de vibrações (AVC).

Na Fig. 1.2 é ilustrado um sistema AVC em uma viga duplamente apoiada. Comparando as Figs 1.1 e 1.2 observa-se a equivalência entre os sistemas AVC e ANC com a correspondente particularização dos transdutores; ou seja, o transdutor da fonte

secundária agora é um dispositivo (*shaker*) capaz de introduzir uma força/vibração ao sistema e, em vez de microfones, são utilizados sensores piezoelétricos (acelerômetros).

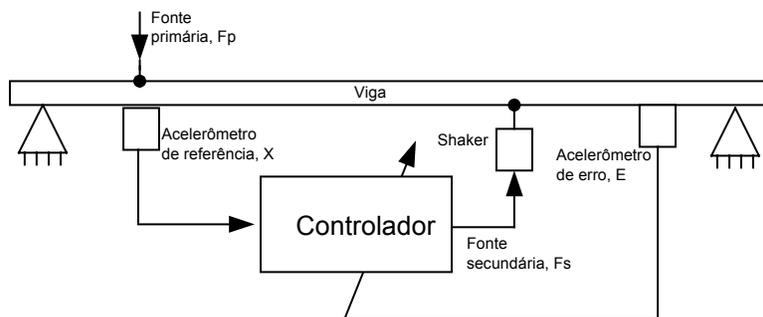


Fig. 1.2 – Sistema para o controle ativo de vibrações em uma viga.

Deve-se destacar que um sistema para AVC possui uma complexidade maior do que o sistema ANC. Tal fato decorre das particularidades que devem ser consideradas quando um sistema mecânico está sob a ação de forças [11]. Podemos citar, como exemplo, alguns pontos que influenciam diretamente no desempenho do sistema AVC: o tipo de propagação de ondas na estrutura, os modos de vibração considerados, a velocidade variável de propagação das ondas mecânicas em função da frequência e as reflexões nos extremos da estrutura [11].

A necessidade do uso de um controlador adaptativo apóia-se no fato de que o sistema que implementa o controle ativo e o sistema a controlar apresentam características variantes no tempo. Isto é, mudanças no ambiente em que eles se encontram, a saber, variações de temperatura, fadiga e envelhecimento dos equipamentos, dentre outros fatores, alteram as características de transferência destes sistemas. Tal fato, se não considerado, poderá afetar o desempenho do sistema de controle. Dessa forma, é desejado que o sistema de controle seja constituído por um controlador adaptativo, ou seja, um sistema com a habilidade de modificar seus parâmetros de forma a acompanhar e compensar tais alterações, mantendo aceitável seu desempenho.

## 1.2 Controlador Adaptativo - Filtro Adaptativo

Como ilustrado nas Figs. 1.1 e 1.2, o controlador possui a característica de ser ajustado em função das informações que recebe do ambiente que deve controlar. Esse tipo de operação caracteriza os controladores denominados adaptativos.

Visando a implementação prática de um controlador em uma plataforma de processamento digital de sinais, consideraremos, neste trabalho, apenas aqueles constituídos por filtros adaptativos. Um filtro adaptativo corresponde a uma estrutura composta de um sistema com coeficientes variáveis (geralmente um filtro digital) e um algoritmo de ajuste desses coeficientes. Tal ajuste é realizado em função de um certo critério de desempenho ou função custo [12]. O processo de adaptação dos coeficientes do filtro consiste na otimização de uma função que, em geral, depende do sinal de erro; tal função é geralmente o erro quadrático médio (EQM).

A Fig. 1.3 apresenta o diagrama em blocos de um filtro adaptativo. Nesse diagrama, os sinais desejado  $d(n)$  e de entrada  $x(n)$  são mutuamente correlacionados. Assim, o filtro adaptativo atuará de forma a estimar o sinal desejado  $d(n)$  de maneira que o sinal de erro  $e(n)$  convirja idealmente para zero.

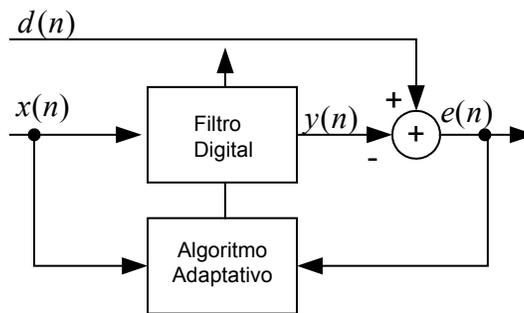


Fig. 1.3 – Diagrama em blocos de um filtro adaptativo.

O diagrama em blocos da Fig. 1.3 deve ser adequadamente modificado em função do tipo de aplicação considerada. Por exemplo, para o caso de controle de vibrações, quando comparamos as Figs. 1.2 e 1.3, observarmos que o ponto de soma deve corresponder a interação entre os sinais das fontes primária e secundária, e também, da necessidade de transdutores para a aquisição dos sinais  $x(n)$  e  $e(n)$ .

As estruturas utilizadas para implementar um filtro digital são a de resposta ao impulso infinita (IIR) [13] e a de resposta ao impulso finita (FIR) [13]. Pelas características

de estabilidade, a mais utilizada na implementação de filtros adaptativos lineares é a estrutura FIR na forma transversal [12], cuja relação entrada/saída é dada por

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i), \quad (1.1)$$

onde  $x(n)$  e  $y(n)$  correspondem, respectivamente, às amostras de entrada e saída do filtro adaptativo;  $w_i(n)$  representa o  $i$ -ésimo coeficiente do filtro adaptativo. A expressão (1.1) pode também ser escrita na forma matricial. Assim,

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n), \quad (1.2)$$

onde  $\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ \cdots \ w_{N-1}(n)]^T$  e  $\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \cdots \ x(n-N+1)]^T$  representam, respectivamente, o vetor de coeficientes do filtro adaptativo e o vetor de entrada, ambos de dimensão  $N \times 1$ . A partir da Fig. 1.3, o sinal de erro  $e(n)$  é obtido da seguinte forma:

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)x(n). \quad (1.3)$$

O objetivo do algoritmo adaptativo é modificar os coeficientes do filtro digital, de forma que o sinal de erro minimize uma dada função custo (geralmente o EQM).

### 1.3 Algoritmos Adaptativos

As exigências impostas nas aplicações práticas de filtragem adaptativa resultaram em modificações do algoritmo LMS clássico. Dentre essas exigências, pode-se citar a velocidade de convergência, a complexidade computacional e a robustez do algoritmo. Assim, vêm sendo desenvolvidas diferentes versões do algoritmo LMS, cada uma possuindo particularidades específicas com desempenhos diferentes. A origem dessas diferenças está na necessidade de ajuste dos parâmetros que estas novas versões do algoritmo LMS possuem, por exemplo, passo de adaptação e fator de perdas. Uma escolha incorreta de algum destes parâmetros pode levar à divergência do algoritmo. Um dos objetivos deste trabalho é o desenvolvimento de algoritmos que sejam robustos a variações na escolha desses parâmetros. Aplicações como as apresentadas nas Figs. 1.1 e 1.2 podem ser representadas através de um diagrama em blocos geral como o mostrado na Fig. 1.4.

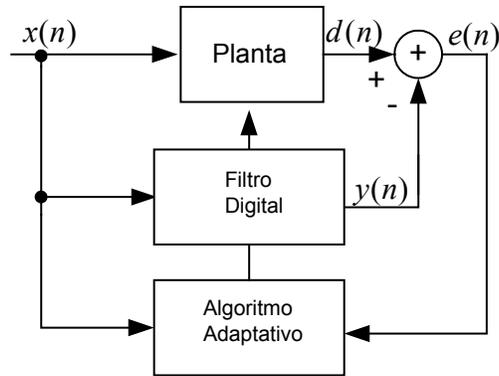


Fig.1.4 – Diagrama em blocos de um sistema de controle ativo.

No diagrama da Fig. 1.4 a planta modela o caminho existente entre o sensor de referência e a fonte secundária. Assim, o problema representado nos diagramas em blocos das Figs. 1.1 e 1.2 pode ser caracterizado como de identificação de sistemas. Deve-se destacar ainda, que o ponto de soma representado no diagrama da Fig. 1.4 corresponde a sobreposição espacial nos domínios acústico (Fig. 1.1) e mecânico (Fig. 1.2) dos respectivos sistemas de ANC e AVC.

#### 1.4 Objetivo do Trabalho

Neste trabalho, são relatados os avanços obtidos na aplicação de filtros adaptativos no controle ativo de vibrações. Esta aplicação vem sendo desenvolvida em conjunto com o Laboratório de Vibrações e Acústica (LVA) da UFSC desde o ano de 2002. A aplicação em questão considera o controle de vibrações de um sistema mecânico simples, permitindo caracterizar a implementação e a avaliação do desempenho de diferentes versões do algoritmo LMS. Em particular, alguns desses algoritmos são contribuições originais para o estado-da-arte atual. Dentre os algoritmos existentes, os avaliados neste trabalho são: algoritmo LMS filtrado (FxLMS) [12], [14]-[16], algoritmo LMS filtrado com realimentação (FBFxLMS) [6]-[8], [12], algoritmo LMS filtrado com fator de perdas fixo (LFLMS) [7], [12], [17], algoritmo LMS filtrado com realimentação e fator de perdas fixo (LFBFxLMS) [6]-[8], [12], e variável (VLFBFxLMS) (contribuição original), algoritmo LMS filtrado com realimentação, fator de perdas fixo e passo variável (VSSLFBFxLMS) [6], [12], [14], e algoritmo LMS filtrado com realimentação e fator de perdas e passo variáveis (VSSVLFBFxLMS) (contribuição original).

## 1.5 Organização da Dissertação

O Capítulo 2 apresenta o sistema mecânico utilizado na implementação prática do AVC. Esse sistema é composto por uma viga metálica sendo submetida a uma vibração controlada. Também são apresentados os parâmetros característicos do sistema mecânico, obtidos da análise modal experimental. O Capítulo 3 discute as diferentes versões do algoritmo LMS que serão utilizadas no controle de vibrações do sistema mecânico selecionado. O Capítulo 4 apresenta as ferramentas de *hardware* e de *software* utilizadas nos experimentos de controle de vibrações e os resultados dos experimentos de identificação no sistema AVC real. O Capítulo 5 discute o desempenho obtido pelos algoritmos nos experimentos de controle ativo de vibrações. São apresentadas as particularidades de implementação de cada algoritmo, bem como é realizada uma comparação de desempenho entre os algoritmos considerados nesta dissertação. Finalmente, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões desta dissertação e as propostas para trabalhos futuros.

### SISTEMA MECÂNICO

Neste capítulo é descrito o sistema mecânico utilizado para a implementação e avaliação dos diferentes algoritmos adaptativos. Primeiramente, são apresentadas as estratégias disponíveis para o controle de vibrações em um sistema de interesse. Posteriormente, é detalhada a configuração *feedforward* para o controle ativo de vibrações. Finalmente, são apresentados os parâmetros característicos relevantes do sistema mecânico considerado, obtidos via análise modal experimental.

#### 2.1 Vibrações Mecânicas

Define-se vibração mecânica, ou simplesmente vibração, como o movimento de um sistema mecânico qualquer, em relação a uma configuração de equilíbrio elástico. Podemos citar, como exemplo, um sistema simples composto por uma viga apoiada em seus extremos. Essa viga irá, em um primeiro momento, se deformar, adquirindo uma posição de equilíbrio elástico, seja pelo seu próprio peso ou ainda pela presença de um carregamento estático qualquer. Supondo que uma outra força seja aplicada sobre a viga, haverá uma deformação adicional. Se essa força for suprimida de forma súbita, surgirá uma oscilação, ou seja, uma vibração da viga em torno da posição de equilíbrio anteriormente obtida [18].

Podemos considerar que todos os equipamentos, ou estruturas, vibram, isto é, se movimentam em relação a uma configuração elástica de equilíbrio quando submetidos a esforços ou deslocamentos dinâmicos (variáveis no tempo).

Uma estrutura sob efeito de vibrações pode apresentar diversos problemas, dentre os quais podemos citar: entrar em colapso por fadiga, gerar altos níveis de ruído e provocar dano a pessoas. Dessa forma, é importante dispor de estratégias que permitam controlar a vibração indesejada de forma a mantê-la em níveis aceitáveis.

## 2.2 Controle de Vibrações

Existem atualmente diferentes estratégias para o controle de vibrações indesejadas, que podem ser divididas nas seguintes classes: controle passivo, controle ativo e controle misto.

### 2.2.1 Controle passivo

O controle passivo de vibrações envolve, dentre outras técnicas, a utilização de dispositivos que aplicam forças de reação e/ou dissipam energia vibratória do sistema de interesse. Esses elementos, conhecidos por neutralizadores dinâmicos de vibrações, não necessitam de potência externa para sua operação. Pode-se também reduzir os níveis de vibrações em uma estrutura variando sua massa, sua rigidez e/ou seu amortecimento. Pode-se ainda atuar sobre a excitação presente no sistema, reduzindo sua amplitude ou alterando seu espectro [19].

O controle passivo de vibrações é relativamente simples e direto. É um tipo de controle robusto, confiável e econômico, no entanto, possui algumas limitações. Dentre essas, ressalta-se que as forças de controle geradas por elementos passivos dependem inteiramente da dinâmica natural dos sistemas envolvidos. Uma vez instalados esses elementos, não se pode mais ajustar a sua ação de controle.

Assim, podemos considerar o controle passivo como vinculado às condições pré-existentes do sistema. Caso essas condições sejam alteradas, o efeito da ação de controle poderá ficar aquém do esperado [20]. Alguns exemplos de alterações que ocorrem nas implementações práticas são: envelhecimento dos equipamentos, variações na temperatura de operação e variações no sinal de excitação.

### 2.2.2 Controle ativo

As desvantagens apresentadas na abordagem de controle passivo podem ser superadas através de estratégias de controle ativo. No controle ativo, as respostas do sistema de interesse são monitoradas constantemente (por meio de sensores) e a ação de controle é aplicada ao sistema (por meio de atuadores), de forma a obter um desempenho desejado em malha fechada (sistema + controlador).

Interessa-nos, aqui, o controle ativo adaptativo ou, simplesmente, controle adaptativo. Essa estratégia de controle ativo incorpora um algoritmo adaptativo. Assim,

variações ou alterações no sistema mecânico são percebidas pelo algoritmo e compensadas pelo controlador.

Existem duas configurações utilizadas para a implementação de um sistema de controle ativo de ruídos e vibrações, designadas *feedback* e *feedforward*.

Na configuração de controle realimentado (*feedback control*), a saída do sistema mecânico é monitorada continuamente pelo controlador. A partir dessa informação, o controlador gera o sinal de excitação secundária, com o objetivo de reduzir a vibração do sistema mecânico de interesse. Em uma implementação prática desse tipo de controle (considerando a característica adaptativa do controlador) devem ser tomadas precauções de forma a garantir a estabilidade e robustez do sistema adaptativo. Exemplos de aplicações desta estratégia de controle ativo podem ser encontrados em [9] e [21].

Na configuração *feedforward*, os sinais de excitação primária e de vibração residual no sistema mecânico são utilizados para, respectivamente, gerar e monitorar a ação de controle. Essa configuração é mais robusta do que a *feedback* e será a escolhida para ser utilizada ao longo deste trabalho de pesquisa.

Na Fig. 2.1, é apresentado o diagrama em blocos de um sistema de controle adaptativo considerando a configuração *feedforward*.

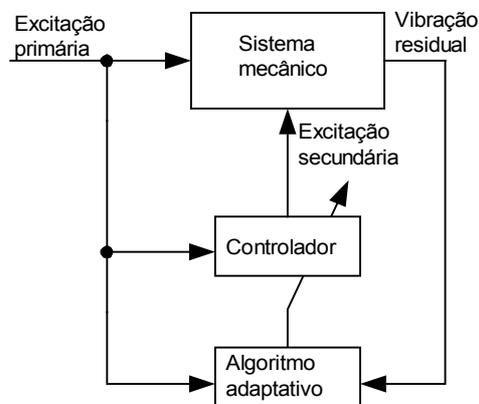


Fig. 2.1 Configuração *feedforward* para controle adaptativo de vibrações.

O desempenho de um sistema de controle adaptativo de ruídos e vibrações é altamente dependente do algoritmo de controle (ou de adaptação) empregado. Atualmente, os algoritmos mais utilizados nessas aplicações são derivados do algoritmo LMS. O algoritmo LMS, bem como suas variantes, serão apresentados no Capítulo 3 deste trabalho de pesquisa.

Os sistemas de controle *feedforward* de vibrações são projetados assumindo-se que o sinal de excitação, responsável pela vibração indesejada no sistema mecânico, é conhecido ou pode ser, de alguma forma, determinado [9], [22]. Existem duas situações em que tal sinal pode ser obtido. A primeira situação acontece quando o sinal de perturbação é determinístico. Nesse caso, o comportamento futuro do sinal pode ser totalmente predito apenas observando algumas de suas amostras. Na prática, o sinal de referência é geralmente obtido da fonte primária e utilizado para manter o sincronismo da fonte secundária. A segunda situação ocorre quando as vibrações se propagam através da estrutura mecânica e um transdutor pode ser utilizado para detectar tal perturbação.

Uma última consideração a ser feita sobre a estratégia de controle adaptativo de vibrações é em relação à faixa de frequência de atuação. As implementações práticas dessa estrutura de controle correspondem a excitações de baixas frequências mecânicas, normalmente abaixo de 1000 Hz [8]-[9].

### 2.2.3 Controle misto

O controle misto de vibrações utiliza os elementos passivos em conjunto com uma estrutura de controle ativo. Dessa forma, pode-se obter um sistema de controle com as seguintes características: maior atenuação quando há uma sobreposição das ações de controle, maior confiabilidade face à atuação simultânea porém independente dos controles passivo e ativo, e redução da quantidade de potência externa necessária para se controlar ativamente o sistema mecânico de interesse [23]-[24].

## 2.3 Sistema Mecânico Considerado

O sistema mecânico considerado para a realização dos ensaios dos diferentes algoritmos de controle ativo consiste de uma viga de aço inoxidável, de aproximadamente 0,5 kg de massa, com as seguintes dimensões: 930 mm de comprimento, 23 mm de largura e 3 mm de espessura.

A viga foi montada sobre roletes, os quais foram travados, gerando assim uma configuração intermediária entre simplesmente apoiada e duplamente engastada. Essa configuração foi a escolhida por permitir uma menor variabilidade nos resultados obtidos com o experimento, conforme apresentado em [24]. A Fig. 2.2 apresenta uma foto do sistema mecânico considerado.

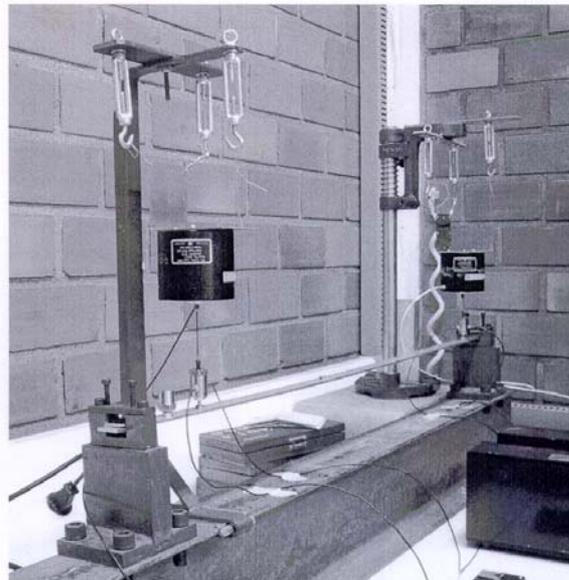


Fig. 2.2 Sistema mecânico considerado.

A Fig. 2.3 apresenta o diagrama do sistema mecânico utilizado, sendo esse submetido à estratégia de controle ativo de vibrações, na configuração *feedforward*. Nessa figura, estão também particularizados os transdutores usados para a excitação e aquisição dos sinais de vibração.

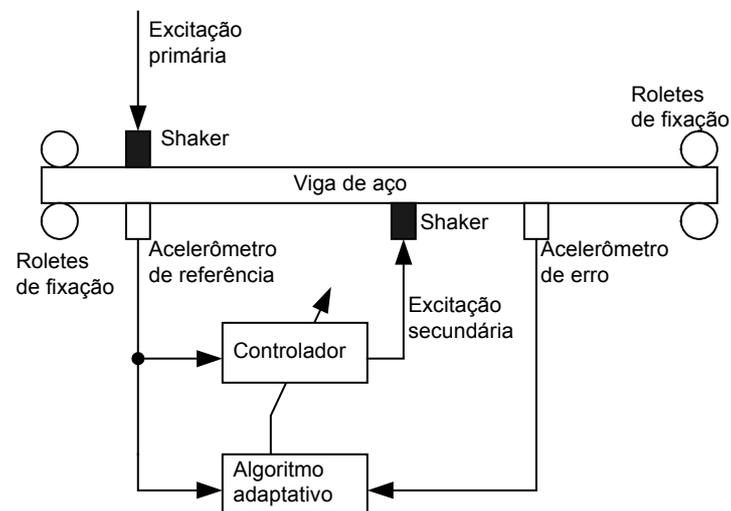


Fig. 2.3 Sistema mecânico e controle *feedforward* de vibrações.

As características modais do sistema mecânico, quais sejam, suas frequências naturais, modos de vibrar e fatores de amortecimento, devem ser conhecidas para que uma implementação eficaz da estratégia de controle ativo de vibrações seja alcançada. Essas características foram obtidas através da abordagem conhecida como análise modal experimental.

### 2.3.1 Análise modal experimental

A análise modal experimental consiste de um conjunto de métodos que visam obter as características modais de sistemas mecânicos via dados experimentais [11]. Ela se apóia na concepção largamente conhecida de que qualquer movimento de um sistema mecânico pode ser descrito pela somatória de movimentos particulares, conhecidos como modos de vibrar. Cada modo de vibrar tem associado a si uma frequência específica, conhecida como frequência natural. Quando o sistema mecânico é excitado nessa frequência, o modo de vibrar correspondente domina a resposta. Há também associado um fator de amortecimento, que constitui uma medida da dissipação de energia do modo em questão.

De forma geral, a abordagem da análise modal pode ser resumida nos seguintes passos:

- a) Considera-se que o comportamento dinâmico do sistema mecânico em questão pode ser avaliado a partir de um número finito de pontos desse sistema.
- b) Utilizando um dos pontos para a excitação do sistema mecânico e definindo um sinal adequado para a excitação, são obtidas funções resposta em frequência (FRFs) em todos os pontos considerados, face à resposta vibratória em cada um dos pontos decorrente da excitação escolhida.
- c) A partir das diversas FRFs obtidas, é utilizado um programa computacional, por exemplo, o MODENT 2004 desenvolvido pelo ICATS (*Imperial College Analysis Testing And Software*) [25], que, por meio de algum procedimento específico de ajuste de curvas, extrai os parâmetros modais do sistema mecânico.

### 2.3.2 Parâmetros modais

Em [24], são apresentados os detalhes para a realização da análise modal experimental no sistema mecânico utilizado. Na Fig. 2.4, é apresentada, em vermelho, uma particular FRF, resultante da análise modal, realizada em [24] para o sistema mecânico considerado. Esse tipo de FRF é dita regenerada, uma vez que é montada a partir dos parâmetros modais identificados. Em azul, são apresentadas as FRFs experimentais.

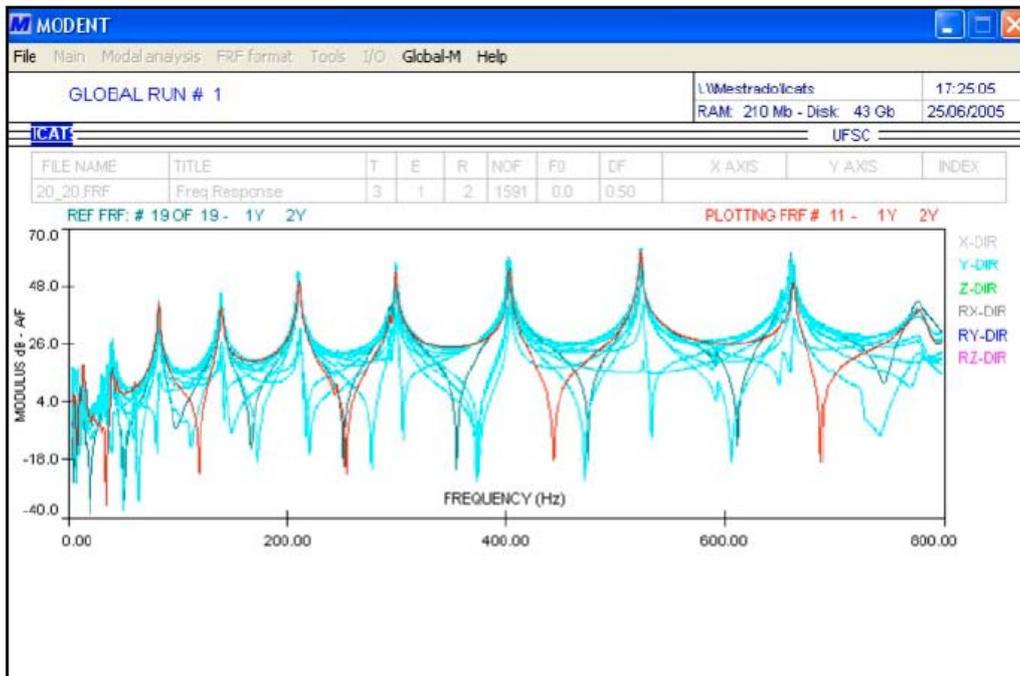


Fig. 2.4 Função resposta em frequência obtida da análise modal.

Utilizando um sinal de excitação com componentes de frequências na faixa entre 70 Hz e 700 Hz, foram obtidos os seguintes parâmetros modais para o sistema mecânico:

a) Vetor de frequências naturais

$$f_o = [82 \ 138 \ 210 \ 299 \ 402 \ 523 \ 658]^T \text{ (Hz)} \quad (2.1)$$

b) Vetor com os fatores de amortecimento

$$\eta_r = [0,0049 \ 0,0098 \ 0,0038 \ 0,0033 \ 0,0025 \ 0,0020 \ 0,0018]^T \quad (2.2)$$

c) Matriz com os respectivos modos de vibrar – Observe que cada coluna da matriz representa um modo de vibrar e está associada a uma frequência natural e ao correspondente fator de amortecimento.

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0,1675 & -0,1735 & 0,2541 & -0,3401 & 0,2926 & -0,3072 & 0,3285 \\ 0,2433 & -0,2999 & 0,3157 & -0,2775 & 0,2457 & -0,1419 & 0,0709 \\ 0,3101 & -0,3203 & 0,2516 & -0,2257 & -0,0543 & 0,1651 & -0,3021 \\ 0,2780 & -0,2098 & 0,0314 & 0,2534 & -0,2915 & 0,3065 & -0,1692 \\ 0,2693 & -0,0488 & -0,2291 & 0,2741 & -0,2305 & 0,0056 & 0,2351 \\ 0,1080 & 0,1524 & -0,2964 & 0,2132 & 0,0915 & -0,3085 & 0,2554 \\ -0,0311 & 0,2878 & -0,2469 & -0,1198 & 0,3119 & -0,1971 & -0,1464 \\ -0,1811 & 0,3099 & -0,0281 & -0,2547 & 0,2137 & 0,1445 & -0,3160 \\ -0,2763 & 0,2001 & 0,2154 & -0,2607 & -0,1096 & 0,3312 & 0,0324 \\ -0,2807 & 0,0140 & 0,3034 & -0,0595 & -0,3250 & 0,0278 & 0,3205 \\ -0,2629 & -0,1601 & 0,2481 & 0,2437 & -0,1786 & -0,2909 & 0,0785 \\ -0,1612 & -0,2928 & 0,0148 & 0,2510 & 0,1393 & -0,2150 & -0,2852 \\ -0,0412 & -0,2971 & -0,2144 & 0,2018 & 0,3300 & 0,1305 & -0,1863 \\ 0,1277 & -0,1848 & -0,2984 & -0,2151 & 0,1380 & 0,3346 & 0,2067 \\ 0,2047 & 0,0119 & -0,2380 & -0,2335 & -0,1664 & 0,0533 & 0,2697 \\ 0,2792 & 0,1795 & -0,0252 & -0,2181 & -0,3239 & -0,2648 & -0,1058 \\ 0,3197 & 0,3013 & 0,1997 & 0,0672 & -0,1078 & -0,2537 & -0,3157 \\ 0,3155 & 0,3046 & 0,2788 & 0,2290 & 0,1936 & 0,1000 & 0,0046 \\ 0,1776 & 0,1974 & 0,2435 & 0,2287 & 0,2882 & 0,3028 & 0,2702 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Como estamos interessados em controlar vibrações críticas do sistema mecânico, o sinal de excitação escolhido será uma perturbação harmônica nas frequências de 80 Hz e 300 Hz. Note que tais frequências estão bem próximas das frequências naturais da viga, resultando, assim, em vibrações elevadas.

Na Fig. 2.5 são apresentados os modos de vibrar associados às frequências de 82 Hz e 299 Hz, obtidos da análise modal experimental. Nessa figura, estão destacadas com “+”, as posições dos ‘shakers’ de excitação primária e secundária sobre a viga. Verifica-se que os pontos escolhidos para posicionar os ‘shakers’ são adequados, pois não correspondem a nós do sistema mecânico.

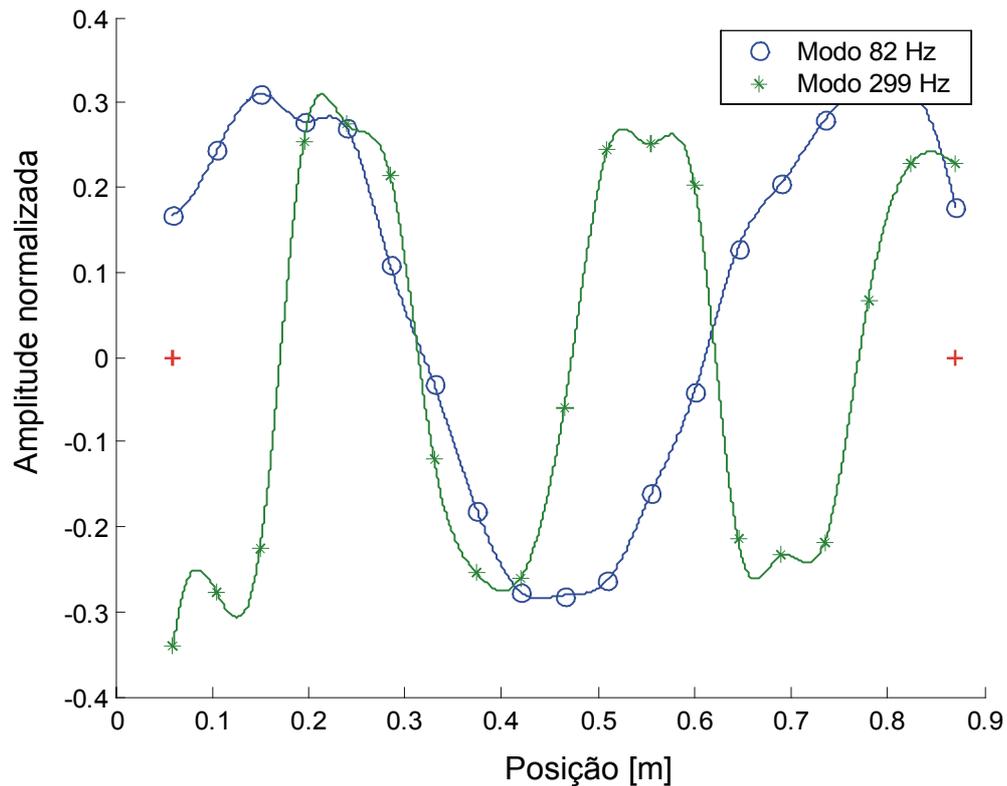


Fig. 2.5 Modos de vibrar em 82 Hz e 299 Hz e posição dos shakers.

Desta forma, temos então definido o sistema mecânico, seus parâmetros modais e os sinais de excitação. Essas informações e o sistema mecânico serão utilizados nos experimentos de controle ativo de vibrações, descritos no Capítulo 5.

## 2.4 Considerações e Conclusões

Neste capítulo foram apresentados o sistema mecânico de interesse e seus parâmetros modais característicos. No Capítulo 3 serão apresentadas algumas versões do algoritmo LMS utilizadas na aplicação de controle ativo de vibrações.

**VERSÕES DO ALGORITMO LMS PARA CONTROLE ATIVO DE VIBRAÇÕES**

O algoritmo LMS é o mais utilizado em filtragem adaptativa devido à simplicidade de implementação como também por necessitar de pouca informação *a priori* das estatísticas dos sinais envolvidos [12]. Normalmente, as restrições impostas nas implementações de filtragem adaptativa resultam em modificações do algoritmo LMS clássico e, conseqüentemente, em versões do algoritmo LMS específicas à aplicação.

Neste capítulo são apresentadas versões do algoritmo LMS visando a aplicação em controle ativo de vibrações.

**3.1 Conceitos Básicos**

Nas implementações de controle ativo de ruídos e vibrações, os algoritmos adaptativos mais utilizados são versões variantes do LMS clássico. Dessa forma, são apresentados na seqüência, os conceitos básicos que conduzem ao algoritmo LMS: o filtro de Wiener e o método *steepest descent* [2].

**3.1.1 Filtro de Wiener**

A Fig. 3.1 apresenta o filtro de Wiener considerando uma estrutura de filtragem transversal. Os sinais de entrada  $x(n)$  e desejado  $d(n)$  são reais, estacionários e mutuamente correlacionados. Os coeficientes  $\{w_0, w_1, \dots, w_{N-1}\}$  também são reais. Os sinais de entrada e os coeficientes podem ser representados na forma vetorial. Assim,

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-N+1)]^T, \tag{3.1}$$

e

$$\mathbf{w} = [w_0 \quad w_1 \quad \dots \quad w_{N-1}]^T, \tag{3.2}$$

onde  $N$  é o número de coeficientes da estrutura transversal.

A saída da estrutura transversal é dada por

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i x(n-i) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w} . \quad (3.3)$$

O objetivo do filtro de Wiener é o de estimar  $d(n)$  a partir de  $x(n)$ . Assim, define-se  $e(n)$  como o erro de estimação; portanto,

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) . \quad (3.4)$$

O valor ótimo dos coeficientes  $\mathbf{w}$  é obtido a partir da minimização do erro quadrático médio, dado por

$$\xi \equiv E[e^2(n)] , \quad (3.5)$$

onde  $E[\cdot]$  corresponde ao operador esperança matemática.

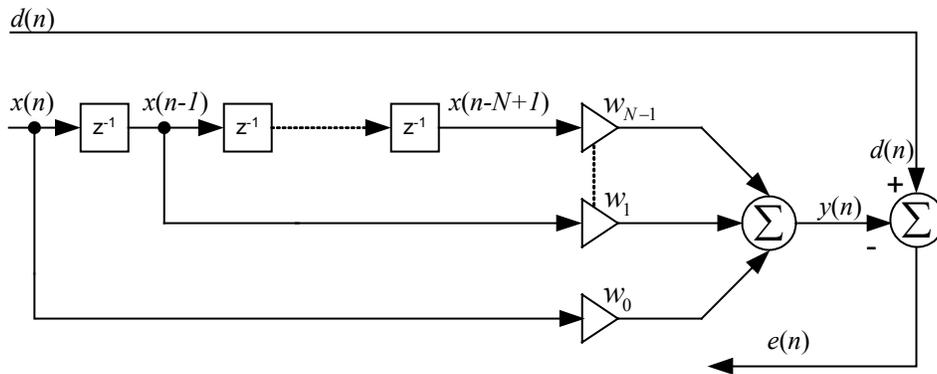


Fig. 3.1: Filtro de Wiener considerando uma estrutura transversal.

A função  $\xi$  apresenta a particularidade de possuir um único mínimo global [12]. Para determinar esse mínimo, eleva-se (3.4) ao quadrado e tomando o valor esperado da expressão resultante, obtém-se

$$\xi = E[d^2(n)] - 2E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)d(n)] + E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}] . \quad (3.6)$$

Dado que o vetor de coeficientes  $\mathbf{w}$  não é uma variável estatística, é possível retirá-lo do operador esperança. Além disso, sendo  $x(n)$  e  $d(n)$  estacionários, podemos definir a matriz de autocorrelação do sinal de entrada  $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]$ , e o vetor de correlação cruzada entre o sinal de entrada e o sinal desejado  $\mathbf{p} = E[d(n)\mathbf{x}(n)]$ . Dessa forma, (3.6) pode ser escrita como

$$\xi = E[d^2(n)] - 2\mathbf{w}^T \mathbf{p} + \mathbf{w}^T \mathbf{R} \mathbf{w} . \quad (3.7)$$

O conjunto de pesos  $\mathbf{w}$  que minimiza a função custo é obtido da condição  $\nabla \xi = 0$ , onde  $\nabla$  é o operador gradiente em relação aos coeficientes. Assim,

$$\nabla \xi = 2\mathbf{R}\mathbf{w} - 2\mathbf{p} = 0. \quad (3.8)$$

Denominando  $\mathbf{w}_o$  o vetor de coeficientes que minimiza a função custo, obtém-se de (3.8) a equação de Wiener-Hopf, dada por

$$\mathbf{R}\mathbf{w}_o = \mathbf{p}. \quad (3.9)$$

Dado que a matriz  $\mathbf{R}$  é não-singular, obtém-se o vetor de coeficientes ótimos.

$$\mathbf{w}_o = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}. \quad (3.10)$$

Os principais problemas para a implementação prática do filtro de Wiener são os requisitos de inversão da matriz  $\mathbf{R}$  e a necessidade de se conhecer *a priori* as estatísticas  $\mathbf{R}$  e  $\mathbf{p}$ .

### 3.1.2 Método *steepest descent*

Uma maneira alternativa para contornar a necessidade de inversão da matriz  $\mathbf{R}$  é utilizar um algoritmo iterativo baseado no método do gradiente. Esse algoritmo, denominado *steepest descent*, parte de um valor inicial e evolui de forma iterativa em direção ao valor ótimo. Dado que a função custo a ser minimizada é convexa, o valor ótimo será obtido iterativamente através de pequenos passos na direção para a qual a função decresça mais rapidamente, ou seja, no sentido contrário da projeção do gradiente da função custo considerada. O método *steepest descent* é formalmente descrito através da seguinte equação recursiva:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \frac{\mu}{2} \nabla_k \xi, \quad (3.11)$$

onde  $\mu$  é o passo de adaptação do algoritmo e  $\nabla_k \xi$  corresponde ao vetor gradiente  $\nabla \xi$  calculado no ponto  $\mathbf{w} = \mathbf{w}(k)$  correspondente à iteração  $k$ . Substituindo (3.8) em (3.11), obtém-se

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu[\mathbf{p} - \mathbf{R}\mathbf{w}(k)]. \quad (3.12)$$

Assim, a partir de (3.12) pode ser determinado de forma iterativa, o vetor ótimo dos coeficientes.

Note que a principal desvantagem do método *steepest descent* é que ainda permanece a necessidade do conhecimento de  $\mathbf{R}$  e  $\mathbf{p}$ , inviabilizando sua implementação para uma grande parte das aplicações práticas. Uma solução mais conveniente, do ponto de vista de implementação, é apresentada a seguir.

### 3.2 Algoritmo LMS

O algoritmo LMS é uma implementação estocástica do método *steepest descent*, obtido através da substituição da função custo  $\xi = E[e^2(n)]$  por sua estimativa instantânea  $\hat{\xi}(n) = e^2(n)$  [12]. Assim, substituindo  $\hat{\xi}(n)$  por  $\xi$  em (3.11), obtém-se

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2} \nabla e^2(n). \quad (3.13)$$

Como o operador gradiente é definido pelo vetor

$$\nabla = \left[ \frac{\partial}{\partial w_0} \quad \frac{\partial}{\partial w_1} \quad \dots \quad \frac{\partial}{\partial w_{N-1}} \right]^T, \quad (3.14)$$

o  $i$ -ésimo elemento do vetor  $\nabla e^2(n)$  é dado por

$$\frac{\partial e^2(n)}{\partial w_i} = 2e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial w_i}. \quad (3.15)$$

Substituindo (3.4) em (3.15), obtém-se

$$\frac{\partial e^2(n)}{\partial w_i} = -2e(n)x(n-i). \quad (3.16)$$

Assim, o vetor  $\nabla e^2(n)$  é dado por

$$\nabla e^2(n) = -2e(n)\mathbf{x}(n). \quad (3.17)$$

Finalmente, substituindo (3.17) em (3.13), é obtida a equação recursiva de atualização dos coeficientes do algoritmo LMS. Assim,

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n). \quad (3.18)$$

Observa-se que os requisitos exigidos para a implementação da equação (3.18) são: o vetor de entrada  $\mathbf{x}(n)$ , o correspondente sinal de erro  $e(n)$  e o valor da constante  $\mu$ .

### 3.2.1 Estabilidade do algoritmo LMS

Um ponto crucial para o correto funcionamento do algoritmo descrito por (3.18) é a escolha do valor adequado para o passo de adaptação  $\mu$ . A estabilidade do algoritmo é garantida se  $\mu$  se encontra dentro da seguinte faixa de valores [6]:

$$0 < \mu < \frac{2}{NP_x}, \quad (3.19)$$

onde  $P_x$  corresponde à potência média do sinal de entrada  $\mathbf{x}(n)$  e  $N$  representa o número de coeficientes do filtro adaptativo.

Na prática, para garantir a estabilidade do algoritmo LMS é usual adotar a seguinte faixa de valores para  $\mu$  [6]:

$$\frac{0,01}{NP_x} < \mu < \frac{0,1}{NP_x} \quad (3.20)$$

### 3.3 Algoritmo FxLMS

Considere inicialmente que um sistema real de controle ativo de vibrações (AVC) seja representado por um problema geral de identificação de sistemas. Nessa representação, a planta, ou sistema desconhecido, corresponde ao caminho existente entre o sensor de referência e a fonte secundária. Assim, o diagrama da Fig. 1.2 para um sistema AVC real, pode ser representado conforme a Fig.3.2.

Nesta figura, o sistema desconhecido é uma estrutura mecânica e  $d(n)$ , a saída do sistema, é uma grandeza mecânica, enquanto que  $y(n)$  é um sinal elétrico. Da mesma forma,  $x(n)$  é o sinal de excitação do sistema mecânico e a entrada do filtro digital FIR. Portanto, observa-se que os sinais envolvidos se encontram em diferentes domínios, nesse caso, o domínio elétrico e o mecânico.

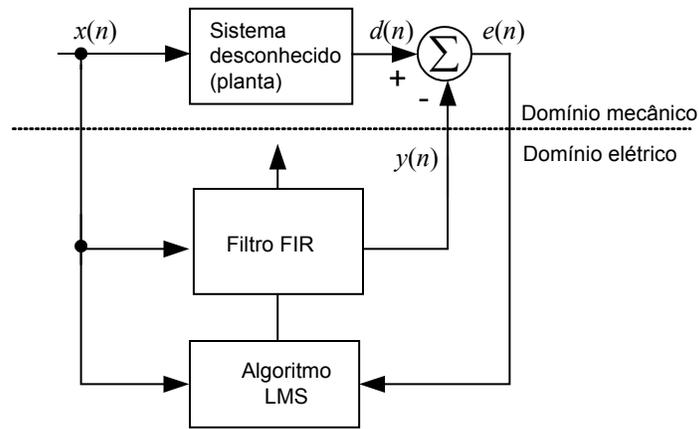


Fig. 3.2: Sistema AVC do ponto de vista de identificação de sistema.

Assim, para representar de forma adequada o sistema de controle ativo de vibrações, o diagrama da Fig. 3.2 deverá ser modificado. Uma das modificações que deve ser considerada é em relação ao sinal de erro. Note que no diagrama da Fig. 3.2 supõe-se que esse sinal seja acessado diretamente, enquanto na aplicação de controle ativo, o mesmo é obtido a partir de um transdutor.

Uma outra modificação é em relação ao ponto de soma da Fig. 3.2, já que no sistema AVC real, esse ponto considera uma região do espaço (domínio mecânico) onde ocorre a superposição dos sinais oriundos das fontes primária e secundária.

Portanto, nos sistemas de controle ativo de vibrações, o sinal de erro de cancelamento mecânico não pode ser acessado diretamente. Ele é acessado via um sinal elétrico a partir de um transdutor (normalmente um acelerômetro). Da mesma forma, o sinal de saída do filtro adaptativo não pode ser usado diretamente na operação de cancelamento. Esse sinal elétrico deve ser convertido por um atuador em uma vibração mecânica. Essas conversões de natureza dos sinais dão origem ao conhecido caminho secundário, composto pelas respostas dos seguintes elementos: conversor digital-analógico (D/A) em série com o filtro adaptativo, filtro de reconstrução, amplificador de potência, atuador, comprimento da viga desde o atuador até o acelerômetro de erro, pré-amplificador, filtro anti-recobrimento e, finalmente, conversor analógico-digital (A/D) que fornece o sinal de erro para o algoritmo. O caminho secundário, denotado por  $s$ , afeta o comportamento do algoritmo podendo dificultar o processo de convergência, ou até mesmo, causar a instabilidade do algoritmo [6], [27]. Portanto, seu efeito deve ser de alguma forma

compensado. Existem algumas configurações possíveis que podem ser utilizadas para compensar o efeito do caminho  $\mathbf{s}$ . Porém, a solução mais utilizada consiste na utilização de um filtro  $\hat{\mathbf{s}}$  com resposta ao impulso igual à de  $\mathbf{s}$  para filtrar o sinal de referência [6]. Essa solução dá origem ao algoritmo denominado LMS Filtrado ou FxLMS [12], [15]. Na prática,  $\hat{\mathbf{s}}$  é uma estimativa da resposta ao impulso  $\mathbf{s}$ . Finalmente, acrescentando o caminho secundário à Fig. 3.2 obtém-se, na Fig. 3.3, o diagrama em blocos do sistema AVC com o algoritmo FxLMS.

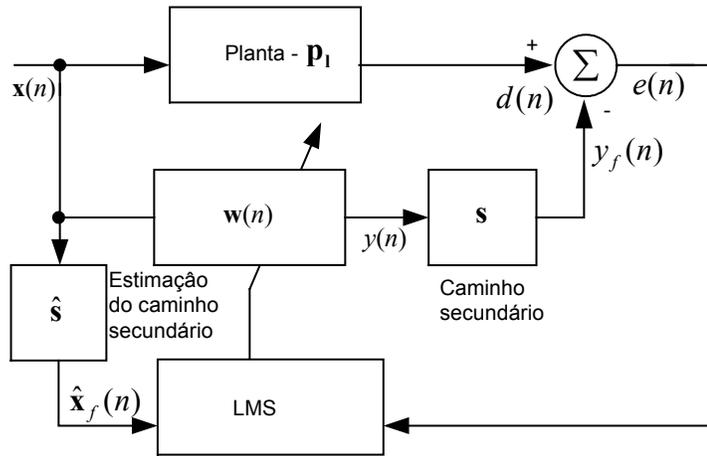


Fig. 3.3: Diagrama em blocos do sistema AVC considerando o algoritmo FxLMS.

### 3.3.1 Derivação da equação de atualização dos coeficientes

A Fig. 3.3 apresenta os diferentes sinais utilizados pelo algoritmo FxLMS. A notação considerada é a seguinte:

$\mathbf{p}_1 = [p_0 \dots p_{l_{N-1}}]^T$  é a resposta ao impulso da planta;

$\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \dots w_{N-1}(n)]^T$  é o vetor de coeficientes adaptativos;

$\mathbf{s} = [s_0 \dots s_{M-1}]^T$  é o vetor de tamanho  $M$  representando a resposta ao impulso do caminho secundário;

$\hat{\mathbf{s}} = [\hat{s}_0 \dots \hat{s}_{N_s-1}]^T$  é o vetor de tamanho  $N_s$  denotando a estimativa da resposta ao impulso de  $\mathbf{s}$ ;

$\mathbf{x}(n) = [x(n) \dots x(n-N+1)]^T$  é o sinal de referência;

$\hat{\mathbf{x}}_f(n) = [x_f(n) \dots x_f(n-N+1)]^T$  é o sinal de referência filtrado por  $\hat{\mathbf{s}}$ ;

$y_f(n)$  corresponde ao sinal de saída  $y(n)$ , filtrado pelo caminho secundário.

Por simplicidade matemática, as dimensões de  $\mathbf{p}_1$  e  $\mathbf{w}(n)$  são consideradas iguais. A partir do diagrama mostrado na Fig. 3.3, são obtidas as seguintes equações [12], [15]:

Sinal de erro:

$$e(n) = d(n) - y_f(n). \quad (3.21)$$

Sinal desejado:

$$d(n) = \mathbf{x}(n)^T \mathbf{p}_1. \quad (3.22)$$

Saída do filtro adaptativo:

$$y(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n). \quad (3.23)$$

Saída filtrada pelo caminho secundário:

$$y_f(n) = \sum_{i=0}^{M-1} s_i y(n-i) = \sum_{i=0}^{M-1} s_i \mathbf{x}^T(n-i) \mathbf{w}(n-i). \quad (3.24)$$

Sinal de referência filtrado pela estimativa de  $\mathbf{s}$ :

$$\hat{x}_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i x(n-i). \quad (3.25)$$

Vetor de referência filtrado pela estimativa de  $\mathbf{s}$ :

$$\hat{\mathbf{x}}_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i \mathbf{x}(n-i). \quad (3.26)$$

Combinando (3.22)-(3.24) e substituindo em (3.21), obtém-se

$$e(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{p}_1 - \sum_{i=0}^{M-1} s_i \mathbf{x}^T(n-i) \mathbf{w}(n-i). \quad (3.27)$$

A expressão de atualização dos coeficientes para o algoritmo FxLMS é determinada a partir do método do gradiente estocástico. Assim,

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2} \nabla e^2(n). \quad (3.28)$$

A função custo é o erro quadrático instantâneo e o operador gradiente é dado por

$$\nabla e^2(n) = \frac{\partial e^2(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = 2e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}(n)}, \quad (3.29)$$

substituindo (3.27) em (3.29), obtém-se

$$\nabla e^2(n) = \frac{\partial e^2(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = 2e(n) \sum_{i=0}^{M-1} s_i \mathbf{x}^T(n-i) = -2e(n) \mathbf{x}_f(n), \quad (3.30)$$

aplicando agora (3.30) em (3.28), tem-se

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}_f(n). \quad (3.31)$$

É importante observar que para atualizar os coeficientes, segundo (3.31), deve-se conhecer a resposta ao impulso do caminho secundário. Assim, em (3.31) substitui-se  $\mathbf{x}_f(n)$  por  $\hat{\mathbf{x}}_f(n)$ , visto que esse último é o que está disponível através dos procedimentos de estimação do caminho secundário [6], [12]. A equação final para a atualização dos coeficientes do algoritmo FxLMS é

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \hat{\mathbf{x}}_f(n). \quad (3.32)$$

### 3.3.2 Estimativa do caminho secundário

Como visto na seção anterior, o algoritmo FxLMS requer o conhecimento da resposta ao impulso do filtro  $\mathbf{s}$ . Assumindo que as características de  $\mathbf{s}$  sejam invariantes no tempo, é possível modelar tal resposta através de um procedimento *off-line*. Ao final dessa etapa, a estimativa de  $\mathbf{s}$  obtida ( $\hat{\mathbf{s}}$ ) é incluída no algoritmo de controle, como ilustrado na Fig 3.3.

Na etapa de estimativa de  $\mathbf{s}$ , normalmente é utilizado um ruído branco como sinal de entrada, visto que ele apresenta uma densidade espectral constante em toda a faixa de frequências.

Nesta aplicação, dado que as frequências naturais do sistema mecânico são conhecidas *a priori*, é utilizado para tal estimação um sinal senoidal cuja frequência seja próxima a uma frequência natural do sistema mecânico.

A modelagem *off-line* é um procedimento muito útil para a determinação da resposta  $\hat{\mathbf{s}}$ . Entretanto, esse procedimento apresenta o inconveniente de não acompanhar as possíveis mudanças do caminho secundário. Para os casos em que a resposta do caminho secundário seja variante no tempo, é desejável realizar tal modelagem de forma contínua [estimação em tempo real (*on-line*)]. Outra opção a ser considerada, ao invés da estimativa contínua, é considerar para tal intervalos periódicos de tempo. Supondo que  $\mathbf{s}$  varie

lentamente, as adaptações do controlador e do estimador do caminho secundário podem ser consideradas separadamente [2].

### 3.4 Algoritmo FBFxLMS

O sistema para controle ativo de vibrações ilustrado na Fig. 1.2 utiliza um acelerômetro de referência para capturar a vibração na viga, um controlador que gera a excitação secundária para cancelar a vibração primária e um acelerômetro de erro para medir o desempenho (erro) e para atualizar o controlador. Como a viga é contínua, a vibração gerada pela fonte secundária se propaga por toda sua extensão. Dessa forma, a ação do controlador tanto reduzirá a vibração monitorada pelo acelerômetro de erro quanto contaminará a vibração adquirida pelo acelerômetro de referência. Observa-se, assim, que a configuração de um sistema de controle ativo de vibrações apresenta uma realimentação entre a ação da fonte secundária e a vibração captada pelo acelerômetro de referência. O caminho percorrido pelo sinal elétrico, partindo da saída do controlador até sua aquisição pelo sensor de referência é denominado realimentação, sendo definido por  $\hat{\mathbf{f}} = [\hat{f}_0 \dots \hat{f}_{N_f-1}]^T$ , onde  $N_f$  é o tamanho do vetor de estimativa do caminho de realimentação. Se o efeito desse caminho não for de alguma forma compensado, o desempenho do sistema de controle será afetado [6], [12]. Uma das soluções mais utilizadas na prática é incorporar ao algoritmo FxLMS o modelo de tal caminho. Esse modelo é obtido através de um procedimento para a estimação do caminho de realimentação, de forma análoga ao descrito na Seção 3.3.2 para o caminho secundário. Quando o caminho de realimentação estimado é incorporado ao sistema de controle, obtém-se o algoritmo denominado LMS filtrado com realimentação (FBFxLMS). Na Fig.3.4 é apresentado o diagrama do sistema AVC com o algoritmo FBFxLMS.

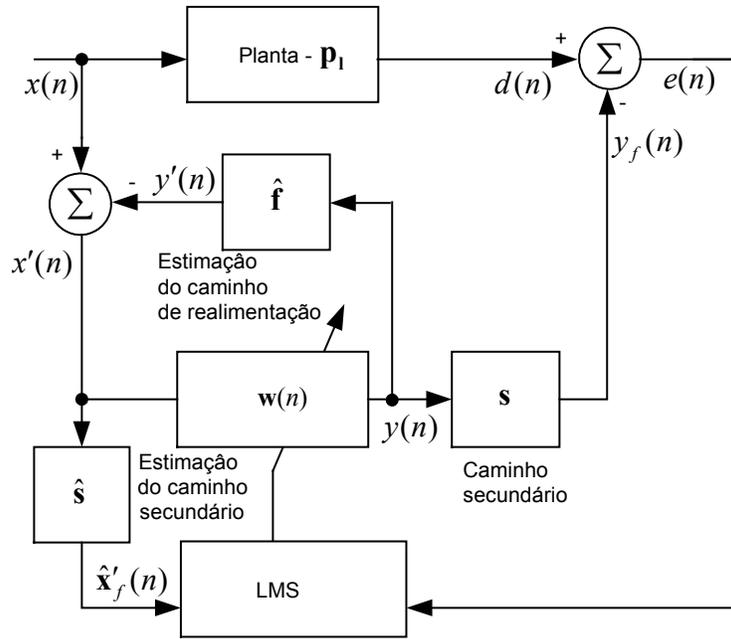


Fig. 3.4 Diagrama em blocos do sistema AVC considerando o algoritmo FBFxLMS.

Observa-se do diagrama da Fig.3.4 que o efeito da realimentação no sinal de referência  $x(n)$  é compensado pela presença de  $y'(n)$ , onde,  $y'(n)$  é o sinal de saída  $y(n)$  filtrado pela estimativa do caminho de realimentação  $\hat{\mathbf{f}}$ .

A equação para o novo sinal de referência é:

$$x'(n) = x(n) - y'(n) = x(n) - \sum_{i=1}^{N_f-1} f_i y(n-i), \quad (3.33)$$

onde  $x(n)$  é o sinal adquirido pelo sensor de referência e  $f_i$  corresponde aos coeficientes estimados para o caminho de realimentação. A equação para o novo sinal de referência filtrado é dada por

$$\hat{x}'_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i x'(n-i). \quad (3.34)$$

A equação resultante para a atualização dos coeficientes do algoritmo FBFxLMS é então

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \hat{\mathbf{x}}'_f(n). \quad (3.35)$$

### 3.5 Algoritmos FxLMS e FBFxLMS com perdas

Nas aplicações do algoritmo LMS clássico podem ocorrer situações de instabilidade, por exemplo, para um sinal de excitação não persistente ou para o caso de precisão finita do

processador [6], [12]. Uma estratégia utilizada para tornar o algoritmo LMS mais robusto é utilizar um mecanismo de vazamento (*leaking*) na adaptação dos coeficientes. Essa estratégia adiciona à função custo clássica um fator de penalidade que é proporcional à norma quadrática do vetor de coeficientes  $\mathbf{w}(n)$ . Dessa forma, tem-se

$$\hat{\xi}(n) = e^2(n) + \gamma \mathbf{w}^T \mathbf{w}, \quad (3.36)$$

onde  $\gamma \geq 0$  representa um fator de perdas.

O algoritmo adaptativo obtido de tal estratégia é denominado algoritmo LMS com perdas (LLMS) [6]. Sua equação de atualização é obtida de forma similar ao apresentado na Seção 3.2, resultando em

$$\mathbf{w}(n+1) = \nu \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n), \quad (3.37)$$

sendo  $\nu$  o fator de perdas modificado dado por:

$$\nu = 1 - \mu\gamma. \quad (3.38)$$

Embora o algoritmo LLMS seja mais robusto, seu desempenho é muito afetado pela escolha do fator de perdas e do passo de adaptação. Em [26], mostra-se a existência de um valor ótimo para o fator de perdas e como uma variação nesse parâmetro afeta o desempenho do algoritmo. Portanto, em aplicações considerando o algoritmo LLMS, geralmente, são realizados ensaios para escolha do fator de perdas e do passo de adaptação.

Devido à robustez do algoritmo LLMS, sua função custo é aplicada a outras variantes do algoritmo LMS. Substituindo (3.36) em (3.28) e seguindo o mesmo procedimento apresentado na Seção 3.3.1, obtém-se uma nova versão do algoritmo FxLMS denominado FxLMS com perdas (LFxLMS) [6], [12], [28]; sua equação de atualização é dada por

$$\mathbf{w}(n+1) = \nu \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \hat{\mathbf{x}}_f(n). \quad (3.39)$$

De forma equivalente é obtida uma nova versão do algoritmo FBFxLMS denominada algoritmo FxLMS com realimentação e perdas (LFBFxLMS) [6]-[8], [12]. A equação de atualização dos coeficientes é então

$$\mathbf{w}(n+1) = \nu \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \hat{\mathbf{x}}'_f(n). \quad (3.40)$$

A incorporação simultânea do fator de perdas e da estimativa do caminho de realimentação fazem do algoritmo LFBFxLMS uma escolha natural na implementação prática de um sistema de controle ativo, visto que o fator de perdas compensa os problemas

gerados pela precisão finita e o caminho de realimentação estimado reduz a influencia da saída do controlador no sensor de referência [6]-[8], [12]. Na seqüência são apresentadas versões do algoritmo LFBF<sub>x</sub>LMS.

### 3.6 Algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS

Normalmente, nas aplicações com o algoritmo LFBF<sub>x</sub>LMS os ajustes do passo de adaptação e do valor ótimo do fator de perdas são realizados de forma manual. Esse procedimento é geralmente demorado, visto que, há uma grande variedade de opções a serem avaliadas. Além disso, sabe-se que o desempenho do algoritmo LFBF<sub>x</sub>LMS é muito dependente do valor escolhido do fator de perdas. Esforços têm sido feitos de forma a tornar essa busca automática, ou seja, durante a execução do próprio algoritmo. Em [26], a estratégia proposta é a de ajustar o fator de perdas através de um procedimento análogo ao ajuste dos coeficientes do filtro adaptativo.

Sendo o fator de perdas variante no tempo, a equação resultante para o fator de perdas modificado é

$$v(n) = 1 - \mu\gamma(n), \quad (3.41)$$

utilizando a regra do gradiente o ajuste do fator de perdas é dado por

$$\gamma(n) = \gamma(n-1) - \frac{\rho}{2} \frac{\partial e^2(n)}{\partial \gamma(n-1)}, \quad (3.42)$$

onde  $\rho$  é uma constante positiva ajustada experimentalmente.

Calculando a derivada de (3.42), obtém-se:

$$\gamma(n) = \gamma(n-1) - \mu\rho e(n)\mathbf{w}(n-1)\hat{\mathbf{x}}'_f(n) \quad (3.43)$$

O algoritmo resultante é denominado FBF<sub>x</sub>LMS com fator de perdas variável (VLFBF<sub>x</sub>LMS) [26] e a equação de atualização dos coeficientes é então

$$\mathbf{w}(n+1) = v(n)\mathbf{w}(n) + \mu e(n)\hat{\mathbf{x}}'_f(n) \quad (3.44)$$

Na Fig.3.5 é apresentado o diagrama do sistema AVC com o algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS.

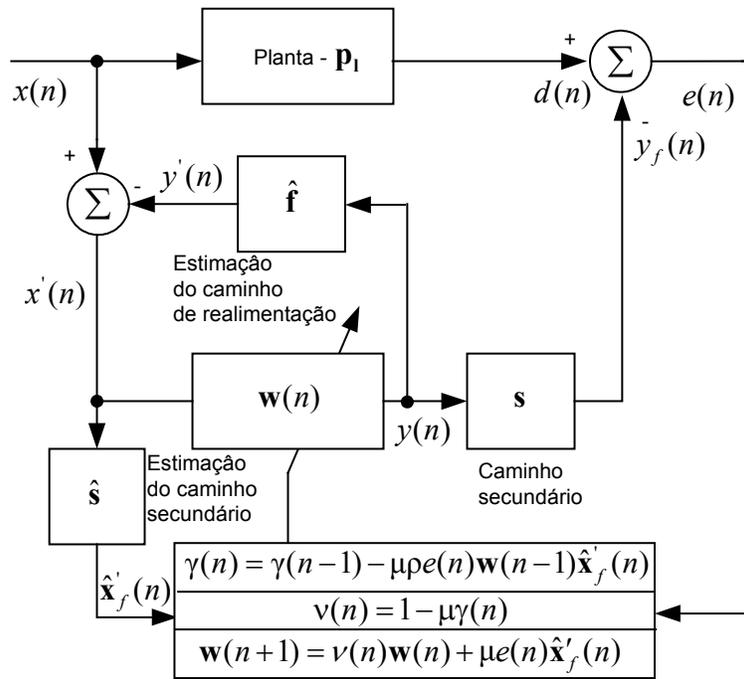


Fig. 3.5 Diagrama em blocos do sistema AVC com o algoritmo VLFBFxLMS.

### 3.7 Algoritmo VSSLFBFxLMS

Na Seção 3.2.1 foi apresentado uma faixa de valores para o passo de adaptação  $\mu$  que garante a estabilidade do algoritmo LMS. O valor escolhido representa um compromisso entre a velocidade de convergência do algoritmo e o erro residual em regime permanente [6], [14].

Normalmente, as aplicações de filtragem adaptativa apresentam requisitos conflitantes, ou seja, um valor elevado de  $\mu$  para uma rápida convergência e, ao mesmo tempo, um pequeno valor de  $\mu$ , tal que o erro em regime seja mínimo. De forma a resolver esse conflito, são desenvolvidas versões do algoritmo LMS com a particularidade de modificar o passo  $\mu$  durante a execução do algoritmo. Diferentes estratégias de ajuste têm sido propostas na literatura. Em [6], é proposto variar o passo de adaptação com base nas mudanças do sinal do erro. Em [14], é apresentada outra estratégia que utiliza uma equação recursiva para modificar o tamanho do passo. Essa última será a considerada em nossos experimentos por possuir uma menor complexidade computacional e um menor número de parâmetros de ajuste. Assim, a atualização do passo é dado por

$$\mu(n) = \mu(n-1) + \alpha g(n)g(n-1), \tag{3.45}$$

onde  $\alpha$  é um pequeno valor positivo e  $g(n)$  é definida por

$$g(n) = e(n)x(n). \quad (3.46)$$

Quando o procedimento de ajuste automático do passo de adaptação é incorporado ao algoritmo LFBF<sub>x</sub>LMS, obtém-se o algoritmo denominado FBF<sub>x</sub>LMS com perdas e passo de adaptação variável (VSSLFBF<sub>x</sub>LMS) [14]. Sua equação de atualização dos coeficientes é então

$$\mathbf{w}(n+1) = \nu \mathbf{w}(n) + \mu(n)e(n)\hat{\mathbf{x}}'_f(n). \quad (3.47)$$

### 3.8 Algoritmo VSSVLFBF<sub>x</sub>LMS

O algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS apresentado na Seção 3.6 atende o requisito de ajuste automático do parâmetro fator de perdas. Entretanto, observa-se em (3.43) que o fator de perdas depende do passo de adaptação adotado. Portanto, deve-se buscar uma estratégia que permita que ambos os parâmetros variem automaticamente. A estratégia aqui considerada é incorporar ao algoritmo de passo variável, descrito na Seção 3.6, o procedimento de ajuste automático do passo de adaptação, descrito na Seção 3.7. O algoritmo resultante é denominado FBF<sub>x</sub>LMS com fator de perdas e passo variáveis (VSSVLFBF<sub>x</sub>LMS). As expressões (3.43) e (3.45) são utilizadas, respectivamente, para ajuste do fator de perdas e do passo de adaptação.

Sendo o fator de atualização e o passo de adaptação variantes no tempo, a equação resultante de atualização dos coeficiente do algoritmo VSSVLFBF<sub>x</sub>LMS é:

$$\mathbf{w}(n+1) = \nu(n)\mathbf{w}(n) + \mu(n)e(n)\hat{\mathbf{x}}'_f(n). \quad (3.48)$$

Os parâmetros  $\rho$  (3.43) e  $\alpha$  (3.45) controlam, respectivamente, a adaptação do fator de perdas e do passo de adaptação do algoritmo VSSVLFBF<sub>x</sub>LMS, sendo ajustados experimentalmente. Resultados experimentais demonstraram que o desempenho do algoritmo é robusto a grandes variações desses parâmetros.

### 3.9 Considerações e Conclusões

Neste capítulo foram apresentadas versões do algoritmo LMS usadas na aplicação de controle ativo de vibrações. No Capítulo 4 são apresentadas as ferramentas de *hardware* e *software* usadas na implementação dos experimentos de controle de vibrações.

## **PARTE EXPERIMENTAL I: IDENTIFICAÇÃO**

Este capítulo inicia com a apresentação das ferramentas de *hardware* e de *software* utilizadas nos experimentos de controle ativo de vibrações. Essas ferramentas permitem a implementação das diferentes versões de algoritmos adaptativos discutidos no Capítulo 3. A interligação dessas ferramentas com o sistema mecânico apresentado no Capítulo 2 forma o sistema de controle de vibrações considerado nesta dissertação. Na seqüência deste capítulo são apresentados os procedimentos e os resultados obtidos nos experimentos de identificação dos caminhos de realimentação e secundário do sistema de controle. A estratégia empregada neste experimento utiliza um filtro adaptativo para obter o modelo da resposta de cada caminho. Os modelos dos caminhos obtidos são utilizados posteriormente nos experimentos de controle de vibrações descritos no Capítulo 5.

### **4.1 Ferramentas Utilizadas**

Para realizar os experimentos de controle ativo de vibrações no sistema mecânico definido no Capítulo 2, são utilizadas as seguintes ferramentas: placa de processamento digital de sinais, transdutores, amplificadores e analisador digital de sinais. Tais ferramentas são brevemente descritas na seqüência.

#### **4.1.1 Placa de processamento digital de sinais**

A placa de processamento digital de sinais utilizada é a ADSP21161 EZ-KIT LITE (EZ-KIT) fabricada pela *Analog Devices* [29]. Essa placa possui avançados recursos de *hardware* e de *software*, permitindo a implementação e a avaliação de complexos algoritmos de processamento de sinais. Seus principais componentes de *hardware* são: conversor A/D (analógico para digital), processador de alto desempenho e um conversor D/A (digital para analógico).

O processador digital de sinais considerado é o ADSP 21161 de 32 bits, possuindo as seguintes características: aritmética de ponto flutuante, frequência de *clock* de 100 MHz, interfaces seriais para a comunicação com os conversores A/D e D/A (Sp0 e Sp1) e com o usuário através de uma conexão USB.

Os conversores A/D e D/A são implementados em um único *chip* (codec), que é o AD1836, possuindo 24 bits de resolução, frequência de amostragem programável de 48 kHz ou 96 kHz e faixa dinâmica de  $\pm 2$  V de pico. O conversor A/D possui dois canais de entrada estéreo, acessados via dois pares de conectores do tipo RCA, enquanto o conversor D/A possui três canais estéreo de saída, acessados via três pares de conectores do tipo RCA [29]. A Fig. 4.1 ilustra o diagrama em blocos do EZ-KIT utilizado para avaliar os algoritmos adaptativos considerados nesta dissertação.

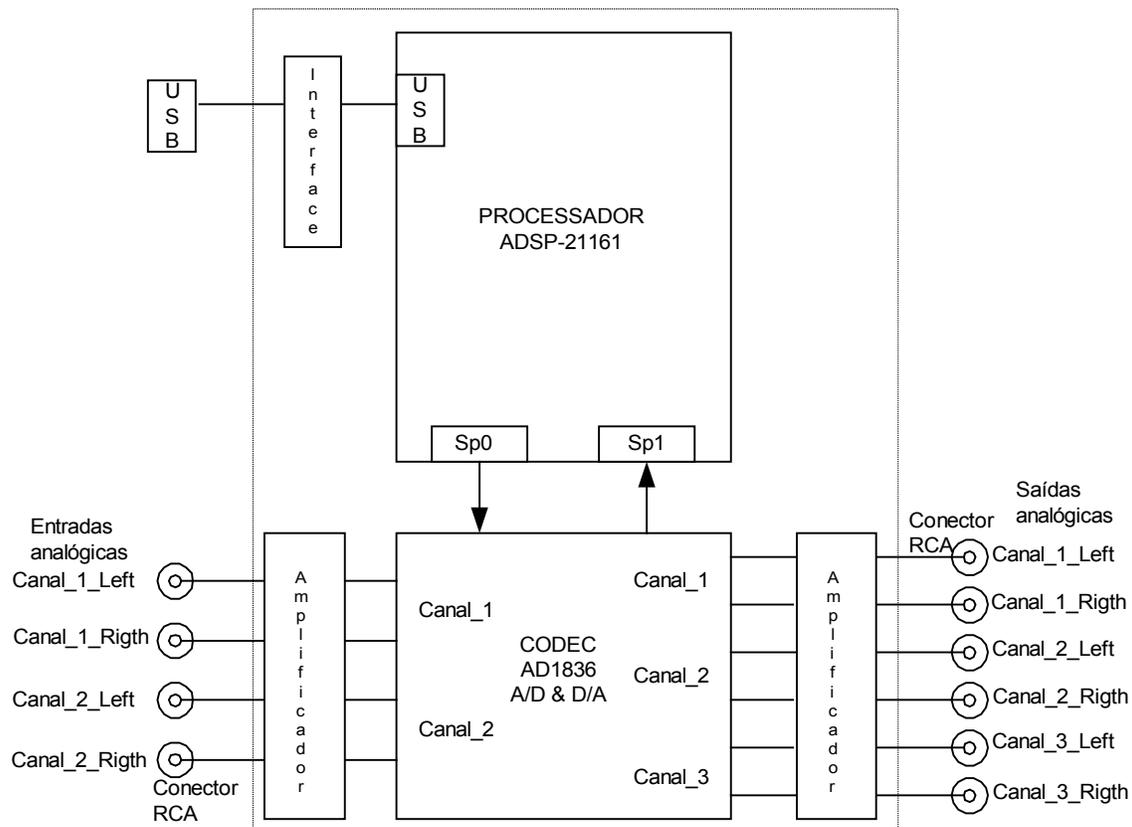


Fig. 4.1. Diagrama em blocos do EZ KIT.

Para realizar a programação dos algoritmos a serem executados no EZ-KIT é utilizada a ferramenta de desenvolvimento de *software* VisualDSP [30]. Essa ferramenta permite a execução dos algoritmos em dois modos diferentes de operação: simulação e

controle. No primeiro deles, são utilizados sinais de teste para a avaliação do comportamento dos algoritmos. Já no modo de controle, o VisualDSP é conectado à placa de processamento de sinais; assim, o algoritmo considerado é avaliado utilizando sinais reais oriundos do mundo externo. Isto é, os sinais utilizados advêm de uma situação prática real, tal como a tarefa de controle de vibrações descrita neste trabalho.

O VisualDSP dispõe de um eficiente compilador C, permitindo o desenvolvimento dos algoritmos nas linguagens C ou C++. Algumas das principais características do VisualDSP são: executar passo a passo o algoritmo, monitorar os registradores do processador, vincular arquivos externos a variáveis do projeto, gerar gráficos, dentre outras facilidades.

#### 4.1.2 Transdutores

Na montagem dos experimentos de controle são utilizados dois tipos de transdutores. Os que convertem *sinais de vibração mecânica* → *sinais elétricos* e os que convertem *sinais elétricos* → *sinais de vibração mecânica*. Neste trabalho, são considerados dois transdutores do primeiro tipo, denominados acelerômetros [31]. Um deles fornece o sinal de referência e o outro o sinal de vibração residual (sinal de erro). Os acelerômetros utilizados são de grande precisão e fabricados pela empresa Bruel & Kjaer, com as seguintes especificações: acelerômetro modelo BK4393, com sensibilidade de 0,3132 pC/ms<sup>-2</sup>, para a aquisição do sinal de erro e acelerômetro modelo BK4375, com sensibilidade de 0,316 pC/ms<sup>-2</sup>, para adquirir o sinal de referência.

Para a segunda classe de conversão (*sinais elétricos* → *sinais de vibração mecânica*) são utilizados excitadores eletromecânicos (*shaker*) [32]. Esses dispositivos convertem uma tensão de entrada em uma força de intensidade proporcional a essa tensão. Na montagem experimental são considerados dois desses excitadores, um para gerar a perturbação (*shaker* de perturbação) e outro para realizar o controle (*shaker* de controle). Os excitadores usados são também fabricados pela empresa Bruel & Kjaer e o modelo utilizado é o BK 4810.

### 4.1.3 Amplificadores

Para compatibilizar os níveis de tensão exigidos pelos transdutores, excitadores e as entradas e saídas do EZ-KIT são utilizados amplificadores de potência e pré-amplificadores [33]. Na montagem experimental são considerados um amplificador de potência (modelo BK2706) para excitar o *shaker* de perturbação, um amplificador de potência (modelo BK2718) para excitar o *shaker* de controle e dois pré-amplificadores de carga (modelo BK2635) para os acelerômetros, todos fabricados pela Bruel & Kjaer.

### 4.1.4 Gerador e analisador digital de sinais

O gerador e analisador de sinais utilizado é o Signal Calc ACE [34], fabricado pela empresa *Data Physics Corp.* Esse equipamento é um analisador de sinais dinâmicos (ASD), sendo composto por uma placa de aquisição de dados e um *software* para controle e processamento de sinais. A placa possui as seguintes características: dois canais de entrada, dois canais de saída e um processador de sinais dedicado. O *software* de controle possui um ambiente amigável e várias funções integradas, dentre as quais podem-se citar: gera sinais de diferentes frequências e amplitudes, permite exportar os sinais adquiridos para diferentes formatos de arquivo e analisa em tempo real os sinais adquiridos nos domínios do tempo e da frequência.

## 4.2 Sistema de Controle de Vibrações

O sistema usado nos experimentos de controle ativo de vibrações é ilustrado na Fig. 4.2. Nessa figura, são apresentados os equipamentos do sistema de controle, suas interconexões e o sistema mecânico a ser controlado.

Um microcomputador PC (*personal computer*) controla a execução do experimento através dos *softwares* Signal Calc ACE e VisualDSP. O Signal Calc ACE é encarregado de gerar o sinal de perturbação no sistema mecânico e monitorar os níveis de vibração na viga. O VisualDSP é o ambiente que permite programar, controlar e monitorar a placa de processamento EZ-KIT. Observe na Fig. 4.2 que a placa recebe os sinais de referência  $x(n)$  e de erro  $e(n)$ , e envia (através do algoritmo adaptativo) o sinal de excitação secundária  $y(n)$  para o *shaker* de controle.

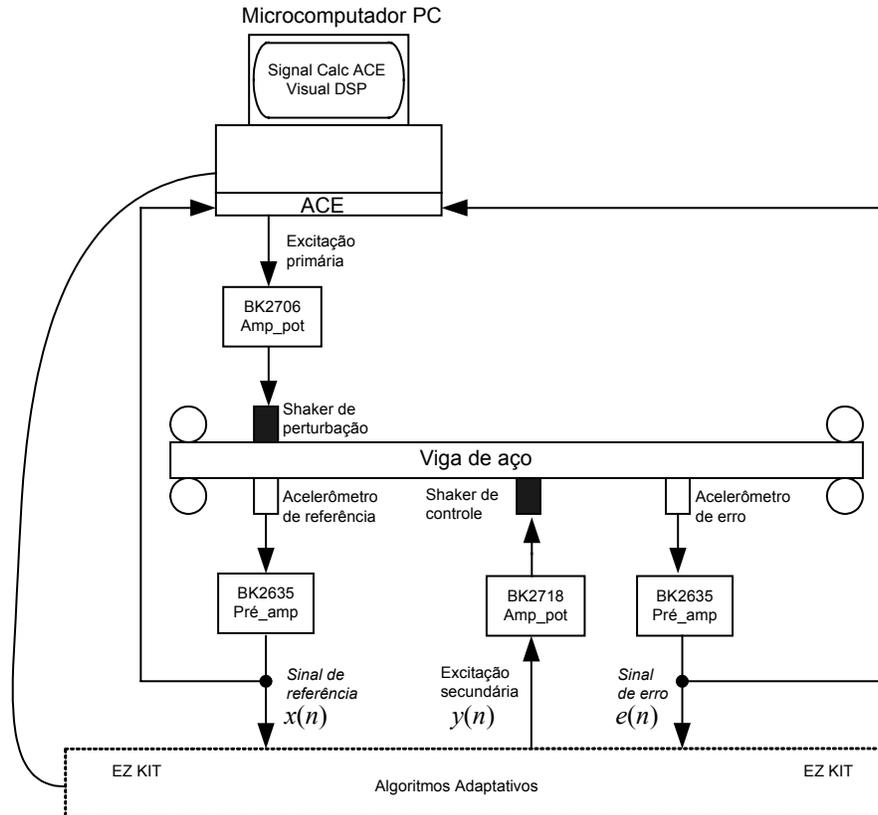


Fig. 4.2. Sistema usado nos experimentos de controle de vibrações.

### 4.3 Identificação dos Caminhos de Realimentação e Secundário

O processo de identificação utilizado neste trabalho consiste em obter um modelo equivalente de um sistema desconhecido através de um filtro adaptativo. Sendo o sistema desconhecido linear, será utilizado em tal procedimento, um filtro adaptativo composto por um filtro transversal FIR e um algoritmo LMS [12].

A Fig. 4.3 ilustra a aplicação de um filtro adaptativo a um problema de identificação de um sistema desconhecido (planta) sendo o processamento implementado na placa EZ-KIT. A notação empregada para os sinais apresentados é: sinal de excitação ou referência  $x(n)$ , saída do sistema desconhecido ou sinal desejado  $d(n)$ , saída do algoritmo adaptativo  $y(n)$  e sinal de erro  $e(n)$ . O sinal de erro  $e(n)$  é obtido pela diferença entre o sinal desejado e a saída do algoritmo  $y(n)$ . Monitorando a magnitude do sinal de erro em regime permanente, tem-se uma indicação da convergência do algoritmo. Considerando que o algoritmo adaptativo atinja a convergência, os valores resultantes no vetor de coeficientes

$\mathbf{w}$  correspondem ao modelo da resposta do sistema desconhecido para o tipo de excitação considerado.

A precisão obtida nos experimentos de identificação é dependente do valor escolhido para o passo de adaptação  $\mu$  e do comprimento atribuído ao vetor de coeficientes  $\mathbf{w}$  [12]. Assim, quanto menor é o valor do passo de adaptação, mais preciso é o modelo obtido do sistema desconhecido; porém, a convergência do algoritmo se torna mais lenta [12]. A utilização de um passo de adaptação pequeno é justificado pelo fato que o sistema desconhecido utilizado neste trabalho é invariante no tempo e também porque o experimento de identificação é realizado de forma *off-line* [6], [9], ou seja, esse experimento é realizado de forma independente da operação de controle.

No caso do sistema desconhecido ser variante no tempo, a identificação deve ser realizada de forma simultânea à operação de controle. Para tal situação, o valor do passo de adaptação utilizado deve ser tal que permita ao algoritmo LMS acompanhar as variações no comportamento do sistema [6]. Já o valor escolhido para o comprimento do vetor  $\mathbf{w}$  deve ser compatível com o comprimento da resposta ao impulso da planta desconhecida.

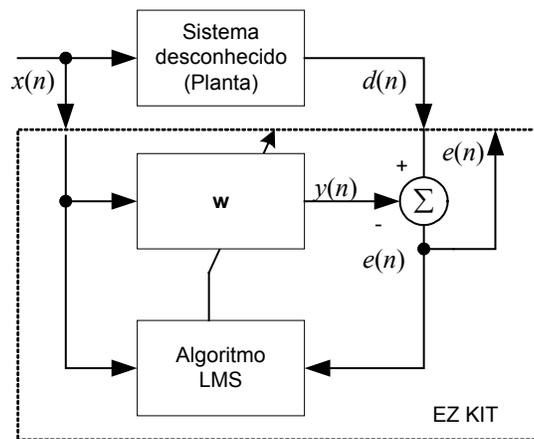


Fig. 4.3. Diagrama em blocos do procedimento de identificação no EZ-KIT.

Para implementar o procedimento de identificação apresentado na Fig. 4.3, são executados os seguintes passos:

- a) Escolher o número de coeficientes  $N$  e o passo de adaptação  $\mu$ . Para o instante inicial  $n = 0$ , o vetor de coeficientes é inicializado com zero,  $\mathbf{w}(0) = 0$ .
- b) (Instante  $n \geq 1$ ) Adquirir as amostras dos sinais  $x(n)$  e  $d(n)$ .

- c) Calcular  $y(n)$  através da equação  $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$ .
- d) Calcular o sinal de erro pela equação  $e(n) = d(n) - y(n)$ .
- e) Atualizar o vetor de coeficientes  $\mathbf{w}(n)$  utilizando  $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n)$ .
- f) Retornar ao item (b).

O mesmo procedimento descrito anteriormente é considerado na identificação dos caminhos de realimentação e secundário do sistema de controle ativo de vibrações. A fim de reduzir o tempo despendido nessa tarefa, os caminhos são identificados simultaneamente conforme o esquema apresentado na Fig. 4.4. Nessa figura, observa-se a disposição dos diferentes elementos utilizados no experimento. A notação empregada para os sinais considerados no diagrama é: sinal de referência  $x(n)$ , sinal desejado do caminho de realimentação  $d_f(n)$ , sinal desejado do caminho secundário  $d_s(n)$ , sinal de erro do caminho de realimentação  $e_f(n)$  e sinal de erro do caminho secundário  $e_s(n)$ .

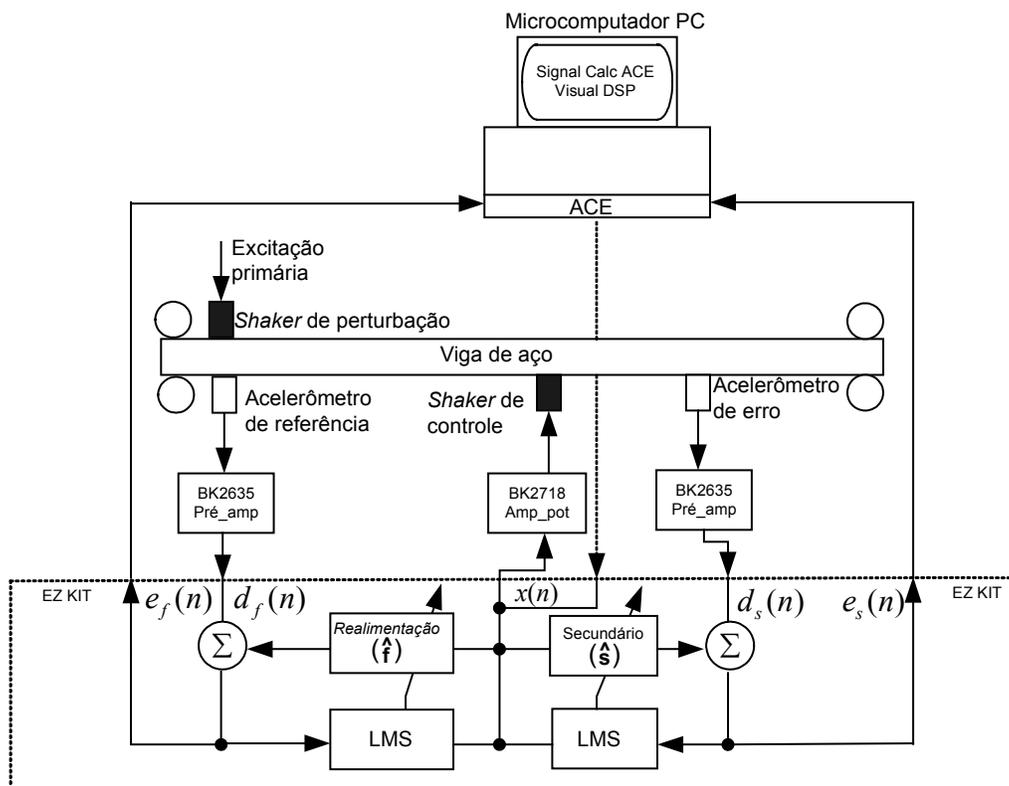


Fig. 4.4. Diagrama em blocos da identificação dos caminhos de realimentação e secundário.

Outras tarefas executadas no experimento de identificação dos caminhos de realimentação e secundário são:

- a) Gerar o sinal de excitação do sistema mecânico no Signal Calc ACE.
- b) Ajustar o ganho do amplificador de potência BK2718 e dos pré-amplificadores BK2635 até que os níveis de tensão nos sinais  $d_f(n)$  e  $d_s(n)$  sejam adequados à faixa dinâmica do EZ-KIT.
- c) Utilizar o procedimento descrito anteriormente para a identificação de um sistema desconhecido, escolhendo-se valores para  $N_f$  (caminho de realimentação) e de  $N_s$  (caminho secundário).
- d) Avaliar a convergência dos algoritmos pela monitoração dos sinais de erro  $e_f(n)$  e  $e_s(n)$ .

Na prática, a seqüência de operações até aqui detalhada é realizada várias vezes. O objetivo desta repetição é obter o melhor modelo possível para os caminhos de realimentação e secundário. Assim, são utilizadas diferentes combinações dos parâmetros  $\mu$ ,  $N_f$  e  $N_s$ . Finalmente, o critério utilizado para a escolha do modelo é a menor magnitude do sinal de erro em regime permanente.

Durante a realização dos experimentos de identificação dos caminhos, o *shaker* de perturbação permanece conectado à viga, embora não esteja sendo alimentado. Essa precaução resulta em modelos mais precisos para os caminhos identificados; dessa forma, é considerado o carregamento acrescentado por esse dispositivo no sistema mecânico a ser controlado.

#### 4.4 Resultados da Identificação dos Caminhos

O primeiro experimento que deve ser realizado no sistema de controle ativo de vibrações é a identificação dos caminhos de realimentação e secundário. Nesse experimento, são obtidas estimações das respostas desses caminhos, modeladas pelo vetor de coeficientes do filtro adaptativo. A configuração e os procedimentos necessários para a realização do experimento foram apresentadas na Seção 4.3. Os sinais usados para excitar o sistema mecânico são sinais senoidais com frequências de 80 Hz e 300 Hz. A escolha de

tais sinais (conforme discutido na Seção 2.3) deve-se à possibilidade de excitar o sistema mecânico com frequências próximas às frequências de ressonância da viga.

Os parâmetros que devem ser escolhidos para realizar o experimento de identificação são: passo de adaptação ( $\mu$ ) do algoritmo LMS, comprimento do filtro ( $N_s$ ) que modela o caminho secundário e comprimento do filtro ( $N_f$ ) que modela o caminho de realimentação. Para observar a influência desses parâmetros, são mostrados gráficos ilustrando o comportamento do algoritmo. Assim a Fig. 4.5 apresenta a variação do erro quadrático médio em regime permanente (EQM), para diferentes valores de  $\mu$  e  $N_s$ .

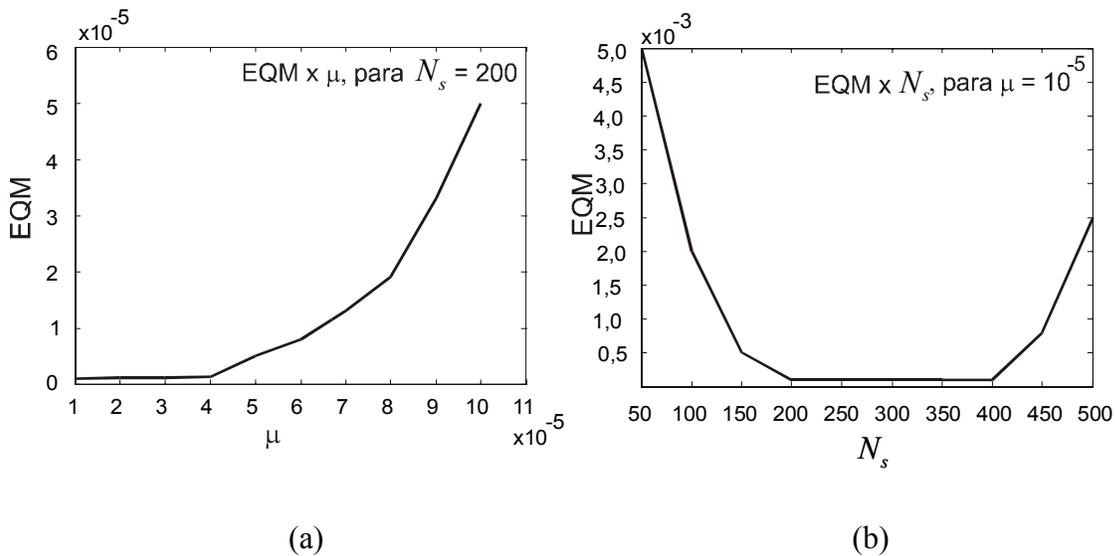


Fig. 4.5 Comportamento do EQM na identificação do caminho secundário em função do valor do passo de adaptação (a) e do número de coeficientes do filtro adaptativo (b).

Observa-se na Fig. 4.5(a) que a escolha de valores pequenos para o passo de adaptação resultam em valores menores de EQM e, portanto, em um modelo mais preciso para o caminho identificado. Esse resultado está de acordo com o que a teoria prediz, conforme discutido em [12]. Já, em relação ao comprimento do filtro, observa-se na Fig. 4.5(b) a existência de uma faixa de valores que resultam em pequenos valores do EQM. Para reduzir a complexidade computacional do algoritmo de controle, é utilizado o menor valor dentro dessa faixa, ou seja,  $N_s = 200$  coeficientes. Através de um procedimento equivalente, é obtido o modelo para o caminho de realimentação. Usando a mesma

restrição de complexidade computacional anteriormente mencionada, é obtido o modelo do caminho de realimentação com  $N_f = 800$  coeficientes.

A Fig. 4.4 apresenta a configuração usada no experimento de identificação. Observa-se, nessa figura, que os sinais de erro são monitorados durante o experimento de identificação. Dessa forma, pode-se avaliar a precisão da identificação realizada. Ou seja, quanto menor a magnitude do sinal de erro em regime permanente, mais preciso é o modelo obtido. As Figs. 4.6 e 4.7 mostram o comportamento do sinal de erro para diferentes comprimentos do filtro adaptativo. Pode-se constatar das Figs. 4.6 e 4.7 dois fatos significativos. O primeiro deles é a convergência do algoritmo LMS. O segundo é que variações nos comprimentos dos filtros adaptativos resultam em correspondentes variações na magnitude do sinal de erro em regime permanente.

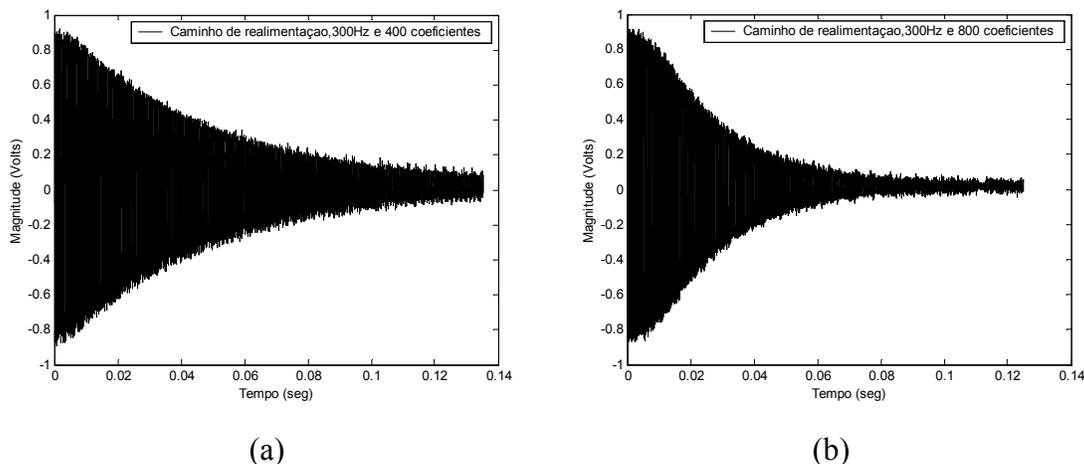


Fig 4.6 Evolução do sinal de erro na identificação do caminho de realimentação. (a) Caminho de realimentação com 400 coeficientes e excitação de 300 Hz. (b) Caminho de realimentação com 800 coeficientes e excitação de 300 Hz.

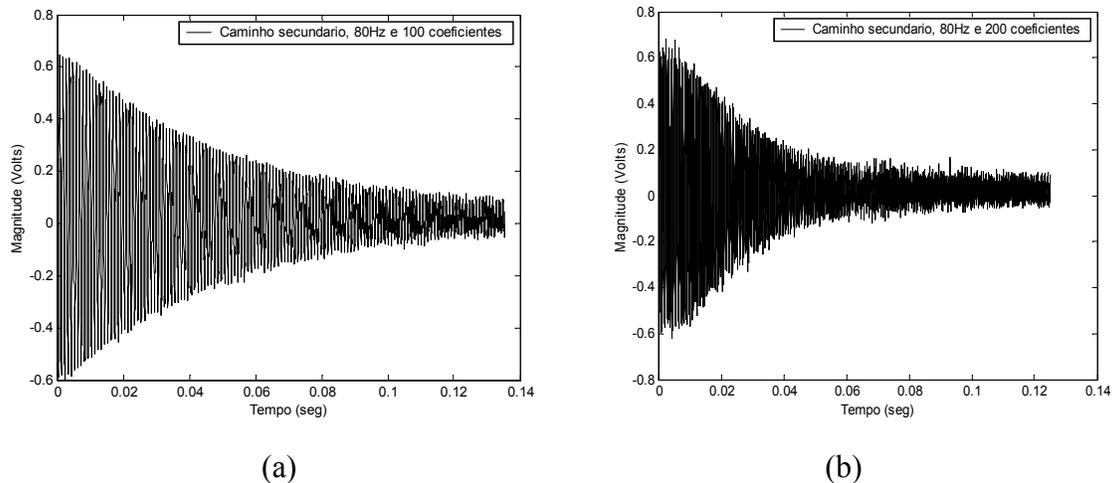


Fig 4.7 Evolução do sinal de erro na identificação do caminho secundário. (a) Caminho secundário com 100 coeficientes e excitação de 80 Hz. (b) Caminho secundário com 200 coeficientes e excitação de 80 Hz.

Ao final de cada experimento de identificação, o vetor de coeficientes do filtro adaptativo é salvo em arquivo. Esse procedimento permite que os modelos obtidos sejam posteriormente incorporados aos algoritmos de controle.

#### 4.5 Considerações e Conclusões

Neste capítulo foram apresentadas as diversas ferramentas de *hardware* e *software* utilizadas nos experimentos de controle ativo de vibrações. Foram apresentados os procedimentos utilizados no experimento de identificação dos caminhos de realimentação e secundário do sistema de controle, bem como alguns dos resultados obtidos. No próximo capítulo são realizados os experimentos de controle de vibrações com versões do algoritmos LMS, apresentadas no Capítulo 3.

## **PARTE EXPERIMENTAL II: CONTROLE DE VIBRAÇÕES**

Neste capítulo são apresentados os resultados dos experimentos de controle ativo de vibrações com versões do algoritmo LMS atuando sobre o sistema de controle apresentado no Capítulo 4. Tais resultados têm por objetivo avaliar o desempenho do sistema de controle em relação a variações nos parâmetros de cada algoritmo. Finalmente, é realizada uma comparação de desempenho do sistema de controle considerando os diferentes algoritmos implementados.

### **5.1 Implementação dos Algoritmos de Controle**

Os experimentos de controle de vibrações são realizados considerando o sistema mostrado na Fig. 4.2 usando os algoritmos descritos nas Seções 3.3 a 3.8. Assume-se que os equipamentos (amplificadores e pré-amplificadores) desse sistema estão adequadamente ajustados e que os níveis dos sinais de entrada da placa EZ-KIT sejam compatíveis com sua faixa dinâmica.

Os algoritmos são carregados e executados na placa EZ-KIT através do *software* VisualDSP. Como mencionado no Capítulo 3, os algoritmos possuem parâmetros que influenciam de forma significativa o desempenho do sistema de controle (número de coeficientes, valor do passo de adaptação, dentre outros.). Tal fato será comprovado experimentalmente neste capítulo para diferentes valores desses parâmetros.

Os experimentos de controle utilizam como excitação do sistema mecânico os mesmos sinais que foram empregados no procedimento de identificação, ou seja, sinais senoidais com frequências de 80 Hz e 300 Hz. Tais sinais são escolhidos pois deseja-se avaliar o comportamento dos algoritmos em uma situação extrema, considerando um nível elevado de vibração no sistema mecânico decorrente da excitação harmônica próxima de uma ressonância. Na seqüência, são descritos os passos necessários para implementar cada

um dos algoritmos, bem como são apresentados os resultados obtidos no experimento considerando cada algoritmo avaliado.

## 5.2 Algoritmo FxLMS

A Fig. 5.1 mostra o diagrama em blocos do algoritmo FxLMS implementado na placa EZ-KIT. Observa-se nessa figura a inclusão da estimativa do caminho secundário obtida a partir do procedimento de identificação descrito na Seção 4.3.

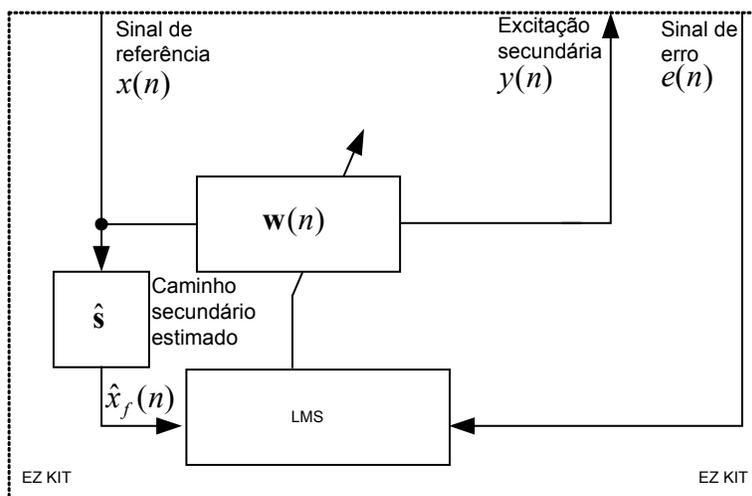


Fig. 5.1. Diagrama em blocos do algoritmo FxLMS implementado no EZ-KIT.

Substituindo o diagrama da Fig. 5.1 no retângulo pontilhado da Fig. 4.2, obtém-se o diagrama em blocos do sistema de controle com o algoritmo FxLMS. A implementação desse algoritmo no EZ-KIT é descrita pela seguinte seqüência de passos:

- Escolher os parâmetros  $N$ ,  $N_s$ ,  $\mu$  e fixar  $\mathbf{w}(0) = 0$ .
- Adquirir as amostras atuais dos sinais  $x(n)$  e  $e(n)$ .
- Calcular  $y(n)$  através da equação  $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$ .
- Calcular  $\hat{x}_f(n)$  pela equação  $\hat{x}_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i x(n-i)$ .
- Atualizar os coeficientes  $\mathbf{w}$  pela equação  $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\hat{\mathbf{x}}_f(n)$ .
- Retornar ao passo (b).

O desempenho do sistema de controle considerando o algoritmo FxLMS varia dependendo dos valores atribuídos aos parâmetros  $\mu$ ,  $N$  e  $N_s$ . No caso particular do passo de adaptação, esse deve atender à relação de compromisso entre a estabilidade do algoritmo e a velocidade de convergência. O tamanho escolhido para o vetor de coeficientes  $\mathbf{w}$  deve ser tal que o tempo despendido para o cálculo de  $y(n)$  seja menor do que o atraso de propagação no sistema mecânico e  $N_s$  deve ser adequado para o modelo do caminho secundário. A escolha do conjunto de valores que resultam no melhor desempenho do sistema de controle ativo é realizada com base nos resultados experimentais.

### 5.2.1 Resultados obtidos

O experimento de controle de vibrações usando o algoritmo FxLMS é realizado conforme descrito anteriormente para diferentes comprimentos do filtro adaptativo  $N$  e passo de adaptação  $\mu$ . O valor utilizado para  $N_s$  é 200, que corresponde ao modelo estimado do caminho secundário conforme apresentado na Seção 4.3. Os resultados experimentais obtidos não levam à convergência do algoritmo, mesmo para diferentes combinações de  $N$  e  $\mu$ . Tal resultado é justificado pela falta da compensação representada pelo caminho de realimentação, bem como pela ausência do fator de perdas  $\gamma$  para contornar os problemas de excitação espectral insuficiente e de precisão finita nos cálculos matemáticos efetuados [12].

### 5.3 Algoritmo FBFxLMS

A Fig. 5.2 mostra o diagrama em blocos do algoritmo FBFxLMS implementado na placa EZ-KIT. Note nesta figura a inclusão da estimação do caminho de realimentação ao algoritmo FxLMS convencional.

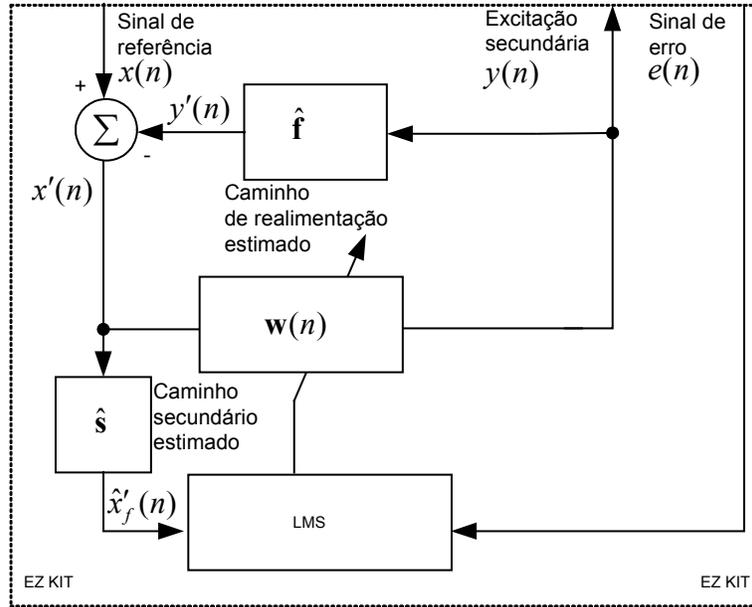


Fig. 5.2. Diagrama em blocos do algoritmo FBFxLMS implementado no EZ-KIT.

Substituindo o diagrama da Fig. 5.2 no retângulo pontilhado da Fig. 4.2, obtém-se o diagrama em blocos do sistema de controle com o algoritmo FBFxLMS. A implementação do algoritmo FBFxLMS no EZ-KIT é descrita pela seguinte seqüência de passos:

- a) Escolher os parâmetros  $N$ ,  $N_s$ ,  $N_f$ ,  $\mu$  e fixar  $\mathbf{w}(0) = 0$ .
- b) Adquirir as amostras atuais dos sinais  $x(n)$  e  $e(n)$ .
- c) Calcular  $y'(n)$  pela equação  $y'(n) = \sum_{i=0}^{N_f-1} f_i y(n-i)$ .
- d) Calcular  $x'(n)$  pela equação  $x'(n) = x(n) - y'(n)$ .
- e) Calcular  $y(n)$  pela equação  $y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}'(n)$ .
- f) Calcular  $\hat{x}'_f(n)$  pela equação  $\hat{x}'_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i x'(n-i)$ .
- g) Atualizar os coeficientes  $\mathbf{w}$  pela equação  $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \hat{\mathbf{x}}'_f(n)$ .
- h) Retornar ao passo (b).

Da mesma forma que no caso do algoritmo FxLMS, tem-se o desempenho do FBFxLMS dependente dos parâmetros  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$  e também de  $N_f$ . A escolha dos valores

de  $N_s$  e  $N_f$  deve considerar os modelos identificados dos caminhos secundário e de realimentação.

### 5.3.1 Resultados obtidos

O experimento de controle de vibrações é repetido, agora utilizando o algoritmo FBFxLMS. Os passos para a realização do experimento foram descritos anteriormente. Os comprimentos dos caminhos de realimentação e secundário são, respectivamente,  $N_f = 800$  e  $N_s = 200$ . O experimento é repetido para diferentes comprimentos  $N$  do filtro adaptativo e do passo de adaptação  $\mu$ . Novamente, os resultados experimentais não levam à convergência do algoritmo de controle. Os resultados obtidos nesta Seção e na Seção 5.2 confirmam que a utilização direta dos algoritmos FxLMS e FBFxLMS não produzem um resultado satisfatório. Os principais motivos para esse baixo desempenho são: a precisão finita do processador ou possíveis não-linearidades nos transdutores. Assim, nos experimentos subsequentes são utilizados algoritmos que compensem tal problema.

### 5.4 Algoritmos LFxLMS e LFBFxLMS

Os passos necessários para a implementação dos algoritmos LFxLMS e LFBFxLMS no EZ-KIT são equivalentes aos realizados para os algoritmos FxLMS e FBFxLMS, respectivamente, com o acréscimo do fator de perdas  $\gamma$ . As modificações para o algoritmo LFxLMS são: inclusão do fator de perdas  $\gamma$  no passo (a), calculando o correspondente fator de perdas modificado  $\nu$  pela equação  $\nu = 1 - \mu\gamma$ . Deve-se ainda incluir o fator  $\nu$  no cálculo de atualização dos coeficientes do passo (e). Já para o algoritmo LFBFxLMS, as modificações são: acrescentar o fator de perdas  $\gamma$  no passo (a), calcular o fator de perdas modificado  $\nu$  e incluir esse fator na equação de atualização do passo (g), ou seja,  $\mathbf{w}(n+1) = \nu\mathbf{w}(n) + \mu e(n)\hat{\mathbf{x}}'_f(n)$ .

O desempenho do sistema de controle ativo usando os algoritmos LFxLMS e LFBFxLMS é dependente dos valores atribuídos aos parâmetros  $\gamma$ ,  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$ . As restrições para a escolha dos valores de  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$  foram já mencionadas. Entretanto, a escolha do fator de perdas depende do passo de adaptação utilizado, visto que o produto  $\mu\gamma$

altera o fator de perdas modificado  $\nu$  e, de forma correspondente, o desempenho do algoritmo. A escolha do valor para o fator de perdas que resulta no melhor desempenho do sistema de controle ativo é realizada com base em resultados experimentais.

#### 5.4.1 Resultados obtidos

O sistema de controle de vibrações considerando o algoritmo LFXLMS corresponde ao diagrama apresentado na Fig. 4.2, executando na placa EZ KIT o algoritmo LFXLMS. De forma equivalente, obtemos o sistema de controle com o algoritmo LFBFXLMS. Os passos necessários para realizar o experimento de controle usando o algoritmos LFXLMS e LFBFXLMS foram descritos anteriormente. Esses algoritmos utilizam um fator de perdas  $\gamma$  para contornar os problemas decorrentes de precisão finita, como também da insuficiência de excitação espectral [17]. Essa modificação mostrou-se robusta, pois são obtidas reduções na vibração do sistema mecânico considerando ambos os algoritmos.

Inicialmente são realizados experimentos de forma a comparar o desempenho do sistema de controle com os algoritmos LFXLMS e LFBFXLMS. Os modelos utilizados dos caminhos de realimentação e secundário correspondem aos estimados na Seção 4.3 e os comprimentos utilizados para  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$  correspondem respectivamente a 800, 200 e 800. O experimento é realizado para diferentes combinações dos parâmetros  $\gamma$  e  $\mu$ , sendo que o desempenho obtido com o algoritmo LFBFXLMS foi sempre superior ao do LFXLMS. Tal fato é ilustrado pelas Figs. 5.3 e 5.4, onde se observam reduções na magnitude do sinal do erro em ambas as frequências de excitação 80 Hz e 300 Hz. Deve-se destacar que os resultados mostrados nas Figs. 5.3 e 5.4 são obtidos fixando os parâmetros  $\mu = 10^{-3}$  e  $\gamma = 1$ .

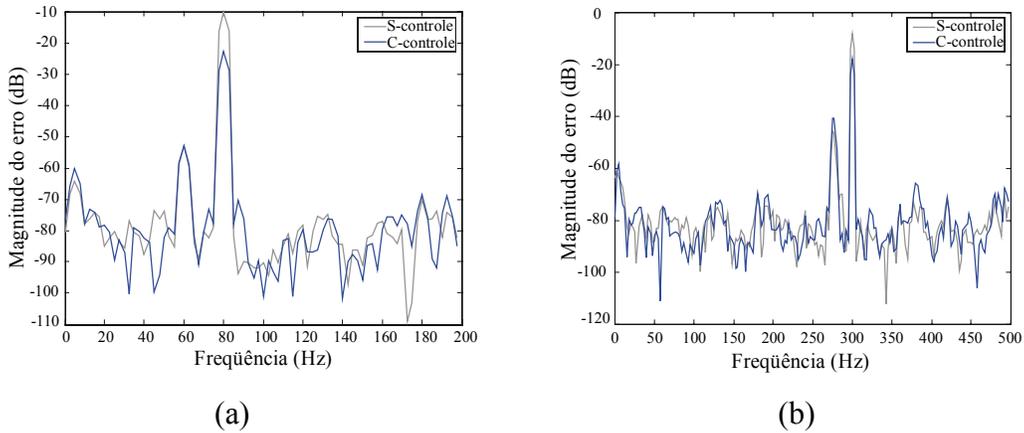


Fig. 5.3. Espectro de potência do sinal de erro para o algoritmo LFXLMS com uma excitação de (a) 80 Hz e (b) 300 Hz.

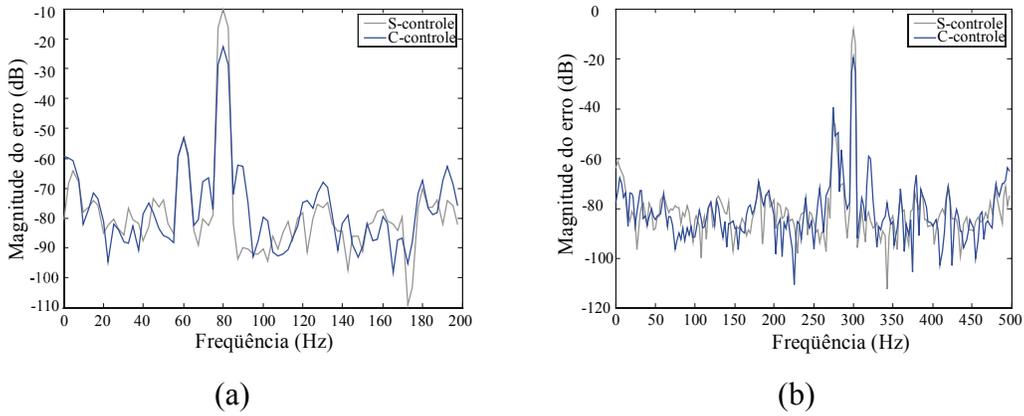


Fig. 5.4. Espectro de potência do sinal de erro para o algoritmo LFBFXLMS com uma excitação de (a) 80 Hz e (b) 300 Hz.

A Tabela 5.1 apresenta, de forma resumida, a intensidade da atenuação obtida no sistema de controle considerando os algoritmos LFXLMS e LFBFXLMS.

Tabela 5.1 - Comparação entre os algoritmos LFXLMS e LFBFXLMS

Algoritmo	80Hz, Atenuação (dB)	300Hz, Atenuação (dB)
LFXLMS	12	10
LFBFXLMS	13	12

Deve-se considerar que uma atenuação de 10 dB na vibração existente em um sistema mecânico é, via de regra, bastante significativa, podendo representar a diferença entre o sistema estar vibrando de forma insatisfatória ou satisfatória [11].

Observa-se que o algoritmo LFBF $\times$ LMS obteve um melhor desempenho. Tal fato está de acordo com as expectativas, já que a incorporação da compensação do caminho de realimentação reduz a interferência da ação de controle sobre o sinal de referência [6].

O segundo experimento consiste na avaliação de desempenho do sistema de controle considerando o algoritmo LFBF $\times$ LMS. A justificativa para a escolha desse algoritmo é que ele incorpora simultaneamente o caminho de realimentação e o fator de perdas, conforme discutido na Seção 3.5. A equação (3.40), no Capítulo 3, mostra que a atualização dos coeficientes do filtro adaptativo depende dos valores escolhidos para o passo de adaptação  $\mu$  e fator de perdas modificado  $\nu$ . Assim, será agora avaliada a influência de tais parâmetros no desempenho do sistema de controle.

A Fig. 5.5 mostra o desempenho do sistema de controle considerando o algoritmo LFBF $\times$ LMS. A variação no nível de vibração na viga, observada através do sinal de erro, é mostrada para diferentes valores de  $\nu$  e  $\mu$ , nas Fig. 5.5(a) e (b), respectivamente.

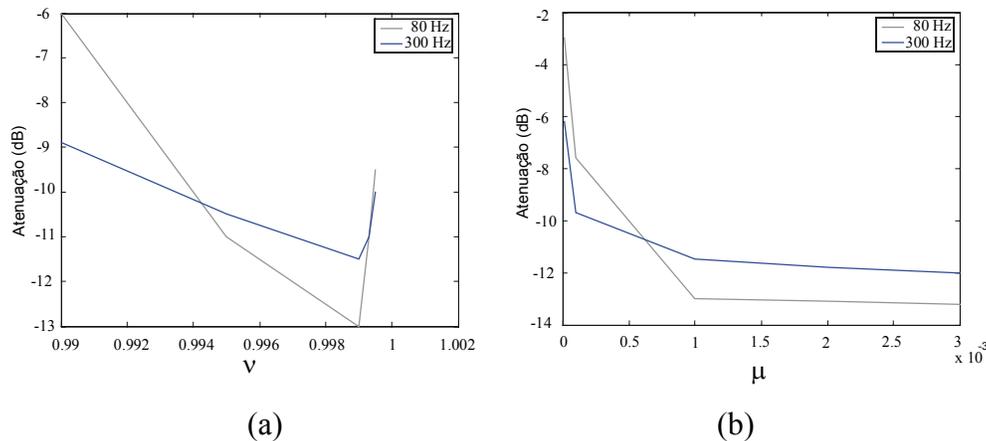


Fig. 5.5 Desempenho do sistema de controle considerando o algoritmo LFBF $\times$ LMS em função de (a) fator de perdas modificado  $\nu$  e (b) passo de adaptação  $\mu$ .

Verifica-se pela Fig. 5.5(a) a existência de um valor ótimo para o fator de perdas modificado ( $\nu = 0,999$ ), como também a grande sensibilidade do EQM do algoritmo para pequenas variações de  $\nu$ . Já a Fig. 5.5(b) mostra uma relação entre o passo de adaptação  $\mu$  e a atenuação obtida. Entretanto, observou-se experimentalmente instabilidade no algoritmo ao se utilizar um passo de adaptação maior que  $3 \times 10^{-3}$ . A máxima atenuação obtida é de 13 dB em 80 Hz e de 12 dB em 300 Hz.

A seguir, são realizados experimentos com diferentes versões do algoritmo LFBF<sub>x</sub>LMS que modificam automaticamente seus parâmetros de ajuste. São apresentados os algoritmos VLFBF<sub>x</sub>LMS e VSSLFBF<sub>x</sub>LMS que, respectivamente, ajustam o fator de perdas  $\gamma$  e o passo de adaptação  $\mu$ .

### 5.5 Algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS

A Fig. 5.6 mostra o diagrama em blocos do algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS implementado na placa EZ-KIT. Note a operação adicional correspondente ao cálculo do fator de perdas variável ao algoritmo LFBF<sub>x</sub>LMS.

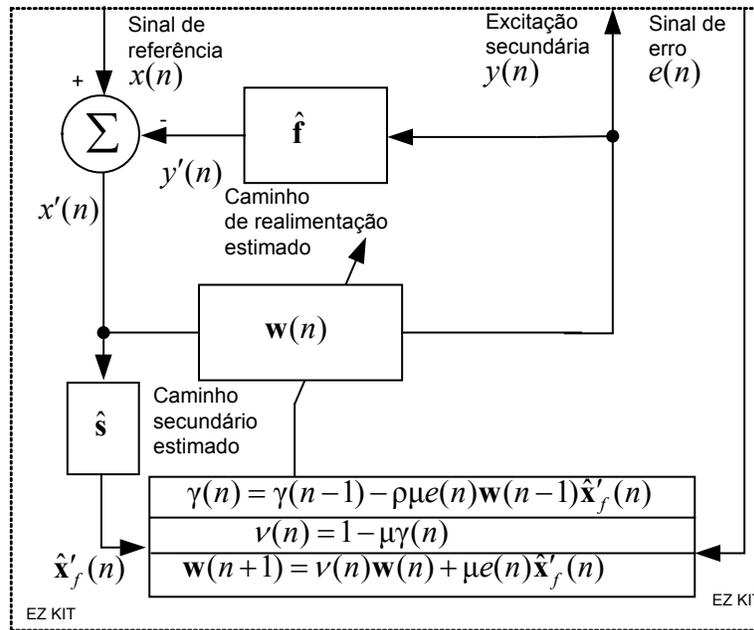


Fig. 5.6. Diagrama em blocos do algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS implementado no EZ-KIT.

Substituindo o diagrama da Fig. 5.6 no retângulo pontilhado da Fig. 4.2, obtém-se o diagrama em blocos do sistema de controle com o algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS. A implementação do algoritmo VLFBF<sub>x</sub>LMS no EZ-KIT é descrita pelos seguintes passos:

- Escolher os parâmetros  $\rho$ ,  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$ ,  $N_f$  e fixar  $\mathbf{w}(0) = 0$ .
- Adquirir as amostras atuais dos sinais  $x(n)$  e  $e(n)$ .

- Calcular  $y'(n)$  pela equação  $y'(n) = \sum_{i=0}^{N_f-1} f_i y(n-i)$ .

- d) Calcular  $x'(n)$  pela equação  $x'(n) = x(n) - y'(n)$ .
- e) Calcular  $y(n)$  pela equação  $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}'(n)$ .
- f) Calcular  $\hat{x}'_f(n)$  pela equação  $\hat{x}'_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i x'(n-i)$ .
- g) Atualizar  $\gamma(n)$  pela equação  $\gamma(n) = \gamma(n-1) - \rho \mu e(n) \mathbf{w}(n-1) \hat{\mathbf{x}}'_f(n)$ .
- h) Atualizar  $\nu(n)$  pela equação  $\nu(n) = 1 - \mu \gamma(n)$ .
- i) Atualizar os coeficientes  $\mathbf{w}$  pela equação  $\mathbf{w}(n+1) = \nu(n) \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \hat{\mathbf{x}}'_f(n)$ .
- j) Retornar ao passo (b).

O desempenho do sistema de controle ativo usando o algoritmo VLFBFxLMS é dependente dos valores atribuídos aos parâmetros  $\rho$ ,  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$ . As restrições para a escolha dos valores de  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$  já foram apresentadas. O parâmetro  $\rho$  atua como o fator de ajuste para o algoritmo com fator de perdas variável. A escolha do parâmetro  $\rho$  que resulta no melhor desempenho do sistema é realizada com base nos resultados experimentais.

### 5.5.1 Resultados obtidos

Os experimentos realizados nesta seção têm por objetivo avaliar o desempenho do sistema de controle quando utilizamos um algoritmo com ajuste automático do fator de perdas. A seqüência de passos para a implementação do algoritmo VLFBFxLMS foi apresentada anteriormente. Dado que o fator de perdas depende da escolha do fator de ajuste  $\rho$  [equação (3.43)], é avaliada a influência desse fator no desempenho do algoritmo. Em todos os experimentos realizados foi constatada a convergência do algoritmo. Entretanto, os níveis de atenuação obtidos não foram significativos. Na Tabela 5.2, são apresentados os resultados de atenuação para diferentes valores de  $\rho$  usando a seguinte configuração  $N = 800$ ,  $N_f = 800$ ,  $N_s = 200$  e  $\mu = 10^{-3}$ .

Tabela 5.2 – Desempenho do algoritmo VLFBFxLMS em função do fator de ajuste  $\rho$ 

$\rho$	80Hz, Atenuação (dB)	300Hz, Atenuação (dB)
1	5	4
0,1	3	3
0,01	2,5	2

Os resultados apresentados na Tabela 5.2 mostram que a estratégia de ajustar apenas o fator de perdas  $\gamma(n)$ , mantendo o passo de adaptação  $\mu$  constante, não leva a um bom desempenho do algoritmo. De certa forma, tal comportamento é esperado, visto que existe uma relação entre  $\mu$  e  $\gamma$  [equação (3.41)]. Portanto, é necessário considerar um procedimento de ajuste simultâneo para o passo de adaptação.

## 5.6 Algoritmo VSSLFBFxLMS

Antes de utilizar o ajuste simultâneo para  $\mu$  e  $\gamma$ , será avaliado, nesta seção, o algoritmo que ajusta apenas o passo de adaptação  $\mu$ . O objetivo é avaliar como o ajuste do passo de adaptação afeta o desempenho do algoritmo de controle. O algoritmo utilizado é denominado VSSLFBFxLMS, apresentado na Seção 3.7.

Os passos necessários para a implementação do algoritmo VSSLFBFxLMS no EZ-KIT são equivalentes aos realizados para o algoritmo LFBFxLMS com a inclusão do passo de adaptação variável. Assim, sua implementação é realizada executando a seguinte seqüência de passos:

- a) Escolher os parâmetros  $\alpha$ ,  $\gamma$ ,  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$ ,  $N_f$  e fixar  $\mathbf{w}(0) = 0$ .
- b) Adquirir as amostras atuais dos sinais  $x(n)$  e  $e(n)$ .
- c) Calcular  $y'(n)$  pela equação  $y'(n) = \sum_{i=0}^{N_f-1} f_i y(n-i)$ .
- d) Calcular  $x'(n)$  pela equação  $x'(n) = x(n) - y'(n)$ .
- e) Calcular  $y(n)$  pela equação  $y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}'(n)$ .
- f) Calcular  $\hat{x}'_f(n)$  pela equação  $\hat{x}'_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i x'(n-i)$ .

- g) Calcular  $\mu(n)$  pela equação  $\mu(n) = \mu(n-1) + \alpha e(n) \hat{x}'_f(n) e(n-1) \hat{x}'_f(n-1)$ .
- h) Calcular  $\nu(n)$  pela equação  $\nu(n) = 1 - \mu(n)\gamma$ .
- i) Atualizar os coeficientes  $\mathbf{w}$  pela equação  $\mathbf{w}(n+1) = \nu(n)\mathbf{w}(n) + \mu(n)e(n)\hat{\mathbf{x}}'_f(n)$ .
- j) Retornar ao passo (b).

O desempenho do sistema de controle considerando o algoritmo VSSLFBFxLMS é dependente dos valores dos parâmetros  $\alpha$ ,  $\gamma$ ,  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$ . O parâmetro  $\alpha$  atua como um fator de ajuste para o algoritmo com passo variável. A escolha de  $\alpha$  que resulte no melhor desempenho do sistema de controle é realizada com base nos resultados experimentais.

### 5.6.1 Resultados obtidos

Os experimentos apresentados nesta seção têm por objetivo avaliar o desempenho do sistema de controle quando utilizamos um algoritmo que ajusta automaticamente o passo de adaptação. Os passos para realizar o experimento de controle com o algoritmo VSSLFBFxLMS foram apresentados anteriormente. Como a expressão de ajuste de  $\mu$  [equação (3.45)] depende do parâmetro  $\alpha$ , será avaliada a influência deste parâmetro no desempenho do algoritmo. Em todos os experimentos realizados foi constatada a convergência do algoritmo e os valores de atenuação obtidos são resumidos na Tabela 5.3. As condições utilizadas aqui são:  $N = 800$ ,  $N_f = 800$ ,  $N_s = 200$  e  $\gamma = 0,1$ .

Tabela 5.3 – Desempenho do algoritmo VSSLFBFxLMS em função do fator de ajuste  $\alpha$

$\alpha$	80Hz, Atenuação (dB)	300Hz, Atenuação (dB)
$10^{-4}$	8	9
$10^{-3}$	11,5	10
$10^{-2}$	8,5	9

A partir dos resultados mostrados na Tabela 5.3, percebe-se que a estratégia de ajustar apenas o passo de adaptação  $\mu$ , com um fator de perdas  $\gamma$  constante, apresenta valores significativos de atenuação. Entretanto, verificou-se que o desempenho não era

mantido para diferentes valores de  $\gamma$ . Para ilustrar tal fato, são apresentados na Tabela 5.4 os resultados de atenuação repetindo o experimento para  $\gamma = 0,01$ .

Tabela 5.4 - Desempenho do algoritmo VSSLFBFxLMS para  $\gamma = 0,01$

$\alpha$	80Hz, Atenuação (dB)	300Hz, Atenuação (dB)
$10^{-4}$	10	9,5
$10^{-3}$	9	9
$10^{-2}$	9,5	10

Os resultados apresentados nesta seção e na Seção 5.5 comprovam a necessidade de se realizar um ajuste simultâneo do fator de perdas  $\gamma$  e do passo de adaptação  $\mu$ . Esse procedimento é implementado no algoritmo VSSLFBFxLMS, apresentado na seqüência.

### 5.7 Algoritmo VSSLFBFxLMS

A Fig. 5.7 mostra o diagrama em blocos do algoritmo VSSLFBFxLMS implementado no EZ-KIT. Observa-se, nessa figura, a inclusão dos procedimentos de ajuste do passo de adaptação e do fator de perdas variável ao algoritmo FBFxLMS.

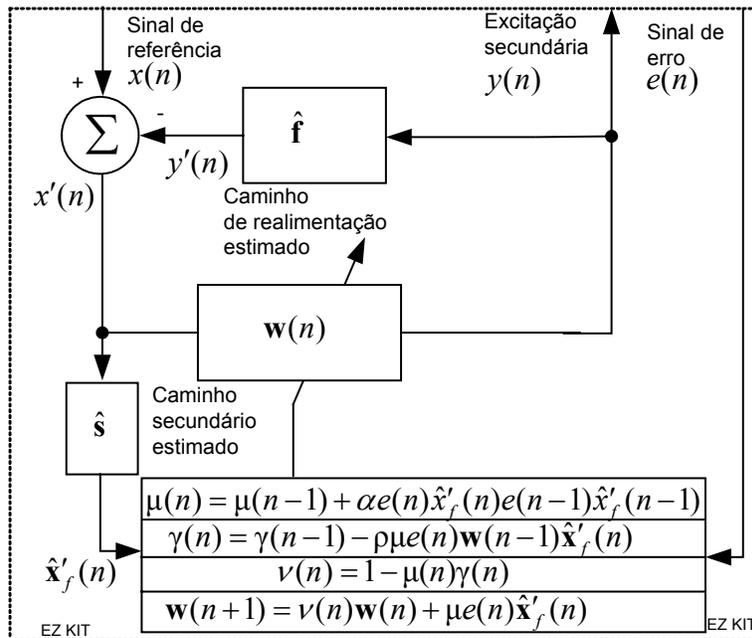


Fig. 5.7. Diagrama em blocos do algoritmo VSSLFBFxLMS implementado no EZ-KIT.

Substituindo o diagrama da Fig. 5.7 no retângulo pontilhado da Fig. 4.2, obtém-se o diagrama em blocos do sistema de controle com o algoritmo VSSVLFBFxLMS. A implementação desse algoritmo no EZ-KIT é realizada através da seguinte seqüência de passos:

- a) Escolher os parâmetros  $\alpha$ ,  $\rho$ ,  $\mu$ ,  $N$ ,  $N_s$ ,  $N_f$  e fixar  $\mathbf{w}(0) = 0$ .
- b) Adquirir as amostras atuais dos sinais  $x(n)$  e  $e(n)$ .
- c) Calcular  $y'(n)$  pela equação  $y'(n) = \sum_{i=0}^{N_f-1} f_i y(n-i)$ .
- d) Calcular  $x'(n)$  pela equação  $x'(n) = x(n) - y'(n)$ .
- e) Calcular  $y(n)$  pela equação  $y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}'(n)$ .
- f) Calcular  $\hat{x}'_f(n)$  pela equação  $\hat{x}'_f(n) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \hat{s}_i x'(n-i)$ .
- g) Calcular  $\mu(n)$  pela equação  $\mu(n) = \mu(n-1) + \alpha e(n) \hat{x}'_f(n) e(n-1) \hat{x}'_f(n-1)$ .
- h) Calcular  $\gamma(n)$  pela equação  $\gamma(n) = \gamma(n-1) - \rho \mu(n) e(n) \mathbf{w}(n-1) \hat{\mathbf{x}}'_f(n)$ .
- i) Calcular  $\nu(n)$  pela equação  $\nu(n) = 1 - \mu(n) \gamma(n)$ .
- j) Atualizar os coeficientes  $\mathbf{w}$  pela equação  $\mathbf{w}(n+1) = \nu(n) \mathbf{w}(n) + \mu(n) e(n) \hat{\mathbf{x}}'_f(n)$ .
- k) Retornar ao passo (b).

O desempenho do sistema de controle ativo usando o algoritmo VSSVLFBFxLMS é dependente dos valores dos parâmetros  $\alpha$ ,  $\rho$ ,  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$ . As restrições para a escolha dos valores de  $N$ ,  $N_s$  e  $N_f$  já foram anteriormente apresentadas. Os parâmetros  $\alpha$  e  $\rho$  atuam, respectivamente, nos cálculos do valor atual do passo de adaptação e do valor atual do fator de perdas. A escolha dos valores de  $\alpha$  e  $\rho$  que resultam no melhor desempenho do sistema de controle é realizada através de resultados experimentais.

### 5.7.1 Resultados obtidos

Os passos necessários para a realização do experimento de controle de vibrações com o algoritmo VSSVLFBFxLMS foram descritos anteriormente. O experimento é realizado com diferentes combinações de  $\rho$  e  $\alpha$ . Esses parâmetros controlam a velocidade

de convergência do fator de perdas variável  $\gamma(n)$  e do passo de adaptação variável  $\mu(n)$ , respectivamente. Nesse caso são obtidas reduções da vibração do sistema mecânico em todos os experimentos realizados.

A Tabela 5.5 apresenta alguns resultados de atenuação obtidos para diferentes valores de  $\rho$  e  $\alpha$ , para a seguinte configuração  $N = 800$ ,  $N_f = 800$  e  $N_s = 200$ .

Tabela 5.5 - Desempenho do algoritmo VSSVLFBFxLMS em função de alguns valores de  $\rho$  e  $\alpha$

$\alpha$	$\rho$	80Hz, Atenuação (dB)	300Hz, Atenuação (dB)
$10^{-6}$	10	6	10
$10^{-6}$	1	7	11
$10^{-6}$	0,1	6	10
$10^{-5}$	10	8	11
$10^{-5}$	1	9	12
$10^{-5}$	0,1	8	12
$10^{-4}$	10	7	11
$10^{-4}$	1	9	11
$10^{-4}$	0,1	8	10,6

Os resultados mostrados na Tabela 5.5 conduzem a algumas conclusões importantes. A primeira delas é que a estratégia usada para variar simultaneamente o fator de perdas  $\gamma(n)$  e o passo de adaptação  $\mu(n)$  é adequada. A segunda diz respeito à robustez do algoritmo VSSVLFBFxLMS, ou seja, seu desempenho é praticamente mantido constante, mesmo com grandes variações de valores fixados para  $\rho$  e  $\alpha$ . Finalmente, verifica-se que o desempenho do algoritmo VSSVLFBFxLMS é equivalente ao obtido com algoritmos que realizam ajuste manual desses parâmetros. Esse fato é bastante relevante, visto que nos algoritmos com ajuste manual, os valores ótimos somente são obtidos após exaustivos testes de avaliação. Portanto, os resultados mostram que o algoritmo VSSVLFBFxLMS constitui-se uma adequada opção para a aplicação em controle ativo.

## 5.8 Comparação de Desempenho

A Tabela 5.6 apresenta uma comparação de desempenho entre os diferentes algoritmos implementados. Para cada algoritmo é mostrado o conjunto de parâmetros utilizados. Os valores comuns a todos os algoritmos são fixados em:  $N = 800$ ,  $N_s = 200$ ,  $N_f = 800$ ,  $\mu = 10^{-3}$ ,  $\rho = 1$ .

Tabela 5.6 – Comparação de desempenho entre os algoritmos

Algoritmo	Parâmetros	Atenuação (dB), 80Hz	Atenuação (dB), 300Hz
LFxLMS	$N$ , $N_s$ , $\mu$ e $\gamma = 1$	12	10
LFBFxLMS	$N$ , $N_s$ , $N_f$ , $\mu$ e $\gamma = 1$	13	12
VLFBFxLMS	$N$ , $N_s$ , $N_f$ , $\mu$ e $\rho$	5	4
VSSLFBFxLMS	$N$ , $N_s$ , $N_f$ , $\gamma = 0,1$ e $\alpha = 10^{-3}$	11,5	10
VSSVLFBFxLMS	$N$ , $N_s$ , $N_f$ , $\rho$ e $\alpha = 10^{-5}$	9	12

Comparando-se os resultados da Tabela 5.6, observam-se resultados satisfatórios para o sistema de controle, à exceção do sistema usando o algoritmo VLFBFxLMS. Os melhores resultados foram obtidos com os dois primeiros algoritmos, já que são realizados diversos ensaios para a busca dos valores ótimos do passo de adaptação  $\mu$ , e do fator de perdas  $\gamma$ . Os resultados obtidos com o algoritmo VSSVLFBFxLMS justificam sua aplicação em controle ativo, visto sua habilidade em buscar automaticamente o passo de adaptação e o fator de perdas, como também devido a sua robustez para grandes variações dos parâmetros  $\rho$  e  $\alpha$ .

## 5.9 Considerações e Conclusões

Os resultados dos experimentos de controle de vibrações com diferentes versões do algoritmo LMS foram apresentados neste capítulo. Esses resultados mostram como o desempenho do sistema de controle é afetado pelos parâmetros de ajuste de cada algoritmo, bem como possibilitam a comparação de desempenho entre os algoritmos considerados.

## **DISCUSSÕES E CONCLUSÕES**

Neste trabalho, são realizados experimentos de controle ativo de vibrações com diferentes algoritmos adaptativos. Os principais resultados obtidos são discutidos neste capítulo, destacando também as contribuições obtidas. Finalmente, algumas propostas de trabalhos futuros são apresentadas.

### **6.1 Sumário e Discussão dos Resultados**

Após uma breve seção introdutória sobre vibrações, as técnicas de controle de vibrações são discutidas no Capítulo 2. A estratégia utilizada, neste trabalho, é a de controle ativo na configuração *feedforward*. Essa abordagem utiliza um controlador adaptativo que monitora a vibração existente no sistema mecânico, calculando um sinal de saída com o objetivo de cancelar a vibração indesejável. O sistema mecânico é definido, bem como são apresentadas suas características modais: frequências naturais, modos de vibrar e fatores de amortecimento. Essas informações orientarão a definição dos sinais usados para a excitação do sistema de controle (sistema mecânico + controlador), já que deseja-se excitar o sistema mecânico próximo a uma de suas frequências naturais.

No Capítulo 3, inicialmente, é apresentada a base teórica de filtragem adaptativa, conduzindo à estrutura do bem conhecido algoritmo LMS. Versões desse algoritmo vêm sendo utilizadas em diferentes aplicações. Tal escolha é devido a sua baixa complexidade computacional e facilidades de implementação. São apresentadas também, versões específicas desse algoritmo para a aplicação em controle ativo de vibrações, correspondendo ao controlador adaptativo discutido no Capítulo 2. Estas versões possuem parâmetros de ajuste, tais como passo de adaptação e fator de perdas, que afetam o desempenho do algoritmo e, correspondentemente, do sistema de controle considerado. Geralmente, o ajuste de tais parâmetros é realizado manualmente, demandando um número muito grande de ensaios. Esforços têm sido feitos de forma a tornar esse ajuste automático,

ou seja, durante a execução do próprio algoritmo. Assim, no Capítulo 3, são apresentadas diferentes versões de algoritmos cujo ajuste é realizado de forma manual (FxLMS, FBFxLMS LFxLMS, LFBFxLMS), e também automática (VSSLFBFxLMS, VLFBFxLMS e VSSVLFBFxLMS). Deve-se frisar que os dois últimos algoritmos são contribuições originais e que o algoritmo VSSVLFBFxLMS permite o ajuste simultâneo dos parâmetros passo de adaptação e fator de perdas.

No capítulo 4, são apresentadas as ferramentas de *hardware* e *software* usadas nos experimentos de controle ativo, bem como são realizados os experimentos de identificação dos caminhos de realimentação e secundário do sistema de controle. As ferramentas de *hardware* são: placa de processamento digital de sinais, analisador de sinais dinâmicos, transdutores, atuadores e amplificadores. A placa possibilita a implementação dos algoritmos de controle, enquanto o analisador permite a geração e a aquisição dos sinais de interesse. Já os transdutores, atuadores e amplificadores são usados na conversão e compatibilização dos sinais envolvidos. As ferramentas de *software* gerenciam a execução dos experimentos, permitindo a avaliação de desempenho do sistema, para cada algoritmo considerado. Finalmente são apresentados os procedimentos e os resultados obtidos nos experimentos de identificação dos caminhos de realimentação e secundário do sistema de controle. A estratégia empregada neste experimento utiliza um filtro adaptativo para obter o modelo da resposta de cada caminho.

Os resultados dos experimentos de controle são apresentados no Capítulo 5. É realizada uma avaliação de desempenho dos algoritmos em função de seus parâmetros de ajuste, bem como é apresentada uma comparação do desempenho entre os diferentes algoritmos considerados. Especificamente para os algoritmos VLFBFxLMS e VSSVLFBFxLMS (contribuições originais), foram obtidos resultados diferentes; um fraco desempenho do sistema de controle com o algoritmo VLFBFxLMS e um adequado desempenho com o VSSVLFBFxLMS. Estes resultados mostram que o ajuste no fator de perdas deve ser acompanhado por uma correspondente modificação no passo de adaptação, como a considerada no algoritmo VSSVLFBFxLMS. Portanto, os resultados obtidos com algoritmo VSSVLFBFxLMS mostram que a estratégia proposta de ajuste simultâneo dos parâmetros é robusta e, ainda, que o desempenho desse sistema é compatível com o obtido com algoritmos de ajuste manual, com a vantagem de um menor esforço de ajuste.

## 6.2 Contribuições

A principal contribuição deste trabalho é a avaliação do desempenho de um sistema de controle ativo de vibrações aplicado a um experimento real de controle. Os algoritmos adaptativos implementados são versões do algoritmo LMS tradicional. São apresentados os resultados de controle para os diferentes algoritmos considerados. Dentre os algoritmos avaliados destaca-se o VSSVLFBFxLMS, que utiliza uma estratégia de ajuste automático do fator de perdas e do passo de adaptação. Os resultados obtidos com tal algoritmo mostram que a estratégia proposta é adequada para as aplicações de controle de vibrações. Os resultados apresentados nesta dissertação deram origem à publicação do artigo: “FxLMS Algorithm with Variable Step Size and Variable Leakage Factor for Active Vibration Control” no International Telecommunications Symposium, ITS 2006 [35].

## 6.3 Propostas para Trabalhos Futuros

Muitos trabalhos de pesquisa podem ser desenvolvidos sobre o tema de controle ativo. Como exemplo, podemos citar:

- Avaliar o desempenho do sistema de controle considerando outras estruturas de filtro adaptativos, como filtro FIR Interpolado e em sub-bandas;
- Realizar os experimentos de controle sobre uma faixa de frequências, em contraste com apenas componentes definidas;
- Utilizar filtros IIR nos experimentos de identificação e de controle a fim de reduzir a complexidade computacional requerida;
- Aplicar os resultados aqui obtidos para o controle de sistemas mecânicos mais complexos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Widrow, B., Hoff, M. E., “Adaptive switching circuits,” WESCON Conv. Rec, pt 4, pp. 96-140, 1960.
- [2] Widrow, B., Stearns, S. D., “Adaptive Signal Processing Filters,” Prentice-Hall, 1985.
- [3] “General Characteristics of International Telephone Connections and International Telephone Circuits - Echo Canceller - ITU-T Recommendation G.165 03/1993
- [4] Hsu, W., Chui, F., and Hodges, D. (1989). “An acoustic echo canceler,” *IEEE J. Solid-State Circuits*, 24(6), pp. 1639-1646.
- [5] Nelson, P. A, and Elliott, S. J., “Active Control of Sound,” Academic Press, San Diego, CA, 1992.
- [6] Kuo, S. M., and Morgan, D. R., “Active Noise Control Systems – Algorithms and DSP Implementations,” John Wiley & Sons, Inc, USA, 1996.
- [7] Kuo, S. M., et al, “Design of Active Noise Control Systems with the TMS320 Family” Texas Instruments Inc, USA, 1996.
- [8] Fuller, C.R., and Flotow, A.H., “Active Control of Sound and Vibration,” *IEEE Control Systems*, vol. 272, pp. 9-19, December. 1995.
- [9] Fuller, C.R., Elliott, S. J., and Nelson, P. A, “Active Control of Vibration,” Academic Press, San Diego, CA, 1996.
- [10] Lueg, P., “Process of Silencing Sound Oscillations,” U.S Patent 2043416, June 1936.

- [11] Inman, D. J., "Engineering Vibration", Prentice Hall, 2 edition 2000.
- [12] Haykin, S., "Adaptive Filter Theory, Prentice Hall," 2002.
- [13] Oppenheim, A. V., Willsky, A. S., "Signals & Systems", Prentice Hall, 1997.
- [14] Farhang-Boroujeny, B., "Adaptive Filters Theory and Applications," John Wiley & Sons Ltd., 1999.
- [15] Tobias, O.J., " Análise Estatística do Comportamento do Algoritmo LMS Filtrado," Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, 1999.
- [16] Tobias, O. J., Bermudez, J. C. M., and Bershad, N. J., "Mean weight behavior of the filtered-X LMS algorithm," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 48, pp. 1061 - 1075, April 2000.
- [17] Tobias, O. J., Seara, R., "Leaky-FXLMS Algorithm: Stochastic Analysis for Gaussian Data and Secondary Path Modeling Error", *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol. 13, N° 6, pp. 1217-1230, 2005.
- [18] Espíndola, J. J., "Apostila de Fundamentos de Vibrações", Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, UFSC, Santa Catarina, 2003.
- [19] Bavastri, C. A., Espíndola, J. J., "Reduction of Vibrations in Complex Structures with Viscoelastic Dynamic Vibration Absorbers, or Neutralizers.", *Proceedings of the X DINAME*, pp. 333-342, 2003.
- [20] Silva, C. W., "Vibration: Fundamentals and Practice", CRC Press, 2000.
- [21] Elliot, S. J., "Signal Processing for Active Control", Academic Press, London, UK, 2001.
- [22] Soong, T. T., Dargush, G. F., "Passive Energy Dissipation and Active Control", chapter 27, in Wai-Fah, C., "Structural Engineering Handbook", CRC Press, 1999.

- [23] Franchek, M. A., Ryan, M. W., Bernhard, R. J., “Adaptive Passive Vibration Control”, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 189, Nº 5, pp. 565-585, 1995.
- [24] Junior, J.C, “Controle Misto de Vibrações em Viga Metálica por Neutralizadores Viscoelásticos e Filtros Adaptativos: Caso harmônico,” Tese de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, 2005.
- [25] ICATS, [www.icats.co.uk](http://www.icats.co.uk), acessado em 10 de Novembro de 2005.
- [26] Tobias, O. J., Seara, R., "Variable Leakage FXLMS Algorithms for Nonlinear Active Control Applications". 12th European Signal Processing Conference - EUSIPCO 2004. pp. 933-936, Viena, Áustria, Setembro 2004.
- [27] Burgess, J. C., “Active Adaptive Sound Control in a Duct: A Computer Simulation”. *J. Acoust. Sound. AM.*, vol 70,pp 715-726, 1981.
- [28] Tobias, O. J., Seara, R., "Leaky FXLMS Algorithm: First and Second Moments". 1st Online Symposium for Electronics Engineers (OSEE 2000). pp. 1-10, EUA, Dezembro 2000.
- [29] ANALOG DEVICES. “ADSP-21161N EZ-KIT Lite Evaluation System Manual”. Revision 2.1. March 2004.
- [30] ANALOG DEVICES. “VISUALDSP3.5 Getting Started Guide for 32-Bit Processors”. Revision 1.0. March 2004.
- [31] BRUEL & KJAER. “Product Data - Piezoelectric Accelerometers” 2004.
- [32] BRUEL & KJAER. “Product Data – Mini Shaker 4810” 1997.
- [33] BRUEL & KJAER. “Power Amplifier and Charge Amplifier” 1997.
- [34] Data physics Corporation. “Making Measurements with SignalCalc ACE”. 2002.

- 
- [35] Gontijo, W. A., Tobias, O. J., Seara, R., Lopes, E. M. O., "FxLMS Algorithm with Variable Step Size and Variable Leakage Factor for Active Vibration Control". VI International Telecommunications Symposium (ITS 2006), Brasil, Setembro 2006.