

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE A REDAÇÃO FINAL DA
TESE DEFENDIDA POR RIVALDO ARAÚJO
VILELA E APROVADA PELA
COMISSÃO JULGADORA EM 30/11/1998


ORIENTADOR

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA**

Prognóstico de Defeitos em Sistemas Mecânicos baseado na Análise de Vibrações

**Autor: Rivaldo Araújo Vilela
Orientador: Prof. Dr. Robson Pederiva**

11/98

V711p

36558/BC

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE PROJETO MECÂNICO**

Prognóstico de Defeitos em Sistemas Mecânicos baseado na Análise de Vibrações

Autor: Rivaldo Araújo Vilela
Orientador: Prof. Dr. Robson Pederiva

Curso: Engenharia Mecânica
Área de Concentração: Mecânica dos Sólidos e Projeto Mecânico

Dissertação de mestrado apresentada à comissão de Pós Graduação da Faculdade de Engenharia Mecânica, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Campinas, 1998
São Paulo - Brasil



Mc4433

UNIDADE	BC
N.º CHAMADA:	
V.	Ex.
TCMBO BC/	36558
PROC.	229/99
C	<input type="checkbox"/>
O	<input checked="" type="checkbox"/>
PREÇO	24,11 00
DATA	13/02/99
N.º OPD	

CM-00121008-2

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

V711p Vilela, Rivaldo Araújo
Prognóstico de defeitos em sistemas mecânicos baseado
na análise de vibrações / Rivaldo Araújo Vilela.--
Campinas, SP: [s.n.], 1997.

Orientador: Robson Pederiva.
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Máquinas - Defeitos. 2. Manutenção 3. Vibração.
4. Máquinas - Monitoração. I. Pederiva, Robson. II.
Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de
Engenharia Mecânica. III. Título.

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE PROJETO MECÂNICO**

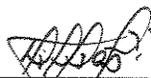
DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**Prognóstico de Defeitos em
Sistemas Mecânicos baseado
na Análise de Vibrações**

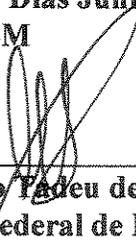
**Autor: Rivaldo Araújo Vilela
Orientador: Prof. Dr. Robson Pederiva**



**Prof. Dr. Robson Pederiva
UNICAMP - FEM**



**Prof. Dr. Milton Dias Júnior
UNICAMP - FEM**



**Prof. Dr. Márcio Tadeu de Almeida
EFEI – Escola Federal de Engenharia de Itajubá**

Campinas, 30 de novembro de 1998

Dedicatória

Dedico este trabalho aos meus pais

Ruy Albênio Cardoso Vilela

e

Maria Wilma Araújo Vilela

Agradecimentos

A concretização deste trabalho só se tornou possível devido a colaboração de diversas pessoas, as quais, agradeço sinceramente.

Ao amigo e orientador Prof. Robson Pederiva pelo incentivo, apoio e dedicação.

Aos meus amigos Valdecino Ferreira Assunção e Marcus Vinicius Portari pelas sugestões, colaboração e apoio ao longo do trabalho.

A Sílvia pelo auxílio e compreensão nos momentos difíceis da caminhada.

Aos técnicos Maurício, Gastão, Eli, Ferreira e Tiago pela colaboração na montagem experimental.

As bibliotecárias Raquel e Rose pela dedicação e gentileza.

Enfim, a todos os professores, colegas e funcionários da Unicamp que, de forma direta ou indireta, colaboraram para a conclusão deste trabalho.

*Para se fazer grandes coisas não é preciso estar acima dos homens
é preciso estar com eles.*

Montesquieu

Sumário

CAPÍTULO 1

Introdução.....	1
-----------------	---

CAPÍTULO 2

Revisão Bibliográfica	4
2.1 Introdução.....	4
2.2 Métodos.....	4
2.2.1 Métodos baseados em sintomas.....	5
2.2.2 Métodos baseados em modelos	14
2.3 Níveis de Vibração	23
2.3.1 Introdução.....	23
2.3.2 Conceitos básicos	23

CAPÍTULO 3

Modelagem Teórica	28
3.1 Introdução.....	28
3.2 Natureza dos defeitos em sistemas mecânicos	28
3.2 Modelo de previsão para sistemas mecânicos sob desgaste.....	30

CAPÍTULO 4

Simulações.....	42
-----------------	----

4.1 Introdução.....	42
4.2 Modelo matemático.....	42
4.3 Descrição da simulação.....	45
4.4 Casos simulados.....	46
4.4.1 Casos simulados desconsiderando a influência de ruídos.....	48
4.4.2 Casos simulados considerando a influência de ruídos.....	51

CAPÍTULO 5

Montagem Experimental.....	55
5.1 Introdução.....	55
5.2 Descrição da montagem experimental.....	55
5.3 Descrição do programa de aquisição de dados.....	56
5.4 Descrição do experimento.....	59

CAPÍTULO 6

Resultados Experimentais e Simulados.....	61
6.1 Introdução.....	61
6.2 Estudo dos casos simulados de desgaste.....	62
<i>Caso 1 - Sem ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>63</i>
<i>Caso 2 - Sem ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 2.....</i>	<i>65</i>
<i>Caso 3 - Sem ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 3.....</i>	<i>66</i>
<i>Caso 4 - Sem ruído, variação de c_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>67</i>
<i>Caso 5 - Sem ruído, variação de c_{30}, relação de realimentação 2.....</i>	<i>69</i>
<i>Caso 6 - Sem ruído, variação de c_{30}, relação de realimentação 3.....</i>	<i>70</i>
<i>Caso 7 - Com ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>71</i>
<i>Caso 8 - Com ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>73</i>
<i>Caso 9 - Com ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>74</i>
<i>Caso 10 - Com ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>75</i>
<i>Caso 11 - Com ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>77</i>
<i>Caso 12 - Com ruído, variação de k_{30}, relação de realimentação 1.....</i>	<i>78</i>
6.3 Estudo de casos da literatura.....	80

6.4 Estudo experimental	84
-------------------------------	----

CAPÍTULO 7

Conclusão e Sugestões.....	88
-----------------------------------	-----------

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Referências Bibliográficas	91
---	-----------

APÊNDICE A

Modelos ARMAX	96
A.1 Introdução	96
A.2 Definição do modelo.....	96
A.3 Preditor	98
A.4 Estimação de parâmetros	98
A.5 Ordens do modelo.....	99
A.6 Validação do modelo	102

Resumo

VILELA, Rivaldo Araújo, *Prognóstico de Defeitos em Sistemas Mecânicos baseado na Análise de Vibrações*, Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 1998. 104 p. Dissertação (Mestrado)

Este trabalho aborda metodologias que procuram prever a evolução do comportamento vibratório de sistemas mecânicos, objetivando avaliar tecnicamente, o melhor momento para a execução da manutenção num equipamento. Com este intuito, desenvolveu-se um modelo matemático para equipamentos que falham, principalmente devido ao desgaste. Este modelo está baseado na constatação de que os níveis de vibração nos sistemas mecânicos aceleram os processos de degradação, e estes, por sua vez, aumentam os níveis de vibração, num ciclo que acaba por gerar a falha do sistema. Para avaliar a metodologia desenvolvida aplica-se esta a casos retirados da literatura, a dados provenientes de processos simulados de desgaste e de um trabalho experimental especialmente desenvolvido com este objetivo. Nestas aplicações procura-se, além da comparação com os dados reais, comparar os resultados com os obtidos pela teoria do Sistema Cinza, teoria esta já aplicada com fins de prognóstico. Embora haja a necessidade de mais desenvolvimentos nesta área, a metodologia desenvolvida mostrou resultados relevantes e satisfatórios no campo da previsão do comportamento vibratório de sistemas.

Palavras Chave:

Prognóstico, previsão de falhas, análise de vibrações, defeitos, modelos ARMAX, manutenção preditiva.

Abstract

VILELA, Rivaldo Araújo, *Prognóstico de Defeitos em Sistemas Mecânicos baseado na Análise de Vibrações*, Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 1998. 104 p. Dissertação (Mestrado)

This work approaches methodologies that attempt to anticipate the evolution of vibration behavior of mechanical systems aiming to evaluate technically an optimum timing for maintenance on a piece of equipment. With this on mind a mathematical model was developed for equipment that fail due to wear. This model is based on the fact that levels of vibration on the mechanical systems accelerate the degradation, and these then, increase the vibration levels in a cycle that culminates with the system's failure. In order to evaluate the developed methodology, it is applied to cases from literature, to data originated from processes simulating the wear and to an experimental work specially developed for this purpose. During these applications it is sought, besides comparison with real data, to compare the results with the ones got through the Grey System theory, which has been applied for prognosis. Although there has been a need for more development in this area, the methodology developed in this work demonstrated relevant and satisfactory results in the field of anticipating the vibration behavior of systems.

Key words:

Prognostics, fault prevision, trend analysis, ARMAX models, condition based maintenance.

Lista de Figuras

Figura 2.1 - Parametrização da linha de tendência.....	7
Figura 2.2 - Representação gráfica do acumulador	8
Figura 2.3 - Arquitetura da rede neural de previsão	10
Figura 2.4 - Ilustração gráfica do modelo TVA de uma máquina	16
Figura 2.5 - Transformação gráfica da confiabilidade na curva do sintoma de vida.....	19
Figura 2.6 - Gráfico da confiabilidade em papel di-log para determinação do expoente α	19
Figura 3.1 - Sistema mecânico com realimentação destrutiva de parte da energia de entrada ..	30
Figura 3.2 - Representação esquemática do sistema linear da equação (3.28).....	39
Figura 3.3 -Esquema da metodologia de previsão para um sistema mecânico sob processo de desgaste.....	41
Figura 4.1 - Representação esquemática do sistema mecânico modelado	44
Figura 4.2 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 1.....	48
Figura 4.3 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 2.....	49
Figura 4.4 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 3.....	49
Figura 4.5 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 4.....	50
Figura 4.6 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 5.....	51
Figura 4.7 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 6.....	51
Figura 4.8 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 7.....	52
Figura 4.9 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 8.....	52
Figura 4.10 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 9.....	53
Figura 4.11 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 10.....	53
Figura 4.12 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 11.....	54
Figura 4.13 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 12.....	54
Figura 5.1 - Esquema da montagem experimental.....	56
Figura 5.2 - Fluxograma do programa Aquis 1.0	57

Figura 5.3 - Janela Aquisição do programa Aquis 1.0	58
Figura 5.4 - Janela Configuração do programa Aquis 1.0.....	59
Figura 6.1 - Exemplificação dos processo de previsão da falha de um sistema.....	62
Figura 6.2 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 1	64
Figura 6.3 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 1	64
Figura 6.4 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 1	65
Figura 6.5 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 2	65
Figura 6.6 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 2	65
Figura 6.7 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 2	66
Figura 6.8 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 3	66
Figura 6.9 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 3	67
Figura 6.10 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 3	67
Figura 6.11 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 4	68
Figura 6.12 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 4.....	68
Figura 6.13 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 4	68
Figura 6.14 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 5	69
Figura 6.15 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 5.....	69
Figura 6.16 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 5	70
Figura 6.17 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 6	70
Figura 6.18 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 6.....	71
Figura 6.19 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 6	71
Figura 6.20 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 7	72
Figura 6.21 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 7.....	72
Figura 6.22 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 7	73
Figura 6.23 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 8	73
Figura 6.24 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 8.....	73
Figura 6.25 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 8	74
Figura 6.26 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 9	74
Figura 6.27 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 9.....	74
Figura 6.28 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 9	75
Figura 6.29 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 10.....	76
Figura 6.30 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 10.....	76
Figura 6.31 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 10	77

Figura 6.32 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 11.....	77
Figura 6.33 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 11.....	78
Figura 6.34 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 11	78
Figura 6.35 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 12.....	79
Figura 6.36 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 12.....	79
Figura 6.37 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 12	80
Figura 6.38 - Gráfico comparativo da vibração do mancal de rolamento	82
Figura 6.39 - Gráfico comparativo da vibração do mancal de um ventilador.....	83
Figura 6.40 - Gráfico comparativo da vibração do motor diesel de locomotiva	84
Figura 6.41 - Detalhe do ponto que sofreu degradação	84
Figura 6.42 - Aceleração RMS na faixa de 4,5 a 7,5Hz na direção horizontal	85
Figura 6.43 - Aceleração RMS na faixa de 4,5 a 7,5Hz na direção vertical.....	85
Figura 6.44 - Aceleração RMS global do ventilador durante o período de observação	86
Figura 6.45 - Gráfico da estimativa de falha para o caso experimental.....	87

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 - Precisão do modelo	14
Tabela 4.1 - Parâmetros iniciais do modelo utilizados nas simulações com degradação de k_x ..	45
Tabela 4.2 - Parâmetros iniciais do modelo utilizados nas simulações com degradação de c_x ..	45
Tabela 5.1 - Característica do processo de aquisição de dados.....	60
Tabela 6.1 - Dados de vibração do mancal de rolamento defeituoso.....	80
Tabela 6.2 - Dados de vibração do mancal de um ventilador.....	80
Tabela 6.3 - Dados de vibração de um motor diesel de locomotiva	80
Tabela 6.4 - Dados comparativos da vibração do mancal de rolamento.....	80
Tabela 6.5 - Dados comparativos da vibração do mancal de um ventilador	82
Tabela 6.6 - Dados comparativos da vibração do motor diesel de locomotiva	83

Nomenclatura

Letras latinas

t - tempo;

t_k - tempo de observação do k -ésimo dado;

x_k - valor do k -ésimo dado observado;

p - distância normal entre a reta de tendência à origem;

$X^n(k)$ - somatório de ordem n dos dados analisados.

$\hat{X}^n(k)$ - estimativa para o somatório de ordem n dos dados analisados.

\bar{X} - média aritmética dos valores de $X^o(k)$.

s_1 - desvio padrão dos dados observados;

s_2 - desvio padrão dos resíduos da estimativa dos dados observados;

T_v - taxa da variância dos dados observados pela variância dos resíduos de previsão;

N_i - potência média consumida pelos processos tribológicos;

N_i^o - potência consumida pelos processos tribológicos no início da vida da máquina.

E_t - energia consumida pelos processos tribológicos.

t_q - tempo teórico de quebra da máquina.

S - sintoma de condição da máquina.

S_0 - sintoma inicial de condição da máquina.

$R(S)$ - confiabilidade do sintoma S .

$n_g(.)$ - número de máquinas em boas condições.

Δt_q - diferença entre t_q e o tempo de vida da máquina.

Δt_{ef} - tempo de vida até a quebra efetiva da máquina.

G - disponibilidade dos equipamentos.

A - probabilidade de manutenção desnecessária.

\mathbf{M} - matriz dos parâmetros de massa de um sistema mecânico genérico;

\mathbf{C} - matriz dos parâmetros de amortecimento de um sistema mecânico genérico;

\mathbf{K} - matriz dos parâmetros de rigidez de um sistema mecânico genérico;

$\Delta\mathbf{M}$ - matriz da variação dos parâmetros de massa de um sistema mecânico genérico;

$\Delta\mathbf{C}$ - matriz da variação dos parâmetros de amortecimento de um sistema mecânico genérico;

$\Delta\mathbf{K}$ - matriz da variação dos parâmetros de rigidez de um sistema mecânico genérico;

\mathbf{f} - vetor das forças de excitação externa;

\mathbf{f}_ω - vetor das amplitudes das forças de excitação externa com frequência ω ;

\mathbf{fd} - vetor das forças fictícias devido a variação dos parâmetros do sistema;

\mathbf{fd}_ω - vetor das amplitudes das forças fictícias com frequência ω ;

fd_ω^i - componente i do vetor \mathbf{fd}_ω ;

\mathbf{x} - vetor dos deslocamentos de um sistema mecânico genérico;

\mathbf{x}_ω - vetor dos deslocamentos na frequência ω ;

\mathbf{x}_{fd_ω} - parcela do vetor de estado devido a excitação do vetor de forças fictícias \mathbf{fd}_ω ;

\mathbf{x}_{f_ω} - parcela do vetor de estado devido a excitação do vetor de forças \mathbf{f}_ω ;

x_ω^i - componente i do vetor \mathbf{x}_ω ;

$x_{f_\omega}^i$ - componente i do vetor \mathbf{x}_ω no tempo $t=0$;

$x_{fd_\omega}^i$ - componente i do vetor \mathbf{x}_{fd_ω} ;

$x_{f_\omega}^i$ - componente i do vetor \mathbf{x}_{f_ω} ;

$$\mathbf{L}(t, j\omega) = -\omega^2 \Delta\mathbf{M}(t) + j\omega \Delta\mathbf{C}(t) + \Delta\mathbf{K}(t);$$

$l_{rs}(t, j\omega)$ - componente da linha r e coluna s da matriz $\mathbf{L}(t, j\omega)$;

$$\mathbf{V}(j\omega) = (-\omega^2 \mathbf{M} + j\omega \mathbf{C} + \mathbf{K})^{-1};$$

$v_{rs}(j\omega)$ - componente da linha r e coluna s da matriz $\mathbf{V}(j\omega)$;

q - operador atraso;

a_r - parâmetros relacionados a parcela autoregressiva do modelo ARMAX;

b_{rs} - parâmetros relacionados a s -ésima entrada do modelo ARMAX;

c_r - parâmetros relacionados a parcela aleatória do modelo ARMAX;

n_y - ordem da parcela autoregressiva do modelo ARMAX;

n_{ms} - ordem da s -ésima entrada do modelo ARMAX;

n_e - ordem da parcela aleatória do modelo ARMAX.

Letras gregas

ρ_1 - parâmetro da equação do modelo teórico do Sistema Cinza;

ρ_2 - parâmetro da equação do modelo teórico do Sistema Cinza;

θ - ângulo entre a normal a reta de tendência com relação ao eixo das abcissas.;

$\varepsilon^n(k)$ - k -ésimo resíduo da estimativa dos valores de ordem n ;

$\bar{\varepsilon}^0$ - média dos resíduos da estimativa dos dados observados;

γ - fator de perda tribovibroacústica que descreve a realimentação entre os processos de desgaste e vibração;

$\gamma(t)$ - função perda tribovibroacústica;

δ - fator de sensibilidade definido por $N_t' \frac{N_t^0}{D_0}$;

α - constante relacionada a evolução de um determinado sintoma da máquina;

η_1 - parâmetro aleatório referente a qualidade de fabricação das máquinas.

η_2 - parâmetro aleatório referente a dinâmica da fundação.

η_3 - parâmetro aleatório referente a história do carregamento.

η_4 - parâmetro aleatório referente a qualidade da manutenção.

Abreviações

MTBF - tempo médio entre falhas (*mean time between failures*);

MTTR - tempo médio para reparar (*mean time to repair*);

TVA - tribovibroacústico;

ARMAX - modelo autoregressivo média móvel com entrada externa (*autoregressive moving average with external input*).

Capítulo 1

Introdução

Toda atividade industrial, comercial ou de serviço tem um objetivo bem determinado: obter o máximo de rentabilidade para o investimento efetuado. Isto significa que, todos os órgãos que compõem uma empresa devem estar conscientes da necessidade de uma interação sinérgica a fim de cumprir da melhor forma possível este objetivo.

Dentro deste contexto, aparecem dois órgãos de vital importância em toda indústria, a produção e a manutenção. É imprescindível que estes órgãos trabalhem intimamente correlacionados para que se possa atingir um equilíbrio ótimo entre a disponibilidade dos equipamentos e o custo da atividade manutenção.

No sentido de atingir este equilíbrio a manutenção influencia a disponibilidade através da manutenção corretiva, preventiva e preditiva. Contudo, a manutenção corretiva é extrema, uma vez que só se verifica quando a máquina pára de funcionar corretamente, ou atinge uma situação que demanda uma intervenção maior e mais onerosa. A manutenção preventiva impõe intervalos fixos para inspeção e revisão das máquinas, requerendo interrupção do funcionamento das máquinas a intervalos predefinidos, o que interfere, muitas vezes, no processo de produção. Além disso, a manutenção preventiva, envolve equipamentos que, eventualmente, não necessitariam de manutenção, podendo introduzir erros não intencionais de montagem e provocar o desenvolvimento prévio de defeitos. Já a manutenção preditiva permite, através da análise do comportamento do equipamento, que vários desses inconvenientes sejam evitados. Basicamente, o objetivo deste tipo de manutenção é a determinação do ponto ótimo para execução da manutenção num equipamento, ou seja, o

ponto a partir do qual, a probabilidade do equipamento falhar assume valores indesejáveis, permitindo assim um aumento na disponibilidade dos equipamentos para a produção (TAVARES, 1987). A determinação desse ponto traz como resultado índices ideais de prevenção de falhas, tanto sob o aspecto técnico como econômico, uma vez que a intervenção no equipamento não é feita durante o período em que ainda está em condições de prestar serviço, nem no período que suas características operacionais estão comprometidas.

Para cumprir seus objetivos, a manutenção preditiva monitora os equipamentos visando o diagnóstico precoce e o prognóstico de defeitos. As técnicas de diagnóstico tem por objetivo identificar os defeitos que comprometem o funcionamento do equipamento, enquanto o prognóstico avalia a evolução e a contribuição futura dos defeitos diagnosticados no funcionamento do equipamento. Em última instância, entende-se, no contexto deste trabalho, que o prognóstico tem por objetivo a determinação do tempo seguro que se dispõe para que seja efetuado o reparo do equipamento, e com base nele permitir o planejamento de uma ação mantenedora mais eficiente com redução de custos e aumento da disponibilidade dos equipamentos.

Embora existam inúmeras técnicas de diagnóstico, o número de técnicas voltadas ao prognóstico de defeitos em equipamentos mecânicos é pequeno e estão longe de oferecerem um solução definitiva para este tema. Além disso, é reduzido o número de pacotes computacionais comerciais de monitoramento que executam prognóstico ou alguma análise de tendência. Aqueles que o fazem, executam basicamente uma extrapolação por regressão linear ou exponencial de índices de monitoramento tais como temperatura, pressão, valores globais de vibração dentre outros.

Neste sentido, este trabalho vem contribuir propondo uma abordagem alternativa para a previsão do comportamento vibratório de um sistema mecânico. A abordagem baseia-se na constatação de que o nível de vibração acelera os processos de degradação e estes, por sua vez, aumentam o nível de vibração em um ciclo que tem como desfecho a falha do sistema (CEMPEL, 1985). Esta informação é usada como base na construção de modelos ARMAX para uma série temporal de índices de vibração obtidos de um sistema mecânico, que tem no desgaste a fonte de suas principais falhas. Para avaliar a metodologia desenvolvida, aplica-se

esta a alguns casos da literatura, a dados simulados e a dados de um experimento desenvolvido com um ventilador axial e compara-se os resultados com uma técnica baseada na teoria do Sistema Cinza (LUO *et al.*,1991). Além disso, o trabalho apresenta uma revisão bibliográfica abordando as principais técnicas de prognóstico para sistemas mecânicos existentes na literatura. Com este objetivo, desenvolve-se diversos capítulos que possibilitam o entendimento deste trabalho e que se encontram estruturados das seguinte forma:

No Capítulo 2, apresenta-se uma revisão comentada a respeito dos principais trabalhos desenvolvidos na área de prognóstico de defeitos em sistemas mecânicos. Procura-se ao longo da revisão um maior aprofundamento das técnicas menos conhecidas.

O Capítulo 3 traz todo o desenvolvimento matemático e conceitual da metodologia proposta.

No Capítulo 4, procura-se simular processos de degradação segundo os conceitos utilizados no desenvolvimento da metodologia apresentada no Capítulo 3, com o objetivo básico de validá-la.

O Capítulo 5 apresenta a descrição da montagem e do procedimento experimental realizado com um ventilador axial. Apresenta-se, também, uma descrição sucinta do programa de aquisição Aquis 1.0 desenvolvido para automatizar o processo de aquisição de dados.

O Capítulo 6 apresenta os resultados da aplicação da metodologia ARMAX proposta em casos obtidos da literatura, nos dados simulados no Capítulo 4 e nos dados do experimento desenvolvido e relatado no Capítulo 5. Estes resultados são comparados com outros obtidos pela teoria do Sistema Cinza, método de previsão da evolução de sinais proveniente da literatura e exposto no Capítulo 2.

O Capítulo 7 apresenta as conclusões do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

E finalmente, a obra é encerrada com um apêndice onde descreve-se de forma resumida o processo de identificação de modelos ARMAX e conceitos relacionados ao tema.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

2.1 Introdução

Atualmente, são inúmeros os trabalhos publicados na área de diagnóstico de defeitos de máquinas (DU *et al.*, 1995; MARTIN, 1994). No entanto, referente ao prognóstico, o número de trabalhos é ainda pequeno e as propostas para a solução do problema estão longe de serem definitivas. A seguir faz-se uma abordagem mais aprofundada de alguns métodos propostos na literatura .

2.2 Métodos

Em geral, pode-se classificar os métodos de prognóstico em duas categorias básicas: aqueles baseados em modelos e aqueles baseados apenas nas características dos sinais. Para a classe que trabalha com modelos, os sinais dos sensores são considerados como as respostas de um sistema dinâmico onde predomina um defeito com características próprias de evolução. Conseqüentemente, o processo de prognóstico pode ser conduzido baseado na modelagem, tanto do sistema como do defeito, e da avaliação destes modelos. Por outro lado, os métodos baseados nas características dos sinais, não consideram qualquer modelo dinâmico, e fundamentam-se, apenas, em características que podem ser extraídas do sinal através dos mais variados processamentos.

Historicamente, tanto o diagnóstico quanto o prognóstico de defeito em máquinas sempre teve forte influência da experiência de um especialista, tal como ocorre na medicina humana. Com o advento de técnicas mais modernas de processamento de sinais e com o desenvolvimento de uma instrumentação mais adequada, o uso da experiência direta de um especialista no diagnóstico tem perdido força, e os métodos utilizados em manutenção preditiva têm evoluído no sentido de eliminar esta participação. Entretanto, até o momento, com relação ao prognóstico de defeitos, a contribuição da experiência de um especialista é essencial e complementa a maioria dos métodos até aqui propostos.

2.2.1 Métodos baseados em sintomas

Nesta classe de métodos, supõe-se que os sinais coletados das máquinas contenham, de forma concisa, o estado ou a condição de “saúde” do equipamento. Assim, a variação destes sinais com relação a padrões que reflitam o estado de bom funcionamento do equipamento, para uma dada condição de operação, são indícios de uma provável condição defeituosa do equipamento. A partir da avaliação destes indícios, ou em outras palavras, índices de monitoramento, pode-se diagnosticar a causa do mau funcionamento e também, avaliar a evolução do defeito.

Métodos de regressão

Os métodos de regressão (DRAPER e SMITH, 1981) foram desenvolvidos com o objetivo de interpolar dados através de uma função matemática conhecida. Devido a sua simplicidade, passaram a ser utilizados nas mais diversas áreas com fins de extrapolação. No campo da análise do comportamento de equipamentos são, geralmente, utilizados para extrapolar os mais diversos índices de monitoramento, tais como, valor RMS de um sinal, RMS em bandas específicas de frequência, média, variância, curtose, etc, possibilitando previsões sobre a evolução desses índices. Na análise de tendência de índices de monitoramento, a função mais comumente adotada é a função linear seguida da função exponencial.

Para utilizar a capacidade prognóstica desta extrapolação é necessário que defina-se um valor limite acima da qual não é recomendável o prosseguimento da operação do equipamento.

Em geral, faz-se necessária a experiência de um especialista para defini-lo. Além disso estes métodos produzem resultados pouco confiáveis, sendo, no entanto, pela sua simplicidade, os métodos utilizados pela maioria dos pacotes computacionais de monitoramento na realização de análise de tendência de defeitos (APPLICATION).

Transformada de Hough

FLINT (1994) propõe um método baseado na transformada de Hough, que igualmente aos métodos de regressão, utiliza apenas características de sinais. A transformada de Hough, usada em processamento de sinais para extrair primitivas geométricas de dados de imagens, é adaptada para extrair características de tendências lineares dos dados monitorados. O prognóstico usa esta tendência para predizer o tempo necessário para que o sistema atinja uma condição crítica de falha, que deve ser, também, previamente definida, geralmente, baseada na experiência de um especialista. Este trabalho também propõe, além do uso de uma reta, o uso da função de crescimento logística¹ para a descrição empírica da falha por desgaste, realizando uma generalização multiponto da transformada de Hough para extrair as características logísticas das assinaturas da evolução do defeito. O método para extrair as características de tendências lineares é semelhante à generalização necessária para extrair as características logísticas, e portanto, só será descrito o primeiro.

Na extração da tendência linear, mapeia-se cada dado $x(t)$ da série temporal dentro de uma matriz bidimensional $H(p, \theta)$ denominada acumulador. O acumulador é indexado pelos parâmetros polares p e θ de uma reta, sendo p a distância normal da linha de tendência à origem e θ o ângulo entre a normal e o eixo da abcissa (eixo do tempo) como mostrado na Figura 2.1.

Cada dado $x(t)$, da série temporal analisada, contribui com um voto no espaço paramétrico do acumulador para cada θ avaliado. A votação é realizada incrementando-se θ e calculando-se o valor de p para cada ponto da série de acordo com a equação (2.1)

¹ A função de crescimento logística é descrita por $x_t = \frac{\alpha}{1 + \beta e^{-\kappa t}}$, onde α , β e κ são os parâmetros logísticos.

$$p = t \cos \theta + x \operatorname{sen} \theta \quad \text{para } \theta = 0^\circ, 1^\circ, 2^\circ, \dots, 180^\circ \quad (2.1)$$

Em outras palavras, para cada ponto da série calcula-se, de forma discretizada, o parâmetro p das principais retas que passam pelo ponto, variando-se θ de 0° a 180° . O objetivo é identificar o par (p, θ) que ocorre com maior frequência, ou seja, a reta de tendência.

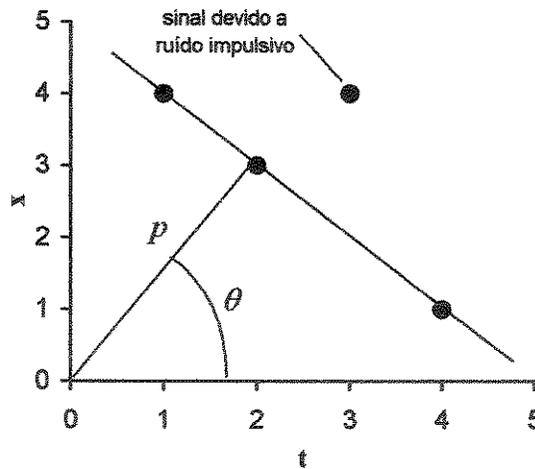


Figura 2.1 - Parametrização da linha de tendência

O acúmulo dos votos, de todos os dados dentro do mesmo espaço, produz picos que correspondem aos parâmetros p e θ de alguma tendência nos dados. A altura dos picos é igual ao número de dados que se encontra na mesma reta de tendência. Os parâmetros da reta de tendência estão próximos do pico que contém mais votos, o chamado pico global. Os votos que não contribuem para o pico global, são provenientes de ruídos e devem ser removidos do acumulador por algum procedimento. Veja, como exemplo, a Figura 2.2, que mostra o acumulador para os dados mostrados na Figura 2.1. Observe que os parâmetros p e θ são agrupados, cada um, em dezenove classes (valor adotado), e que o pico global recebeu três votos pelo fato de haver três pontos sobre a reta de tendência.

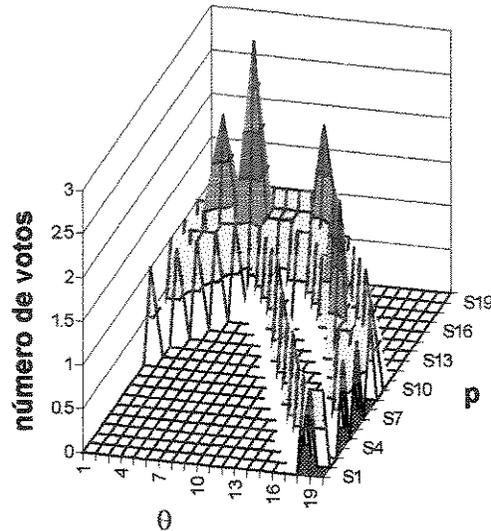


Figura 2.2 - Representação gráfica do acumulador

A análise do sistema, pela transformada de Hough, sob condições normais de operação, resulta no aparecimento de um pico crescente no acumulador, porém, a ocorrência de uma mudança na tendência e, portanto, de um provável defeito, será assinalada no acumulador pelo crescimento de um pico local menor. Os dois picos, o que identifica a tendência anterior dos dados, e o que identifica a nova tendência, são identificados passando-se um filtro detetor de picos sobre o acumulador. Este filtro constitui-se, basicamente, de um procedimento numérico que seleciona uma célula do acumulador quando o número de votos desta é maior do que os das células ao seu redor. Para identificar qual dos picos corresponde a mais recente tendência, os tempos de medições das fontes dos votos são guardadas junto a matriz usada para armazenar os votos. A mediana dos tempos de medições dos votos que contribuem para cada pico é calculada, e o pico com a mais alta mediana é identificado como a mais recente tendência.

As coordenadas deste pico no acumulador poderiam ser usadas para fazer o prognóstico, no entanto, devido a adoção de valores discretos de θ surgem grandes erros de quantização. Para melhorar a precisão da parametrização, um acumulador refinador transforma apenas os dados que contribuem para a nova tendência em uma área reduzida do espaço paramétrico e são adotadas variações menores para os valores de θ . As coordenadas p e θ do pico, assim identificadas, definem a reta de tendência do dados que pode ser extrapolada com

fins de prognóstico. Os autores deste método afirmam que, a velocidade com a qual o acumulador pode detectar e parametrizar o início de uma nova tendência é melhor que aquela obtida por regressão linear.

De acordo com FLINT (1994), este método possui a vantagem de ser robusto a ruídos e de fácil aplicação. Contudo, exige o auxílio de outros procedimentos ou a experiência de um especialista na definição de um limite para o índice monitorado. Percebe-se também, que esta metodologia trabalha com apenas um índice por vez, não permitindo a utilização da sinergia resultante da análise conjunta de vários índices. Além disso, em semelhança aos métodos de regressão, desconhece-se o comportamento real dos dados e, portanto, a hipótese de que estes comportam-se linearmente ou conforme a curva logística pode ser uma aproximação insatisfatória para fins de previsão.

Redes neurais

Nos últimos anos, as redes neurais têm sido extensivamente utilizadas no diagnóstico de defeitos, em especial, por suas habilidades em classificar padrões, contudo, têm sido crescente o interesse em aplicá-las em previsão de saídas de sistemas complexos (LI *et al.*, 1994). Baseados nesta habilidade das redes neurais, LI *et al.* (1994) realizou um trabalho com o objetivo de obter uma previsão, com um ou mais dias de antecedência, do valor de vibração de uma máquina em funcionamento. A metodologia utilizada propõe o uso de uma rede neural *feedforward* com três camadas e algoritmo *backpropagation*. A arquitetura da rede é composta por vários parâmetros de entrada e saída permitindo que a rede tenha maior poder de mapear as não linearidades e as características dinâmicas de um processo complexo. A estratégia de treinamento adotada é que, se m passos de previsão são esperados com relação a n dados passados, então uma janela de dados com comprimento $n+m$ é tomada, percorrendo, dado a dado, toda a série de dados. Os primeiros n dados da janela são tomados como valores de entrada e os demais m dados como valores de saída, conforme mostra a Figura 2.3.

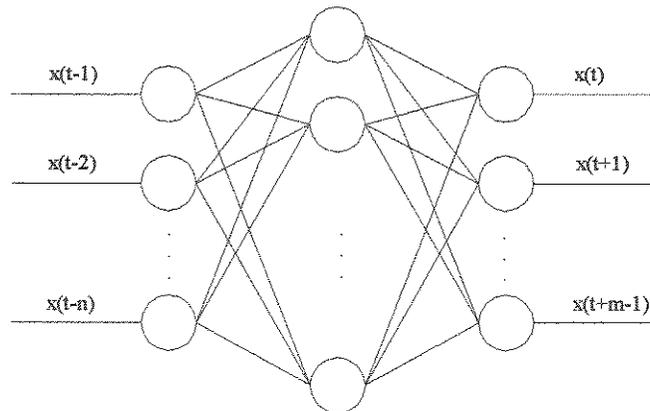


Figura 2.3 - Arquitetura da rede neural de previsão

Segundo LI *et al.* (1994), com relação à previsão dos valores de vibração, o método apresenta vantagens sobre os modelos de autoregressão, apresentando melhores resultados. Embora LI *et al.* (1994) não tenha exposto claramente o uso dos resultados da previsão da vibração na realização do prognóstico, estes resultados são facilmente aplicáveis, desde que se conheça o limite de vibração acima do qual o funcionamento da máquina não é recomendável. Da mesma forma que os métodos anteriores, este método também exige um procedimento auxiliar, ou a experiência de um especialista, para a definição deste limite. Conclui-se que, o sucesso deste método depende fortemente da habilidade da rede contruída em identificar a complexidade do sistema.

Sistema cinza

LUO *et al.* (1991), dentro do mesmo espírito dos métodos anteriores, ou seja, utilizando apenas características dos sinais, propõe um método de previsão da condição de máquinas baseado na teoria do Sistema Cinza. Esta teoria, desenvolvida recentemente, utiliza informações conhecidas para estimar informações desconhecidas.

Inicialmente, realiza-se uma previsão utilizando-se um modelo matemático e uma série temporal de índices de monitoramento provenientes do equipamento sob análise. Um modelo primário é montado, mas se a precisão necessária não é encontrada, este modelo primário é compensado e corrigido iterativamente pela identificação da informação residual até obter-se previsões com a precisão exigida. Os índices de monitoramento usados na construção do

modelo podem ser os mais diversos possíveis, tais como, valor RMS do deslocamento, velocidade, aceleração, valor de pico, curtose, parâmetros de performance, características de desgaste, temperaturas de mancais ou lubrificantes, níveis de pressão sonora, e outros, desde que sejam expressos por valores escalares e estejam correlacionados com o defeito em estudo. A equação básica utilizada na teoria do Sistema Cinza é dado por

$$\frac{dX^1(t)}{dt} + \rho_1 \cdot X^1(t) = \rho_2 \quad (2.2)$$

onde ρ_1 e ρ_2 são parâmetros a serem determinados.

A solução ou a equação de previsão da equação (2.2) é

$$\hat{X}^1(t) = \left(\hat{X}_0^1 - \frac{\rho_2}{\rho_1} \right) e^{-\rho_1 t} + \frac{\rho_2}{\rho_1} \quad (2.3)$$

Os parâmetros ρ_1 e ρ_2 são calculados construindo-se um série de dados $X^1(k)$ através da soma dos dados originais $X^0(k)$ segundo a equação (2.4). O argumento k refere-se ao dado observado no tempo $k \cdot \Delta t$, onde Δt é o intervalo de tempo entre medições.

$$X^1(k) = \sum_{i=1}^k X^0(i) \quad (2.4)$$

Se os dados assim obtidos apresentarem grande variância, deve-se realizar somatórios de ordem superior para alisar os resultados. Conseqüentemente, para estas situações, os modelos resultantes devem ser reduzidos recursivamente. O somatório de ordem n é dado por

$$X^n(k) = \sum_{i=1}^k X^{n-1}(i) \quad (2.5)$$

Os parâmetros ρ_1 e ρ_2 são estimados ajustando-se, pelo método dos mínimos quadrados, a equação (2.3) à série resultante dos somatórios. Esta estimativa é dada por

$$\vec{\beta} = (\rho_1, \rho_2)^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (2.6)$$

onde

$$B = \begin{bmatrix} -1/2(X^1(1) + X^1(2)), & 1 \\ -1/2(X^1(2) + X^1(3)), & 1 \\ \quad \quad \quad M & M \\ -1/2(X^1(n-1) + X^1(n)), & 1 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$Y_n = [X^0(2) \quad X^0(3) \quad \Lambda \quad X^0(n)]^T \quad (2.8)$$

Uma vez estimados os parâmetros ρ_1 e ρ_2 , pode-se estimar valores futuros para a série $\hat{X}^1(k)$ e a partir da equação abaixo, reduzir a ordem do somatório para a obtenção dos dados de previsão.

$$\vec{X}^0(k+1) = \vec{X}^1(k+1) - \vec{X}^1(k) \quad (2.9)$$

A série de resíduos é dada por

$$\varepsilon^0(k) = X^0(k) - \vec{X}^0(k) \quad \text{para } k=1, 2, \dots, n \quad (2.10)$$

Após o cálculo da série de resíduos $\{\varepsilon^0(k)\}$, os valores de previsão para os resíduos $\{\varepsilon^1(k)\}$ são obtidos pela equação (2.5). Então, os valores previstos para os resíduos são adicionados a $\vec{X}^0(k)$. Este processo deve ser repetido quantas vezes forem necessárias para se alcançar a precisão necessária ao modelo. Para tal, os valores previstos devem ser analisados, através de uma análise de variância, para se determinar sua confiança. Esta análise de variância é executada como segue.

Calcula-se a média dos dados medidos,

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X^o(k) \quad k=1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

a média dos resíduos,

$$\bar{\varepsilon}^o = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n'} \varepsilon^o(k) \quad n' < n, \quad k=1, 2, \dots, n \quad (2.12)$$

a variância dos dados medidos,

$$s_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X^o(k) - \bar{X})^2 \quad (2.13)$$

a variância dos resíduos,

$$s_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n'} (\varepsilon^o(k) - \bar{\varepsilon}^o)^2 \quad (2.14)$$

a taxa das variâncias,

$$T_v = \frac{s_2}{s_1} \quad (2.15)$$

e a probabilidade do menor erro

$$P = p\left\{|\varepsilon(k) - \bar{\varepsilon}^o| < 0,6745 \cdot s_1\right\} \quad (2.16)$$

Os índices P e T_v são usados para determinar a precisão dos valores previstos pelo modelo, como mostrado na Tabela 2.1.

Precisão de Previsão	P	T_v
Boa	$> 0,95$	$< 0,35$
Qualificada	0,8 a 0,95	0,35 a 0,5
Marginal	0,7 a 0,8	0,5 a 0,65
Desqualificada	$< 0,7$	$> 0,65$

Tabela 2.1 - Precisão do modelo

Este método possui a vantagem de exigir menos dados que outros métodos para previsão. Os cálculos exigidos são simples, e o método pode ser usado em monitoramento contínuo. Contudo o método não permite a combinação de dados provenientes de vários sensores, e exige que seja usado um único índice de monitoramento obtido a intervalos regulares de tempo. Este método exige também que se defina, por algum outro procedimento, a condição crítica de falha do sistema ou equipamento. Além disso, o método utiliza uma equação diferencial de primeiro grau que pode ser insatisfatória para descrever a evolução do comportamento vibratório de sistemas mais complexos.

2.2.2 Métodos baseados em modelos

Modelo tribovibroacústico

Com uma abordagem diferente daquela adotada pelos métodos anteriores, CEMPEL (1985), combinando as propriedades dos processos de desgaste e vibroacústicos, propõe um modelo tribovibroacústico para máquinas que falham, principalmente, devido a efeitos de desgaste. O modelo fundamenta-se na observação de que os fenômenos vibroacústicos são causa e/ou produto da maioria dos tipos de desgastes que ocorrem nas máquinas e componentes e, a partir da constatação experimental de que a amplitude da grandeza vibracional escolhida, isto é, deslocamento, velocidade ou aceleração, de acordo com o tipo de falha, é proporcional à evolução dos processos de desgaste na máquina. Estes conceitos podem ser representados pelas equações

$$D = D_0 + \gamma \cdot E_t \quad \text{ou} \quad D = D_0 + \gamma \cdot N_t \cdot t \quad (2.17)$$

onde D = amplitude de vibração

D_0 = amplitude de vibração no tempo de vida $t = 0$

t = tempo de vida da máquina

E_t = energia consumida pelos processos tribológicos

N_t = potência média consumida pelos processos tribológicos

γ = fator de perda TVA (tribovibroacústico) que descreve a realimentação entre os processos de desgaste e a vibração.

Com base nos dois processos de desgaste mais importantes nas máquinas, a fadiga e o desgaste abrasivo, CEMPEL (1985) mostra que N_t é função apenas da vibração D .

$$D = D_0 + \gamma \cdot N_t(D) \cdot t \quad (2.18)$$

Linearizando a equação acima, através da série de Taylor, tem-se como aproximação para a amplitude de vibração

$$D = D_0 + \frac{\gamma \cdot N_t^0 \cdot t}{1 - \gamma \cdot N_t' \cdot t} \quad (2.19)$$

onde: $N_t^0 = N_t(D = D_0)$, e

$$N_t' = (dN_t/dD)_{D=D_0}$$

que consiste no modelo TVA da máquina.

Do modelo TVA, pode-se concluir que, o tempo no qual há a quebra da máquina, t_b , é aquele em que a amplitude de vibração aproxima-se de infinito, ou seja,

$$t_b = (\gamma \cdot N_t')^{-1} \quad (2.20)$$

Incluindo este novo conceito no modelo TVA tem-se a equação (2.21). A Figura 2.4 ilustra esta equação graficamente.

$$D = D_0 \left(1 + \frac{\delta \cdot t}{t_b - t} \right) \quad (2.21)$$

onde $\delta = N'_t \frac{N_t^0}{D_0}$

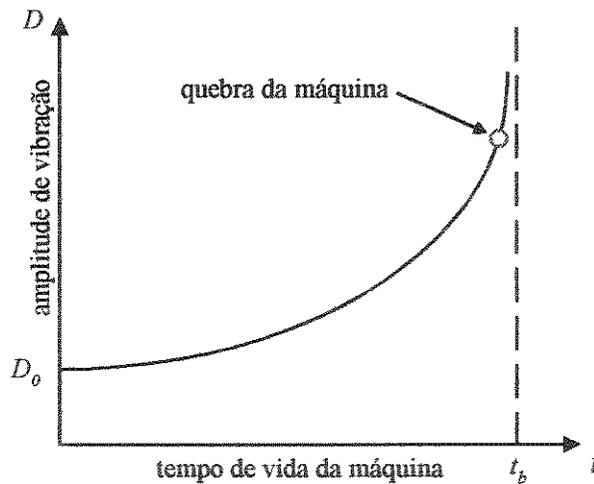


Figura 2.4 - Ilustração gráfica do modelo TVA de uma máquina

Discretizando-se a equação (2.21), como segue,

$$D_k = D_0 \left(1 + \frac{\delta \cdot t_k}{t_b - t_k} \right) \quad (2.22)$$

pode-se obter estimativas para o parâmetro δ e o tempo de quebra t_b , bastando para tanto, utilizar o método dos mínimos quadrados, ou qualquer outro método de ajuste de parâmetros, para ajustar uma série de medidas de vibração da máquina D_k tomadas no tempos t_k , para $k=0, 1, \dots$

Este modelo pode ser usado para previsão da amplitude de vibração e também para prever o tempo restante até a quebra da máquina. A primeira vista, uma vantagem deste método com relação aos já comentados, é que este não exige a definição de uma condição crítica de falha. Embora este problema esteja ausente, surge um similar, pois os procedimentos numéricos de ajuste de modelos exigem que se estabeleça um erro máximo na verificação de convergência. Verifica-se que, com pequenas variações na definição destes erros, surgem grandes diferenças nos valores obtidos para o tempo de quebra, que é um dos parâmetros de ajuste do modelo. O método é simples de ser implementado e forneceu bons resultados em máquinas estudadas pelo CEMPEL (1985) submetidas a desgaste abrasivo e a fadiga.

Modelo Tribovibroacústico e distribuição de Pareto

Considerando ainda, o modelo tribovibroacústico, base do método anteriormente apresentado, CEMPEL (1991), propõe um método com caráter mais probabilístico. A proposta do método é usar a distribuição de Pareto para ajustar dados observados a partir de grandes conjuntos de máquinas iguais, funcionando em uma mesma planta industrial, e destes dados, construir um gráfico simples para avaliação da condição e previsão da vida residual das máquinas.

Um procedimento idealizado e determinístico para avaliar a evolução dos sintomas de uma máquina é dado pelo modelo generalizado tribovibroacústico, válido para todo sintoma S que expresse a condição de uma máquina,

$$\frac{S(t)}{S_0} = \left(1 - \frac{t}{t_b}\right)^{-1/\alpha}, \quad (2.23)$$

onde S_0 é o valor inicial do sintoma e α é uma constante característica da máquina e tipo do sintoma. Entretanto, considerando-se esta evolução em um ambiente industrial, onde um conjunto grande de máquinas iguais encontram-se em funcionamento, observa-se uma situação bem diferente. A evolução possui característica aleatórias, e as medições de vibração dos equipamentos podem ser aproximadas por um modelo autoregressivo a quatro parâmetros

dado por $S(t, \eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4)$, onde η_i , com $i=1, 2, 3, 4$ são parâmetros aleatórios, sendo η_1 a qualidade de fabricação da máquinas, η_2 a dinâmica da fundação, η_3 a história do carregamento e η_4 a qualidade da manutenção e a autoregressão ocorrendo com relação a t . Levando-se em consideração este tipo de comportamento dos sintomas das máquinas, a melhor maneira de caracterizá-la é em termos probabilísticos. Para tal, define-se a confiabilidade dos sintomas, $R(S)$, como a percentagem de máquinas, em boas condições, que apresentam valores do sintomas acima do valor S

$$R(S) = \frac{n_g(S_e \geq S)}{N} \quad (2.24)$$

onde $n_g(S_e \geq S)$ é o número de máquinas em boas condições e N é o número total de máquinas.

CEMPEL (1991) constatou que, para o modelo generalizado TVA, aleatorizado pelo ambiente de uma planta industrial, a distribuição de confiabilidade dos sintomas é do tipo Pareto, dada por

$$R(S) = \left(\frac{S_0}{S}\right)^\alpha, \quad S \geq S_0, \quad \alpha > 0 \quad (2.25)$$

com o mesmo expoente α da curva do sintoma de vida $S(t)$. Esta conclusão, é muito importante, pois, permite a transformação direta do gráfico de confiabilidade, obtido através da observação do conjunto de máquinas no campo, na curva média do sintoma de vida deste conjunto. Para tal, basta a obtenção do valor do expoente α , que pode ser facilmente estimado, através de regressão linear, se a curva da equação acima for representada em um papel dilog, como nas Figuras 2.5 e 2.6.

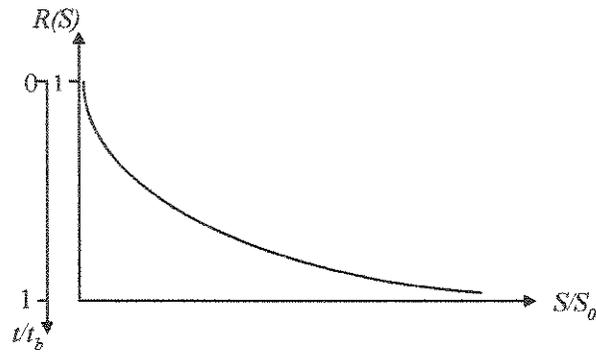


Figura 2.5 - Transformação gráfica da confiabilidade na curva do sintoma de vida

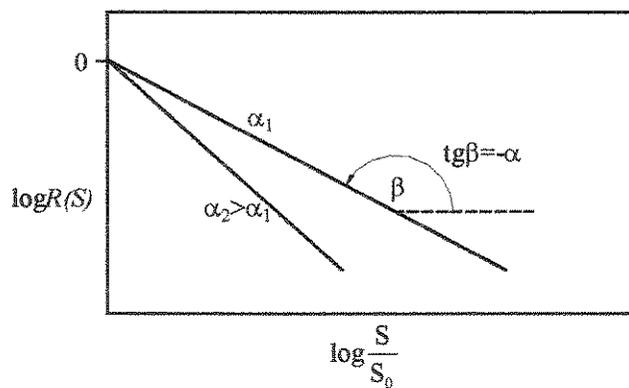


Figura 2.6 - Gráfico da confiabilidade em papel di-log para determinação do expoente α

CEMPEL (1991) constatou que, quanto menor for o valor do expoente α , melhor é o mapeamento da curva do sintoma de vida durante o funcionamento da máquina. Isto significa que, no monitoramento da máquina, deve ser usado o sintoma que implicar no menor valor para o expoente α .

Tendo em mãos informações do comportamento dos sintomas de um grupo de máquinas, na forma da função de confiabilidade $R(S)$, pode-se avaliar o valor limite para o sintoma S_b , acima do qual a condição da máquina é considerada falha. O cálculo do valor limite é realizado através da regra de Neyman-Pearson da teoria de decisão estatística usando-se a equação abaixo.

$$G \cdot R(S_b) = A, \tag{2.26}$$

$$\text{com } G = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR}$$

onde $MTBF$ é o tempo médio entre falhas, $MTTR$ é o tempo médio para reparo, G é a disponibilidade do grupo de máquinas e A é a probabilidade ou a percentagem permitida de reparos desnecessários.

Através da equação (2.25) e (2.26) tem-se que

$$\frac{S_b}{S_0} = \left(\frac{G}{A}\right)^{1/\alpha} \quad (2.27)$$

Considerando-se o modelo generalizado TVA da máquina, pode-se calcular o tempo residual para quebra $\Delta t = t_b - t$ quando o sintoma $S(t)$ é observado.

$$\frac{S(t)}{S_0} = \left(1 - \frac{t}{t_b}\right)^{-1/\alpha} = \left(\frac{t_b}{\Delta t}\right)^{1/\alpha}, \text{ ou}$$

$$\Delta t = \frac{I}{\left(\frac{S(t)}{S_0}\right)^\alpha - 1} t \quad (2.28)$$

No entanto, o tempo residual efetivo para quebra, devido ao limite calculado para o sintoma, será dado por

$$\Delta t_{ef} = \left(\frac{1}{\left(\frac{S(t)}{S_0}\right)^\alpha - 1} - \frac{A}{G} \right) \cdot \left(\frac{\left(\frac{S(t)}{S_0}\right)^\alpha}{\left(\frac{S(t)}{S_0}\right)^\alpha - 1} \right) \cdot t \quad (2.29)$$

Modelo tribovibroacústico e distribuições de Weibull e Frechet

CEMPEL (1992) expande o método anterior sugerindo o uso de outras distribuições assimétricas para a direita, tais como, as distribuições de Weibull e Frechet. A escolha deve ser realizada dependendo da tendência observada no grupo de máquinas sob análise. Recomenda-se a descrição das propriedades da vida do sistema por Frechet, uma vez que, a distribuição de Pareto é uma aproximação assintótica de Frechet que possui maior dinâmica e sensibilidade.

Uma novidade nos dois últimos métodos com relação aos demais apresentados é o fato deles abordarem estatisticamente o processo de deterioração das máquinas. Tem como principal vantagem a simplicidade de aplicação, entretanto, para este tipo de tratamento é essencial a existência de um grande conjunto de equipamentos iguais em uma mesma planta, ou mesmo, um bom volume de dados de um único equipamento ao longo de vários processos de manutenção. Além disso, os resultados obtidos refletem um comportamento do conjunto e não necessariamente de um equipamento isoladamente.

Método baseado em modelos e sensores

Com uma abordagem para o desenvolvimento de um diagnóstico e prognóstico mais robusto em equipamentos mecânicos, HANSEN *et al.* (1995), propõe uma metodologia baseada na combinação de informações provenientes de sensores e de modelos. Esta metodologia fundamenta-se no fato de que, a habilidade de se prever a vida operacional remanescente de um sistema, através da observação de precursores de falhas, é uma combinação do modelo do crescimento ou desenvolvimento dos mecanismos das falhas críticas, dos modelos de interação dinâmica dos componentes que se interagem, dos modelos para a propagação das assinaturas dos precursores de falha desde o ponto em que são geradas à posição dos sensores usados no monitoramento do estado do sistema e da combinação das informações provenientes destes modelos e dos sinais dos sensores.

Para o prognóstico, é necessário uma descrição analítica ou empírica confiável da falha crítica como função de alguma grandeza direta ou indiretamente mensurável através dos

sintomas do equipamento, tais como, carga, vibração, etc. É através deste modelo que define-se a condição limite acima da qual o equipamento não deve continuar funcionando.

Os modelos dinâmicos de interação são usados para eliminar a contribuição da interação entre os componentes, possibilitando a identificação do defeito em seu estágio inicial e também, a quantificação de sua participação junto aos sinais medidos.

Em geral, os sensores estão posicionados em locais diferentes daqueles componentes individuais nos quais as assinaturas precursoras de falha originam-se. Portanto, faz-se necessário o conhecimento do modelo de propagação dos sinais entre estes pontos para se prever as manifestações dessas assinaturas locais a nível de sistema. Estes modelos são obtidos através de métodos por elementos finitos.

Em princípio, monitora-se o sistema, continuamente ou periodicamente, comparando-se seu comportamento com aquele previsto para o sistema na ausência de falhas. Quando identifica-se um desvio, o modelo para o sistema com defeitos é usado para prever as características da falha. Usando estas características da falha como um condição inicial, a vida operacional remanescente dos componentes, sob determinadas condições de carga, é prevista.

A integração das previsões do modelo e das leituras dos sensores devem ser entendidas como um problema de combinação de dados provenientes de vários sensores.

Esta metodologia descrita para prever a vida operacional remanescente de componentes e equipamentos é possível, segundo HANSEN *et al.* (1995), para vários tipos de falhas, geometrias e equipamentos. Para tal, os principais requisitos são o modelo do mecanismo de falha dominante a nível local, o comportamento dinâmico dos componentes e subsistemas, e a possibilidade de instrumentação do sistema. Embora muito interessante, a metodologia apresentada, possui ainda um caráter conceitual muito forte, pois, sabe-se que a construção de um modelo fiel de um sistema é um processo lento, trabalhoso e aplicável apenas para equipamentos com características especiais. Pode-se afirmar também que, são poucas as falhas que, atualmente, possuem uma descrição analítica confiável. Somando-se a isso, tem-se o problema da modelagem do caminho dos sinais, proposto através do método de

elementos finitos. Em geral os sistemas mecânicos são muito complexos o que torna difícil a obtenção de um modelo teórico fiel por elementos finitos. Percebe-se, portanto, que se trata de um método de grande complexidade e de difícil aplicação.

2.3 Níveis de Vibração

2.3.1 Introdução

Este tópico tem por objetivo, apresentar uma visão geral sobre os procedimentos utilizados na adoção de valores limites para níveis de vibração de máquinas. Estes valores são definidos como aqueles acima dos quais o equipamento além de não cumprir plenamente com seus objetivos pode interferir em outros equipamentos ou oferecer riscos a segurança.

2.3.2 Conceitos básicos

Com o objetivo de obter o tempo remanescente durante o qual o equipamento continuará cumprindo com os objetivos a que se propõe é de primordial importância a definição do nível aceitável de vibração. Este nível é definido como aquele após o qual a máquina passa a ter um comportamento insatisfatório, seja por motivos técnicos, econômicos ou de segurança, e dessa forma define o momento adequado para que o equipamento ou estrutura seja reparado evitando maiores prejuízos ou mesmo algum tipo de catástrofe. Contudo, a intensidade da vibração de uma máquina depende de inúmeros fatores, tais como, projeto, fundação, condições de operação, estado, etc., tornando complicada a definição de valores genéricos, mesmo para um grupo específico de equipamentos. No entanto, na definição destes limites, segundo LIPOVSZKY (1990), alguns fatores devem ser considerados.

1. A vibração não deve exceder níveis que interfiram na qualidade do processo onde o equipamento está inserido. Como exemplo, pode ser citada a interferência da vibração de máquinas ferramentas na qualidade de superfícies sendo usinadas.

2. Os componentes das máquinas devem tolerar, sem falhas, a presença de tal nível de vibração.

3. A vibração da máquina não deve afetar a operação satisfatória de máquinas que estejam em sua vizinhança.

4. A máquina não deve danificar, através de sua vibração, outras instalações que se encontrem em sua vizinhança, mesmo que estas não estejam operando. Como exemplo, pode-se citar danos causados a mancais de rolamentos de máquinas paradas pela vibração de máquinas vizinhas.

5. As máquinas não devem prejudicar, como resultado de sua vibração, seus operadores (proteção da saúde no trabalho).

Determinar um nível de vibração tolerável para uma máquina é uma tarefa complicada. Historicamente esta tarefa tem sido realizada por especialistas em manutenção que, através de análises fundamentadas em sua própria experiência, são capazes de levar em consideração os fatores mais importantes no processo e estabelecer, com certa segurança, valores limites para cada equipamento. Geralmente um dos primeiros passos no sentido de determinar este nível, quando não se possui dados suficientes da máquina junto ao processo, é através de informações do fabricante, ou principalmente através de diagramas de vibração e prescrições fornecidas por normas e também alguns estudos (ISO3945-1977/E, ISO2372-1974/E, ISO2373-1974/E). Estes diagramas são preparados com base em numerosos testes, medições e experiências obtidas durante o exame de máquinas. Contudo, devem ser usados apenas como suporte ao decisor. Recomenda-se que, antes de tomar uma decisão, considere-se cuidadosamente o custo da paralização das operações, os efeitos e perdas relacionados com a redução da confiabilidade da máquina e com sua quebra inesperada.

Entretanto, existem alguns métodos, com abordagem estatística e puramente técnica, que permitem obter o nível de vibração acima do qual existe uma determinada probabilidade da máquina vir a falhar. Estes métodos estão intimamente baseados na análise de dados coletados das máquinas junto ao processo no qual participam. Um destes métodos, o do experimento passivo, será descrito abaixo em detalhes.

Método do experimento passivo

Esta abordagem, apresentada por CEMPEL (1990), propõe o uso de dados obtidos de experimentos passivos ou de campo para determinar valores, para o nível de determinados sintomas, acima dos quais haverá a quebra da máquina. A teoria obtida parte do princípio de que, a distribuição dos sintomas S em um grupo grande de máquinas do mesmo tipo, em dadas condições de operação, é o resultado de um processo aleatório a quatro parâmetros, a saber, qualidade da produção, propriedades dinâmicas da fundação da máquina, carga de trabalho e qualidade da manutenção. Porém, pode-se usar apenas características médias deste processo, como a distribuição da densidade de probabilidade dos sintomas $p(S)$.

A determinação do valor limite do sintoma, a distribuição de densidade do sintoma $p(S)$ ou sua função probabilidade podem ser estimadas com a ajuda da desigualdade de Chebyshev, ou pode ser aproximada pelas distribuição de Weibull ou Pareto.

Para se aplicar o método deve-se, obter os dados dos sintomas de vibração durante operação normal de um grande grupo de máquinas, ou mesmo de uma única máquina em vários ciclos de operações.

A curva de distribuição de frequência dos sintomas $p(S)$ pode ser caracterizada por quatro parâmetros: S_n , S_m , \bar{S} e σ_s . S_n representa o menor valor encontrado para os sintomas, enquanto S_m é o maior valor encontrado, \bar{S} é a média dos sintomas encontrados e σ_s o desvio padrão destes.

Uma vez que diferentes curvas de vida terminam com diferentes valores de quebra para os sintomas, para se evitar a falha da máquina, um valor seguro para o nível do sintoma vibração deve ser estimado, permitindo que um determinado número de revisões desnecessárias ocorra. Usando o método de Neyman-Pearson, obtém-se um valor de quebra para o sintoma S_b que minimiza o número de quebras para uma probabilidade aceitável de revisões desnecessárias A . Uma vez que o grupo de máquinas em operação é caracterizada por

uma determinada disponibilidade $G < 1$, a relação que constitui o método de Neyman-Pearson tem a forma:

$$G \cdot P(S > S_b) = A \quad (2.30)$$

onde a disponibilidade G pode ser calculada por

$$G = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} \quad (2.31)$$

onde $MTBF$ é o tempo médio entre falhas e $MTTR$ é o tempo médio de reparo.

Uma primeira estimativa pode ser obtida através da desigualdade de Chebyshev, e da equação de Neyman-Pearson

$$S_b = \bar{S} + \sigma_s \sqrt{\frac{G}{2A}} \quad (2.32)$$

CEMPEL (1990) afirma que, diversos autores mostraram que esta estimativa dá bons resultados no diagnóstico de máquinas por vibração onde o nível aceitável de revisões desnecessárias varia de 5 a 10%.

Outras estimativas para o valor do sintoma de quebra S_b podem ser efetuadas através de algumas aproximações para a função distribuição de probabilidade dos sintomas de vibração. Possíveis aproximações são a distribuição de Weibull e a distribuição de Pareto. A distribuição de Weibull foi inicialmente criada para caracterizar fadiga e desgaste, e pode ser útil para avaliar danos em máquinas e seus sintomas. A distribuição de Pareto foi desenvolvida para uso em econometria e descreve as propriedades de todos os tipos de sistemas evolucionários. CEMPEL (1990) assume que esta distribuição é útil no diagnóstico em situações em que há um evolução de avarias e seus sintomas.

Utilizando-se a distribuição de Weibull, a estimativa do valor do sintoma de quebra é dado por

$$S_b = S_n + (\bar{S} - S_n) \cdot \Gamma^{-1}\left(1 + \frac{1}{k}\right) \cdot \sqrt[k]{\frac{\ln G}{A}} \quad (2.33)$$

onde $\Gamma(\)$ é a função Gama de Euler. O fator de forma k da distribuição pode ser estimado por

$$k \cong \frac{\bar{S} - S_n}{\sigma_s} \quad (2.34)$$

com um erro menor que 10% na faixa de $0,5 < k < 2,5$.

Utilizando-se a distribuição de Pareto tem-se como estimativa para o valor do sintoma de quebra

$$S_b = \bar{S} \cdot \left(1 - \frac{1}{\gamma}\right) \cdot \sqrt[\gamma]{\frac{G}{A}} \quad (2.35)$$

onde o fator de forma γ da distribuição de Pareto pode ser estimado, para $S_m \gg S_n$, por

$$\gamma = 1 + \sqrt{1 + \left(\frac{\bar{S}}{\sigma_s}\right)^2} \quad (2.36)$$

Das três abordagens mostradas acima, segundo CEMPEL (1990), aquela que dá melhores estimativas para o valor do sintoma de quebra é a abordagem por Pareto com valores de $A/G=2\%$, e considerando-se a simplicidade da abordagem por Chebyshev, do ponto de vista prático, esta é mais útil do que as estimativas obtidas através da abordagem por Weibull.

Capítulo 3

Modelagem Teórica

3.1 Introdução

As metodologias apresentadas no capítulo 2 dividem-se basicamente em duas categorias: as baseadas na modelagem física do sistema e as baseadas nas características dos sinais do sistema. Pretende-se, neste capítulo, desenvolver uma abordagem para previsão do comportamento vibratório de um sistema mecânico que pertença a essa segunda categoria, mas que acrescente à metodologia alguma informação peculiar ao sistema sob estudo. Uma informação característica, e interessante, de sistemas mecânicos é o fato de que o nível de vibração acelera os processos de degradação e estes, por sua vez, aumentam o nível de vibração em um ciclo que tem como desfecho a falha do sistema. Esta informação é usada como base para a construção de um modelo ARMAX, para uma série temporal de índices de vibração, de um sistema mecânico que tem no desgaste a fonte de suas principais falhas.

3.2 Natureza dos defeitos em sistemas mecânicos

Os defeitos que ocorrem nas máquinas, estruturas e equipamentos mecânicos em geral são inúmeros e resultam de diversas causas. No entanto, é interessante classificá-los em dois tipos: o defeito rápido, que leva instantaneamente o sistema a falha, e o defeito lento, que se desenvolve-se

gradualmente até um ponto em que o sistema cumpre parcialmente ou deixa de cumprir sua função.

O defeito rápido é geralmente mais fácil de ser diagnosticado, pois, conduz o componente ou o equipamento a uma falha definitiva. Este tipo de defeito, geralmente, é imprevisível, embora algumas pesquisas desenvolvidas nesta área levantem a hipótese de que estes defeitos exibem determinadas mudanças antes do sistema falhar. Esta imprevisibilidade impede o prognóstico do defeito e geralmente a atitude tomada com relação a este tipo de defeito é o uso de sistemas automáticos que atuam no sentido de diminuir os efeitos secundários da falha.

O defeito lento, no entanto, desenvolve-se lentamente como resultado de fatores internos e externos ao sistema, podendo ser entendido fisicamente como uma perda contínua de integridade, ou de características operacionais do sistema. Paralela, ou precedida a esta perda, ocorre uma degradação contínua de propriedades mecânicas essenciais ao sistema, tais como massa, rigidez e amortecimento. Este tipo de defeito, geralmente, pode ser detectado ainda em seu estado inicial de ocorrência, permitindo que alguma ação seja tomada no sentido de evitar uma falha definitiva do sistema.

Dentre os inúmeros defeitos que geram uma degradação progressiva de um sistema mecânico destaca-se o desgaste mecânico. Este é causado de várias formas, mas está sempre estreitamente relacionado a fenômenos dinâmicos tais como vibração, ruído acústico, ultrassom, ou seja, formas de dissipação de energia através do sistema (CEMPEL, 1985).

Dentre os principais tipos de desgaste, segundo CEMPEL (1985), o mais importante é o fenômeno da fadiga, que quando atinge extensivamente um sistema, pode resultar na perda da integridade deste. Quando ocorre na superfície causa *pitting* ou *spalling* de partes móveis, tais como, mancais e engrenagens, ou corrosão por *fretting* em juntas estruturais fixas trabalhando sob atmosfera corrosiva. Segundo o mesmo autor, estes tipos de fadiga estão intimamente relacionadas à vibração. O segundo tipo mais importante de desgaste é o desgaste abrasivo, ou

adhesion, que ocorre em todos os tipos de juntas móveis. A intensidade deste desgaste depende da qualidade de lubrificação e também da amplitude relativa da vibração entre as partes que compõem a junta. O terceiro tipo mais importante de desgaste é a fluência, que é um fenômeno distorcional altamente dependente da temperatura e da vibração de alta frequência (ou ultrassom). E por último, o desgaste por erosão causado pelos fenômenos da cavitação, corrosão, impacto e outros que são menos governados pela vibração, mas que são, por si só, fontes de som e vibração. (DASGUPTA e PECHT, 1991; ENGEL, 1993).

Devido a importância dos diversos tipos de desgastes na condição estrutural e operacional de sistemas mecânicos, e a partir da constatação da existência de uma relação causa e efeito entre o fenômeno de vibração e os processos de desgaste, pode-se obter um modelo para a evolução do comportamento vibratório de uma máquina, e posteriormente, através da definição de limites de quebra, usá-lo na realização de previsões a respeito do tempo disponível para a realização de uma ação de manutenção.

3.2 Modelo de previsão para sistemas mecânicos sob desgaste

Os equipamentos, em especial os rotativos, podem ser entendidos como sistemas que transformam parte da energia de entrada em energia útil, e parte em energia que é dissipada em processos tribológicos, que por sua vez, através dos efeitos vibroacústicos, realimentam os processos de desgaste em um ciclo que inclui a vibração como causa e efeito. Este conceito está expresso na Figura 3.1.



Figura 3.1 - Sistema mecânico com realimentação destrutiva de parte da energia de entrada

Constata-se experimentalmente, que a amplitude de uma quantidade vibracional, isto é, deslocamento, velocidade ou aceleração, de acordo com a máquina e o tipo de falha, é proporcional à evolução dos processos de desgaste na máquina (COLLACOT, 1977; CEMPEL, 1982). Essa evolução pode ser quantificada como a energia dissipada durante os processos de desgaste. Essa constatação permite concluir que, a avaliação do comportamento vibratório do sistema equivale à avaliação direta da condição da máquina, e que, quanto mais ineficiente for um sistema, maior será a potência dissipada e, por conseguinte, maior a variação dos níveis de vibração. No limite, pode-se afirmar, que a máquina falhará quando esta variação tender ao infinito, ou considerando uma situação real, quando valores altos forem atingidos.

Considera-se um sistema mecânico genérico, que em uma determinada fase de degradação, possa ser representado pela seguinte equação:

$$(\mathbf{M} + \Delta\mathbf{M}(t))\ddot{\mathbf{x}} + (\mathbf{C} + \Delta\mathbf{C}(t))\dot{\mathbf{x}} + (\mathbf{K} + \Delta\mathbf{K}(t))\mathbf{x} = \mathbf{f} \quad (3.1)$$

ou alternativamente pelo sistema de equações

$$\begin{cases} \mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{K}\mathbf{x} = \mathbf{f} + \mathbf{fd} & (3.2) \\ \Delta\mathbf{M}(t)\ddot{\mathbf{x}} + \Delta\mathbf{C}(t)\dot{\mathbf{x}} + \Delta\mathbf{K}(t)\mathbf{x} = -\mathbf{fd} & (3.3) \end{cases}$$

onde \mathbf{M} , \mathbf{C} e \mathbf{K} são respectivamente as matrizes originais de massa, amortecimento e rigidez do sistema e possuem dimensão n , e $\Delta\mathbf{M}(t)$, $\Delta\mathbf{C}(t)$ e $\Delta\mathbf{K}(t)$ suas variações devido a presença de defeitos. \mathbf{x} representa os deslocamentos, \mathbf{f} o vetor das forças que excitam o sistema e \mathbf{fd} um vetor que surge devido à degradação do sistema.

Decompondo o vetor de excitação em várias frequências e resolvendo a equação (3.3) para uma única frequência ω e, considerando que para um intervalo de tempo pequeno com relação a

evolução do defeito, em torno do tempo τ , os parâmetros $\Delta\mathbf{M}(\tau)$, $\Delta\mathbf{C}(\tau)$ e $\Delta\mathbf{K}(\tau)$ são constantes e o sistema comporta-se como estacionário, tem-se

$$\mathbf{fd}_\omega(\tau) = \mathbf{L}(\tau, j\omega) \cdot \mathbf{x}_\omega(\tau) \quad (3.4)$$

onde $\mathbf{fd}_\omega(\tau)$ e $\mathbf{x}_\omega(\tau)$ representam respectivamente o vetor devido ao desgaste e os deslocamentos na frequência ω e

$$\mathbf{L}(\tau, j\omega) = -\omega^2 \Delta\mathbf{M}(\tau) + j\omega \Delta\mathbf{C}(\tau) + \Delta\mathbf{K}(\tau) \quad (3.5)$$

Em um sistema mecânico, sob processo de degradação, não se sabe ao certo quais e como os parâmetros da matriz $\mathbf{L}(\tau, j\omega)$ serão afetados. Supor que vários parâmetros mudam simultaneamente requer que o modelo do sistema seja conhecido para separar a contribuição isolada de cada parâmetro. Desta forma, para efeito de análise, assumir-se-á que apenas o parâmetro genérico $l_{us}(\tau, j\omega)$ da matriz $\mathbf{L}(\tau, j\omega)$ é não nulo e varia com o desgaste do sistema. Substituindo esta informação na equação (3.5) e tomando o módulo das componentes do vetor $\mathbf{fd}_\omega(\tau)$ tem-se

$$\begin{bmatrix} |fd_\omega^1(\tau)| \\ \vdots \\ |fd_\omega^u(\tau)| \\ \vdots \\ |fd_\omega^n(\tau)| \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ |l_{us}(\tau, j\omega)| \cdot |x_\omega^s(\tau)| \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Da resposta do sistema com defeito, parte é resultado da ação das forças externas \mathbf{f} , e parte da ação dos defeitos, ou seja, \mathbf{fd} . Desta forma pode-se escrever que

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_f + \mathbf{x}_{fd} \quad (3.7)$$

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}_r + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}_r + \mathbf{K}\mathbf{x}_r = \mathbf{f} \quad (3.8)$$

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}_{fd} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}_{fd} + \mathbf{K}\mathbf{x}_{fd} = \mathbf{f}_d \quad (3.9)$$

Analogamente à obtenção da equação (3.5), partindo-se das equações (3.8) e (3.9) obtém-se

$$\mathbf{x}_{r\omega}(\tau) = \mathbf{V}(j\omega) \cdot \mathbf{f}_\omega(\tau) \quad (3.10)$$

$$\mathbf{x}_{fd\omega}(\tau) = \mathbf{V}(j\omega) \cdot \mathbf{f}_{d\omega}(\tau) \quad (3.11)$$

onde $\mathbf{V}(j\omega) = (-\omega^2\mathbf{M} + j\omega\mathbf{C} + \mathbf{K})^{-1}$

Trabalhando a equação (3.7) pode-se explicitar o vetor dos deslocamentos devido apenas a ação dos defeitos

$$\mathbf{x}_{fd} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_r \quad (3.12)$$

Uma vez que este estudo pressupõe o monitoramento dos sinais de vibração em diferentes etapas durante o progresso do defeito, adotar-se-á nas estimativas, apenas o módulo de cada componente. Considerando ainda casos onde o defeito contribui de forma aditiva no aumento dos níveis de vibração, assume-se que, a variação da fase de $\mathbf{x}(\tau)$ e $\mathbf{x}_r(\tau)$, durante o progresso do defeito, é tal que pode-se reescrever a equação (3.12) na forma

$$\begin{Bmatrix} |x'_{fd\omega}(\tau)| \\ \vdots \\ |x^n_{fd\omega}(\tau)| \end{Bmatrix} = \mu \begin{Bmatrix} |x'_\omega(\tau)| - |x'_r\omega(\tau)| \\ \vdots \\ |x^n_\omega(\tau)| - |x^n_r\omega(\tau)| \end{Bmatrix}, \quad (3.13)$$

onde μ é uma constante de proporcionalidade.

Tendo em vista a invariância no tempo de $V(j\omega)$, e considerando que as alterações no comportamento vibratório se dêem somente devido a ação do defeito, ter-se-á que os módulos das componentes de $\mathbf{x}_{f\omega}(\tau)$ serão constantes e iguais aos valores apresentados pelo sistema mecânico na condição não defeituosa, ou seja,

$$\begin{Bmatrix} |x_{f\omega}^1(\tau)| \\ \vdots \\ |x_{f\omega}^n(\tau)| \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} |x_{0\omega}^1| \\ \vdots \\ |x_{0\omega}^n| \end{Bmatrix} \quad (3.14)$$

onde $x_{0\omega}^j = x_{\omega}^j(\tau=0)$ para $j=1, \dots, n$.

Substituindo este resultado na equação (3.13) tem-se finalmente a relação entre a resposta devido ao desgaste e a resposta total apresentada pelo sistema na frequência ω .

$$\begin{Bmatrix} |x_{fd\omega}^1(\tau)| \\ \vdots \\ |x_{fd\omega}^n(\tau)| \end{Bmatrix} = \mu \begin{Bmatrix} |x_{\omega}^1(\tau)| - |x_{0\omega}^1| \\ \vdots \\ |x_{\omega}^n(\tau)| - |x_{0\omega}^n| \end{Bmatrix} \quad (3.15)$$

De posse deste resultado pode-se agora trabalhar a equação (3.11) visando a eliminação do vetor \mathbf{fd} . Para tanto, toma-se o módulo das componentes na equação (3.11), substitui-se nesta o resultado da equação (3.15) e também as componentes do vetor \mathbf{fd}_{ω} da equação (3.5), de onde obtém-se

$$\begin{Bmatrix} |x^1_\omega(\tau)| \\ \vdots \\ |x^s_\omega(\tau)| \\ \vdots \\ |x^n_\omega(\tau)| \end{Bmatrix} - \begin{Bmatrix} |x^1_{0\omega}| \\ \vdots \\ |x^s_{0\omega}| \\ \vdots \\ |x^n_{0\omega}| \end{Bmatrix} = \frac{1}{\mu} \begin{Bmatrix} |v_{1u}| \\ \vdots \\ |v_{su}| \\ \vdots \\ |v_{mu}| \end{Bmatrix} \cdot |I_{us}(\tau, j\omega)| \cdot |x^s_\omega(\tau)| \quad (3.16)$$

onde v_{su} é o elemento da linha s e coluna u da matriz $V(j\omega)$.

Com o objetivo de resolver o sistema de equações (3.16) resolve-se, primeiramente, a equação referente a linha s , do que obtém-se

$$|x^s_\omega(\tau)| = \frac{|x^s_{0\omega}|}{I - \frac{1}{\mu} |v_{su}| \cdot |I_{us}(\tau, j\omega)|} \quad (3.17)$$

Substituindo este resultado no sistema de equações (3.16) tem-se como resultado

$$\begin{Bmatrix} |x^1_\omega(\tau)| \\ \vdots \\ |x^s_\omega(\tau)| \\ \vdots \\ |x^n_\omega(\tau)| \end{Bmatrix} - \begin{Bmatrix} |x^1_{0\omega}| \\ \vdots \\ |x^s_{0\omega}| \\ \vdots \\ |x^n_{0\omega}| \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} |v_{1u}| \\ \vdots \\ |v_{su}| \\ \vdots \\ |v_{mu}| \end{Bmatrix} \cdot \frac{|x^s_{0\omega}|}{I - \frac{1}{\mu} |v_{su}| \cdot |I_{us}(\tau, j\omega)|} \quad (3.18)$$

A equação (3.18) permite concluir que, sob as hipóteses assumidas, as variações dos módulos dos valores de duas componentes quaisquer do vetor de deslocamentos, por exemplo, x^q_ω e x^r_ω , a partir do instante inicial, são proporcionais entre si, desde que estas sejam controláveis a partir da aplicação de uma força no ponto u , ou seja,

$$\left(x^q_{\omega(\tau)} - x^q_{0\omega}\right) \propto \left(x^r_{\omega(\tau)} - x^r_{0\omega}\right) \Leftrightarrow \begin{cases} v_{qu} \neq 0 \\ v_{ru} \neq 0 \end{cases} \quad (3.19)$$

Assim, para uma componente z qualquer do sistema, controlável a partir da aplicação de uma força em u , vale a seguinte relação:

$$\left| x_{\omega}^z(\tau) \right| - \left| x_{0\omega}^z \right| = \frac{\alpha_1}{1 - \alpha_2 \cdot \left| I_{us}(\tau, j\omega) \right|} \quad (3.20)$$

ou

$$\left| I_{us}(\tau, j\omega) \right| = \frac{1}{\alpha_2} \left(1 - \frac{\alpha_1}{\left| x_{\omega}^z(\tau) \right| - \left| x_{0\omega}^z \right|} \right) \quad (3.21)$$

com α_1 e α_2 sendo constantes positivas.

Este resultado significa que, na frequência ω , o nível de vibração de qualquer um dos pontos controláveis a partir do ponto u , ponto onde aparece a componente devido ao defeito, pode ser utilizado para avaliação da evolução do processo de degradação do sistema. Um problema que surge é saber quais são estes pontos controláveis uma vez que não se conhece o ponto u e nem mesmo o modelo do sistema. Um indício é que os pontos sensíveis à componente devido ao desgaste demonstrarão tendência de variação ao longo do processo de degradação, enquanto os não sensíveis não apresentarão necessariamente esta tendência.

As variações dos parâmetros de massa, amortecimento e rigidez estão fortemente relacionadas a efeitos dinâmicos e possuem características específicas para cada tipo de desgaste, equipamento e componente. Entretanto, de uma maneira geral, para sistemas que falham principalmente devido a fenômenos tribológicos, a taxa de variação dos parâmetros do sistema será considerada como função das amplitudes do deslocamento da vibração em frequências consideradas relevantes ao processo de degradação. Para o caso em análise, onde em cada

frequência apenas um parâmetro da matriz $\mathbf{L}(\tau, j\omega)$ é não nulo, as amplitudes a serem consideradas devem estar relacionadas aos pontos do equipamento que expressem tendência de crescimento do nível de vibração nestas frequências e, além disto, uma boa sensibilidade ao progresso do defeito sob análise.

É importante salientar que, a escolha da amplitude de deslocamento não limita o uso das amplitudes de velocidade e de aceleração, pois, em uma dada frequência estas grandezas são proporcionais entre si. Com relação as frequências a serem consideradas, é necessário que seja realizado um estudo para identificar aquelas frequências que exercem maior influência sobre o agravamento do defeito dominante e uma subsequente análise dos espectros de frequência do sistema no sentido de avaliar as principais frequências excitadas.

Considerando um caso, onde as frequências mais relevantes ao progresso da falha sejam ω_1 e ω_2 e, admitindo que o ponto p seja sensível ao progresso do defeito, pela hipótese admitida para a taxa de variação dos parâmetros do sistema, pode-se escrever para o sinal na frequência ω_1 que

$$\left. \frac{d}{dt} |l_{us}(t, j\omega_i)| \right|_{t=\tau_k} = g_{\omega_i} \left(|x^p_{\omega_1}(\tau_k)|, |x^p_{\omega_2}(\tau_k)| \right) \quad (3.22)$$

No entanto, a função $g_{\omega_i}(\cdot)$ é desconhecida e adotar-se-á como aproximação uma função polinomial de primeiro grau na forma

$$g_{\omega_i} \left(|x^p_{\omega_1}(\tau_k)|, |x^p_{\omega_2}(\tau_k)| \right) = \varepsilon_1 |x^p_{\omega_1}(\tau_k)| + \varepsilon_2 |x^p_{\omega_2}(\tau_k)| \quad (3.23)$$

onde ε_i , para $i=1$ e 2 , são valores constantes.

Substituindo esta função na equação (3.22) tem-se

$$\left. \frac{d}{dt} |l_{us}(t, j\omega_l)| \right|_{t=\tau_k} = \varepsilon_1 |x^p_{\omega_1}(\tau_k)| + \varepsilon_2 |x^p_{\omega_2}(\tau_k)| \quad (3.24)$$

Para um defeito que progride lentamente assume-se que

$$\left. \frac{d}{dt} |l_{us}(t, j\omega_l)| \right|_{t=\tau_k} = \frac{|l_{us}(\tau_{k+1}, j\omega_l)| - |l_{us}(\tau_k, j\omega_l)|}{\Delta t} \quad (3.25)$$

com $\tau_{k+1} = \tau_k + \Delta t$ e Δt o intervalo de tempo entre duas amostragens do sistema.

Substituindo o resultado da equação (3.21) na equação (3.25) tem-se

$$\left. \frac{d}{dt} |l_{us}(t, j\omega_l)| \right|_{t=\tau_k} = \frac{\alpha_1}{\alpha_2 \Delta t} \cdot \frac{|x^p_{\omega_1}(\tau_{k+1})| - |x^p_{\omega_1}(\tau_k)|}{\left(|x^p_{\omega_1}(\tau_{k+1})| - |x^p_{\theta_{\omega_1}}| \right) \cdot \left(|x^p_{\omega_1}(\tau_k)| - |x^p_{\theta_{\omega_1}}| \right)} \quad (3.26)$$

Considerando ainda o progresso lento do defeito assume-se que, no denominador da equação (3.26), $|x^p_{\omega_1}(\tau_{k+1})| \cong |x^p_{\omega_1}(\tau_k)|$ obtendo-se

$$\left. \frac{d}{dt} |l_{us}(t, j\omega_l)| \right|_{t=\tau_k} = \frac{\alpha_1}{\alpha_2 \Delta t} \cdot \frac{|x^p_{\omega_1}(\tau_{k+1})| - |x^p_{\omega_1}(\tau_k)|}{\left(|x^p_{\omega_1}(\tau_k)| - |x^p_{\theta_{\omega_1}}| \right)^2} \quad (3.27)$$

Substituindo o resultado da equação (3.27) na equação (3.24), trabalhando os termos e simplificando a notação de τ_k para k tem-se como resultado a equação

$$\begin{aligned} |x^p_{\omega_1}(k+1)| &= \beta_1 |x^p_{\omega_1}(k)| + \beta_2 |x^p_{\omega_1}(k)|^2 + \beta_3 |x^p_{\omega_1}(k)|^3 + \beta_4 |x^p_{\omega_2}(k)| \\ &+ \beta_5 |x^p_{\omega_1}(k)| |x^p_{\omega_2}(k)| + \beta_6 |x^p_{\omega_1}(k)|^2 |x^p_{\omega_2}(k)| \end{aligned} \quad (3.28)$$

onde $\beta_i, i=0, \dots, 6$ são os parâmetros da equação.

Várias técnicas poderiam ser utilizadas na identificação dos parâmetros β_i da equação (3.28). Contudo, optar-se-á por modelar os sinais do sistema através de modelos ARMAX (*AutoRegressive Moving Average with eXternal input*) (Ljung, 1987). Estes modelos são do tipo função de transferência, apropriados para modelagem de sistemas lineares invariantes e discretizados no tempo, e apresentam a vantagem de possuir maior flexibilidade no tratamento de erros que outros modelos.

A equação (3.28), isoladamente, representa um sistema linear composto por uma única saída, na frequência ω_1 , e seis entradas, nas frequências ω_1 e ω_2 , como pode ser visto na Figura 3.2.

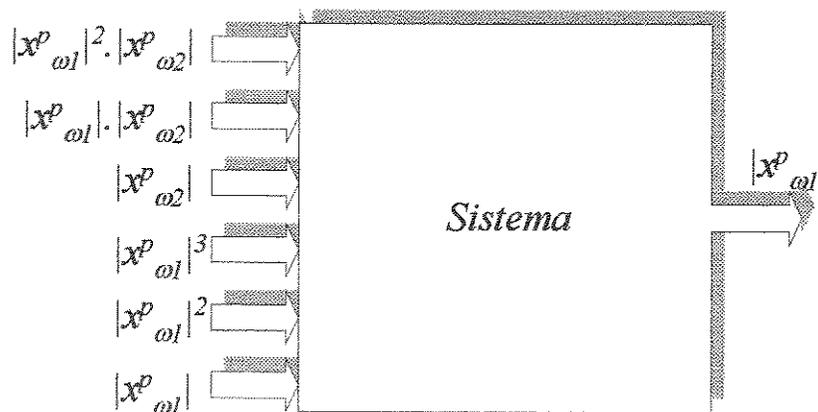


Figura 3.2 - Representação esquemática do sistema linear da equação (3.28)

No entanto, ambas as saídas, para ω_1 e ω_2 , precisam ser previstas, fazendo-se necessários dois modelos ARMAX a serem utilizados integradamente.

Assim, a metodologia proposta é composta por tantas equações quanto sejam as frequências consideradas. Para o caso analisado com duas frequências tem-se

$$\mathbf{A}_{\omega_i}(q) |x^p_{\omega_i}(k)| = \mathbf{B}_{\omega_i}(q) \begin{Bmatrix} |x^p_{\omega_i}(k)| \\ |x^p_{\omega_i}(k)|^2 \\ |x^p_{\omega_i}(k)|^3 \\ |x^p_{\omega_j}(k)| \\ |x^p_{\omega_i}(k)| |x^p_{\omega_j}(k)| \\ |x^p_{\omega_i}(k)|^2 |x^p_{\omega_j}(k)| \end{Bmatrix} + \mathbf{C}_{\omega_i}(q) \cdot e(k) \quad (3.23)$$

onde q^{-1} é denominado operador atraso e definido como $q^{-1}x(k) = x(k-1)$

$$\mathbf{A}_{\omega_i}(q) = a_0 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_y} q^{-n_y};$$

$$\mathbf{B}_{\omega_i}(q) = \begin{bmatrix} b_{10}q^{-1} + b_{11}q^{-2} + \dots + b_{1n_{u1}}q^{-n_{u1}-1} \\ b_{20}q^{-1} + b_{21}q^{-2} + \dots + b_{2n_{u1}}q^{-n_{u2}-1} \\ b_{30}q^{-1} + b_{31}q^{-2} + \dots + b_{3n_{u1}}q^{-n_{u3}-1} \\ b_{40}q^{-1} + b_{41}q^{-2} + \dots + b_{4n_{u1}}q^{-n_{u4}-1} \\ b_{50}q^{-1} + b_{51}q^{-2} + \dots + b_{5n_{u1}}q^{-n_{u5}-1} \\ b_{60}q^{-1} + b_{61}q^{-2} + \dots + b_{6n_{u1}}q^{-n_{u6}-1} \end{bmatrix}^T;$$

$$\mathbf{C}_{\omega_i}(q) = c_0 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_e} q^{-n_e};$$

$i=1$ e 2 ;

$j=1$ e 2 com $j \neq i$

a_i , b_{ip} e c_i são os parâmetros do modelo;

n_y , n_{ip} e n_e são respectivamente as ordens da parcela autoregressiva, da p -ésima entrada e da parcela aleatória.

A Figura 3.3 representa esquematicamente a metodologia exposta acima.

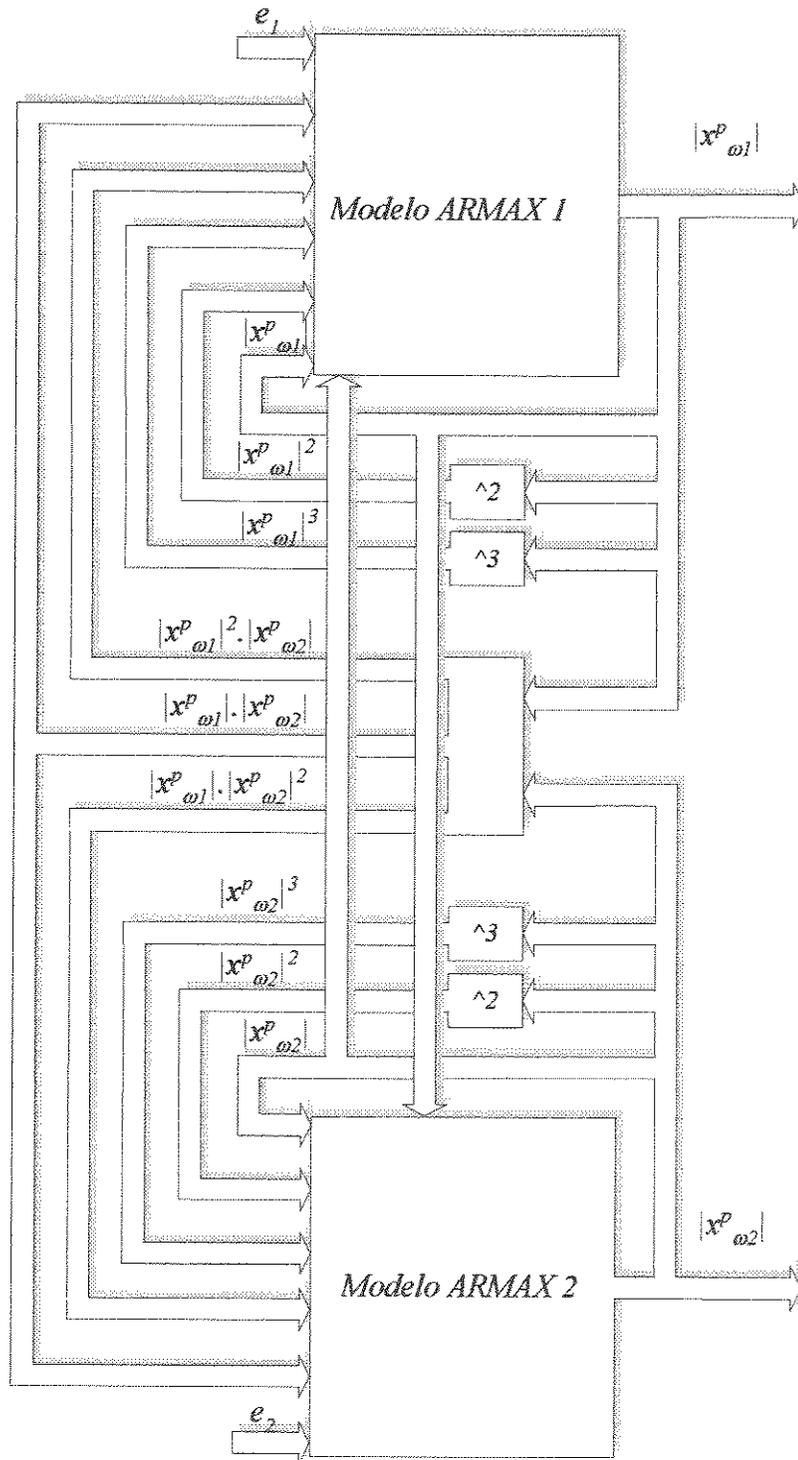


Figura 3.3 -Esquema da metodologia de previsão para um sistema mecânico sob processo de desgaste

Capítulo 4

Simulações

4.1 Introdução

Este capítulo apresenta simulações de um sistema mecânico através de um modelo de seis graus de liberdade com a finalidade de avaliação da metodologia desenvolvida no Capítulo 3. Basicamente procura-se representar um processo de desgaste no qual a variação de um parâmetro de rigidez ou amortecimento incrementa os níveis de vibração do sistema em determinadas frequências e estes por sua vez realimentam o processo de degradação produzindo uma variação no mesmo parâmetro através de uma relação matemática que representa a natureza do processo degradativo do sistema. Uma vez que esta relação é desconhecida e difere de sistema para sistema utiliza-se nas simulações três relações matemáticas distintas.

4.2 Modelo matemático

O sistema mecânico estudado (PEDERIVA, 1993), Figura 4.1, constitui-se de um rotor acoplado a um motor por um eixo flexível. Entre o motor e o rotor existe um mancal suportado elasticamente e o motor é considerado como estando engastado. O eixo tem diâmetro constante ao longo de seu comprimento e sua massa não é considerada na modelagem. Considera-se também que as inércias de rotação do mancal são desprezíveis. Além disso, na modelagem assume-se que no plano do mancal os deslocamentos do eixo e do centro de gravidade do mancal são idênticos.

O modelo matemático que representa o sistema mecânico sob estudo é mostrado abaixo.

$$\begin{bmatrix} M_m & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & M_d & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & M_m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_d & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I_t \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \ddot{x}_m \\ \ddot{x}_d \\ \ddot{\phi}_{yy} \\ \ddot{y}_m \\ \ddot{y}_d \\ \ddot{\phi}_x \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} C_x & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -I_p \Omega \\ 0 & 0 & 0 & C_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_p \Omega & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \dot{x}_m \\ \dot{x}_d \\ \dot{\phi}_y \\ \dot{y}_m \\ \dot{y}_d \\ \dot{\phi}_x \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} & K_{13} & 0 & 0 & 0 \\ K_{12} & K_{22} & K_{23} & 0 & 0 & 0 \\ K_{13} & K_{21} & K_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{44} & K_{12} & -K_{13} \\ 0 & 0 & 0 & K_{12} & K_{22} & -K_{23} \\ 0 & 0 & 0 & -K_{13} & -K_{23} & K_{33} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_m \\ x_d \\ \phi_y \\ y_m \\ y_d \\ \phi_{xx} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ M_d \varepsilon \Omega^2 \cos \Omega t + F_x \\ 0 \\ 0 \\ M_d \varepsilon \Omega^2 \sin \Omega t + F_y \\ 0 \end{Bmatrix} \quad (4.1)$$

onde:

M_m é a massa do mancal;

M_d é a massa do disco inferior;

$I_t = \frac{M_d(3r_d^2 + e_d^2)}{12}$ é o momento de inércia transversal do disco;

$I_p = \frac{M_d r_d^2}{2}$ é o momento de inércia polar do disco;

Ω é a velocidade de rotação do disco;

ε é a distância entre o centro geométrico e o centro de gravidade do disco;

x_m, y_m, x_d, y_d são respectivamente os deslocamentos na direção x e y do mancal do disco, e ϕ_x e ϕ_y são as rotações em torno dos eixos x e y respectivamente.

F_x e F_y são as forças externas de excitação aplicadas respectivamente na direção x e y do disco e adotados como

$$F_x = 70 \text{sen}(200\pi t) \text{ [N]}$$

$$F_y = 70 \text{sen}(120\pi t) \text{ [N]}$$

$$k_{11} = \frac{12EI}{l_1^3} + \frac{12EI}{l_2^3} + k_x;$$

$$k_{44} = \frac{12EI}{l_1^3} + \frac{12EI}{l_2^3} + k_y;$$

$$k_{22} = -k_{12} = \frac{12EI}{l_2^3};$$

$$k_{13} = -k_{23} = \frac{6EI}{l_2^2};$$

$$k_{33} = \frac{4EI}{l_2};$$

$$k_x = k_y = k_m;$$

$$C_x = C_y = C_m;$$

$I = \frac{\pi d^4}{64}$ é o momento de inércia de área do eixo.

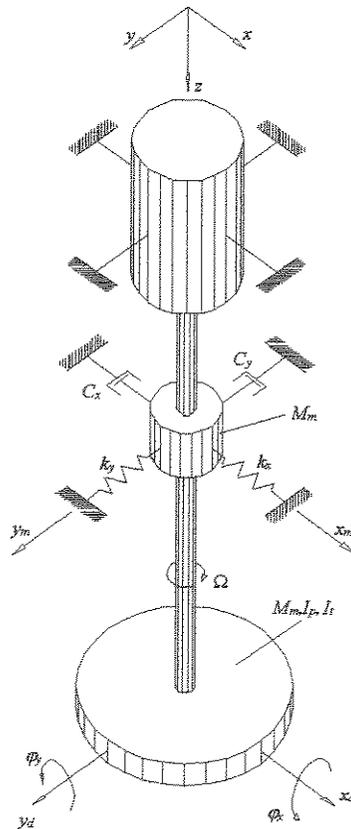


Figura 4.1 - Representação esquemática do sistema mecânico modelado

4.3 Descrição da simulação

Para atingir os objetivos propostos utilizou-se dois conjuntos de parâmetros para realizar as simulações do sistema da Figura 4.1. Para o modelo do sistema, inicialmente configurado com o primeiro conjunto de parâmetros, Tabela 4.1, procurou-se representar um processo de degradação onde apenas o parâmetro de rigidez k_x fosse afetado, e para o segundo conjunto, Tabela 4.2, procurou-se representar um outro processo de degradação onde apenas o parâmetro de amortecimento c_x fosse afetado.

$M_m = 15 \text{ Kg}$	$E = 2,1 \times 10^{11} \text{ N/m}^2$
$M_d = 10 \text{ Kg}$	$I = 7,6 \times 10^{-9} \text{ m}^4$
$I_t = 0,25 \text{ kg.m}^2$	$\Omega = 60,0 \text{ Hz}$
$I_p = 0,50 \text{ kg.m}^2$	$C_x = 30000 \text{ N.s/m}$
$r_d = 0,316 \text{ m}$	$C_y = 37500 \text{ N.s/m}$
$l_1 = 0,40 \text{ m}$	$K_x = 6 \times 10^7 \text{ N/m}$
$l_2 = 0,40 \text{ m}$	$K_y = 5 \times 10^7 \text{ N/m}$
$\varepsilon = 1 \times 10^{-5} \text{ m}$	

Tabela 4.1 - Parâmetros iniciais do modelo utilizados nas simulações com degradação de k_x

$M_m = 15 \text{ Kg}$	$E = 2,1 \times 10^{11} \text{ N/m}^2$
$M_d = 10 \text{ Kg}$	$I = 7,6 \times 10^{-9} \text{ m}^4$
$I_t = 0,25 \text{ kg.m}^2$	$\Omega = 60,0 \text{ Hz}$
$I_p = 0,50 \text{ kg.m}^2$	$C_x = 30000 \text{ N.s/m}$
$r_d = 0,316 \text{ m}$	$C_y = 37500 \text{ N.s/m}$
$l_1 = 0,40 \text{ m}$	$K_x = 6 \times 10^6 \text{ N/m}$
$l_2 = 0,40 \text{ m}$	$K_y = 5 \times 10^6 \text{ N/m}$
$\varepsilon = 1 \times 10^{-5} \text{ m}$	

Tabela 4.2 - Parâmetros iniciais do modelo utilizados nas simulações com degradação de c_x

As simulações foram realizadas baseadas no modelo do sistema discretizado no tempo. Utilizou-se um período de amostragem de 1×10^{-3} [s] e o processo de discretização foi realizado por uma função pré-programada do aplicativo MATLAB.

Os passos seguidos na simulação foram os seguintes:

- 1 - O modelo é simulado e amostrado a taxa de 400Hz, do qual obtém-se 5 conjuntos de 512 dados de cada um dos sinais de deslocamento do mancal x_m e y_m .
- 2 - Aplica-se a janela *Hanning* sobre os dados amostrados para diminuir o efeito de *leakage*;
- 3 - Calcula-se a FFT (*Fast Fourier Transform*) de cada conjunto de dados e., a partir destas, o espectro de frequência médio.
- 4 - Através do espectro de frequência médio calcula-se os valores RMS nas faixas de frequência 58 a 62Hz e 98 a 102Hz para ambos os sinais.
- 5 - Modifica-se os parâmetros físicos de interesse do sistema através de uma relação matemática envolvendo as amplitudes de vibração nas frequências de 60Hz e 100Hz.
- 6 - Repete-se os passos de 1 a 5 até que o parâmetro modificado torne-se nulo, ou em outras palavras, até que o sistema tenha falhado definitivamente.

A razão da escolha das frequências de 60Hz e 100Hz deve-se ao fato delas estarem relacionadas as forças de desbalanceamento e excitação externa.

4.4 Casos simulados

Os casos simulados estão divididos em dois grupos. O primeiro constituído de simulações onde não se considera a influência de ruídos e o segundo onde insere-se na simulação vários níveis de ruídos. Pretende-se com o primeiro grupo de simulações avaliar a capacidade de previsão da metodologia de previsão sob diferentes processos de desgaste, e com o segundo, avaliar a influência do ruído sobre a capacidade de previsão do método proposto.

Dentro do primeiro grupo adotou-se três tipos bem distintos de funções de realimentação para simular os diferentes processos de degradação que ocorrem nos sistemas mecânicos. Os

parâmetros destas funções foram ajustados de forma que o tempo total gasto até a falha definitiva do sistema ficasse em torno de 35 intervalos de medição. Assim variou-se os parâmetros de rigidez k_x e amortecimento c_x , separadamente, sob estas três diferentes funções de realimentação perfazendo um total de seis simulações.

No segundo grupo, realizou-se simulações modificando apenas o parâmetro de rigidez k_x através da primeira das três funções de realimentação. No entanto, inseriu-se seis diferentes combinações de ruídos na entrada e na saída do sistema. Com relação aos ruídos de entrada inseriu-se um ruído aleatório, com distribuição normal, na força de desbalanceamento em 60Hz e na força de excitação em 100Hz, com valor RMS definido por uma percentagem do desvio padrão destas forças em cada frequência. Inseriu-se como ruído de saída, nas frequências de 60Hz e 100Hz, um ruído aleatório, também com distribuição normal, com valor RMS definido por uma percentagem do valor RMS do sinal observado nestas frequências quando do sistema sem defeito. Na realimentação da vibração foi considerado o sinal influenciado apenas pelo ruído de entrada uma vez que o ruído na saída deve-se a influência do processo de medição.

A modificação dos parâmetros de rigidez k_x e amortecimento c_x , ao longo do tempo, foi realizada segundo as seguintes equações:

$$k_x(t_{k+1}) = k_x(t_k) - \Delta k_x(t_k) \quad (4.2)$$

$$C_x(t_{k+1}) = C_x(t_k) - \Delta C_x(t_k) \quad (4.3)$$

onde t_k representa o tempo em que o k -ésimo dado foi obtido e Δk_x e Δc_x referem-se, respectivamente, à variação dos parâmetros de rigidez e amortecimento durante um intervalo de amostragem. Estas variações são definidas mais a frente para cada caso, pois, dependem da relação de realimentação.

No restante do capítulo utilizar-se-á k ao invés de t_k e x_k^{60Hz} e x_k^{100Hz} para definir respectivamente as amplitudes em 60 e 100 Hz no tempo t_k .

4.4.1 Casos simulados desconsiderando a influência de ruídos

Apresenta-se abaixo, na forma gráfica, os valores resultantes para a vibração do sistema para os seis casos simulados juntamente com as relações de realimentação utilizadas em cada caso.

Caso 1

Relação de realimentação:

$$\Delta k_x(k) = 4,6 \cdot 10^{13} \cdot x_k^{60Hz} + 2,6 \cdot 10^{13} \cdot x_k^{100Hz}$$

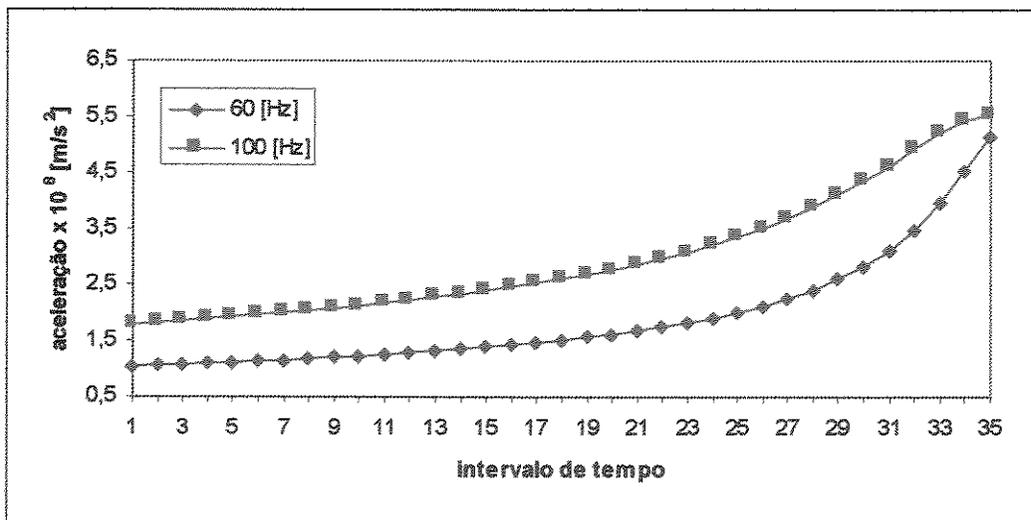


Figura 4.2 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 1

Caso 2

Relação de realimentação:

$$\Delta k_x(k) = 4 \cdot 10^5 \cdot \exp\left(4 \cdot 10^{30} \cdot x_k^{60Hz} \cdot (x_k^{100Hz})^3\right)$$

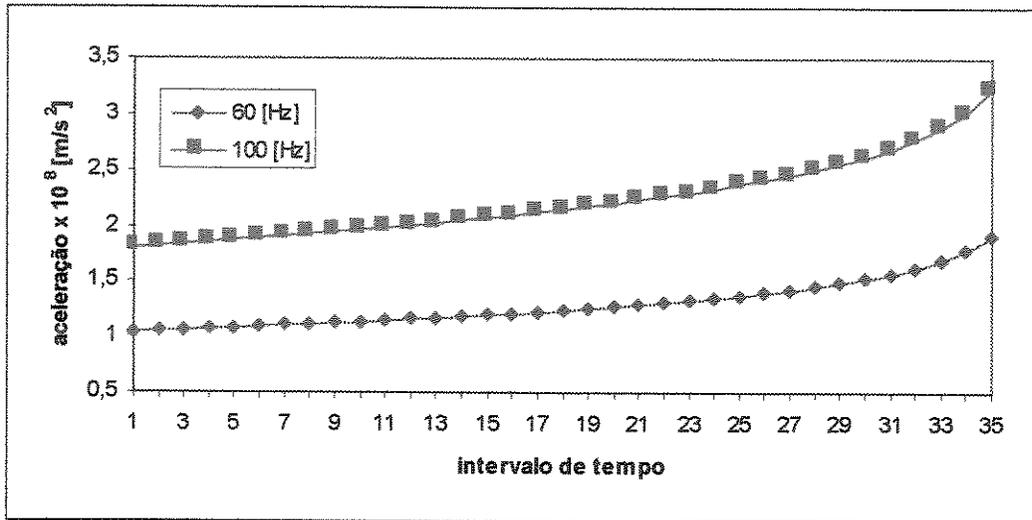


Figura 4.3 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 2

Caso 3

Relação de realimentação:

$$\Delta k(k)_x = 7,75 \cdot 10^{29} \cdot \left(1 + 1,7 \cdot 10^{24} \cdot (x_k^{60Hz})^{3,2} + 4,6 \cdot 10^{13} \cdot (x_k^{100Hz})^{1,9} \right)^{2,7} \cdot (x_k^{60Hz})^{2,2} \cdot (x_k^{100Hz})^{0,9}$$

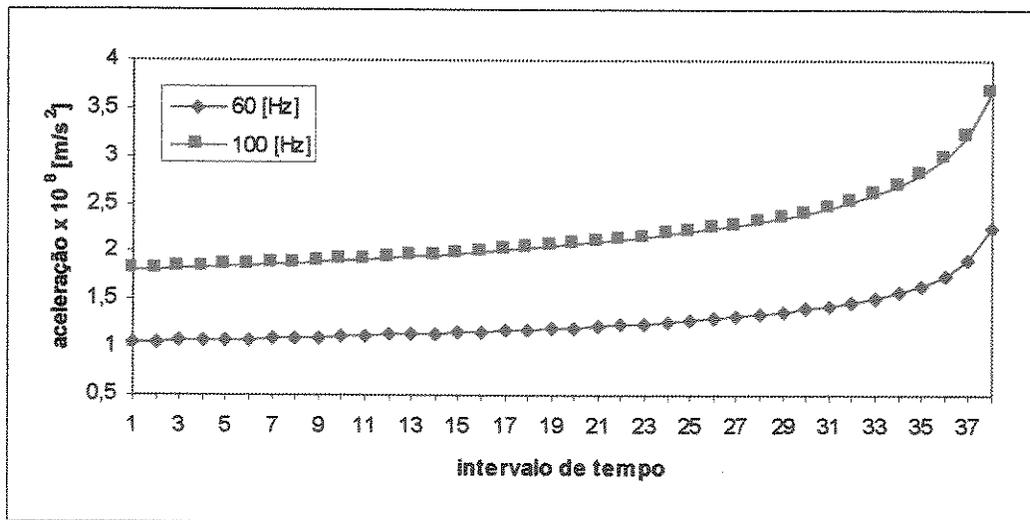


Figura 4.4 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 3

Caso 4

Relação de realimentação:

$$\Delta c_x(k) = 4,7 \cdot 10^9 \cdot x_k^{60Hz} + 4,3 \cdot 10^9 \cdot x_k^{100Hz}$$

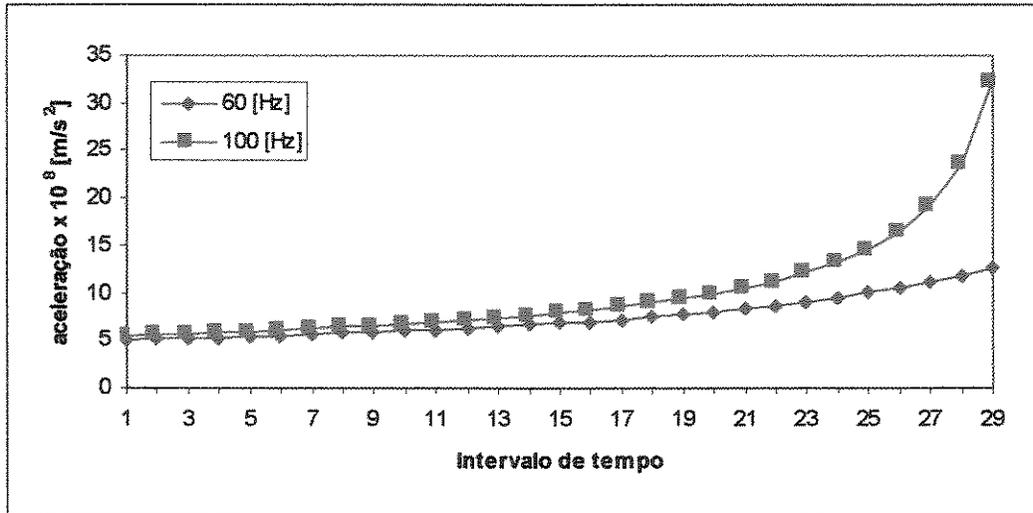


Figura 4.5 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 4

Caso 5

Relações de realimentação:

$$\Delta c_x = 46 \cdot \exp\left(1,2 \cdot 10^{29} \cdot x_k^{60Hz} \cdot \left(x_k^{100Hz}\right)^3\right)$$

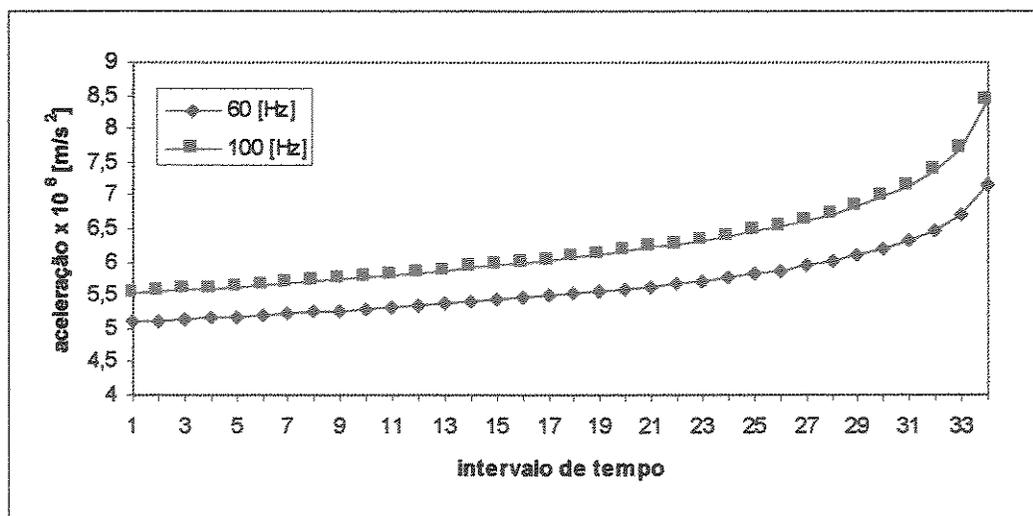


Figura 4.6 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 5

Caso 6

Relações de realimentação:

$$\Delta c_x = 5,5 \cdot 10^{21} \cdot \left(1 + 1,1 \cdot 10^{24} \cdot (x_k^{60Hz})^{3,2} + 3,1 \cdot 10^{14} \cdot (x_k^{100Hz})^{1,9} \right)^{2,7} \cdot (x_k^{60Hz})^{2,2} \cdot (x_k^{100Hz})^{0,9}$$

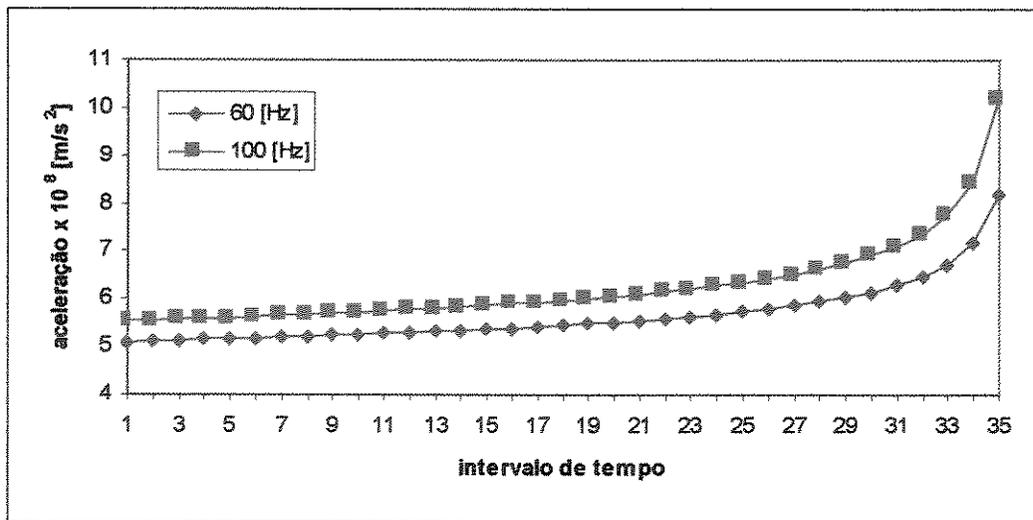


Figura 4.7 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 6

4.4.2 Casos simulados considerando a influência de ruídos

Apresenta-se aqui os seis casos simulados resultado de diferentes combinações de níveis ruído na entrada e na saída do modelo. Em todos eles modifica-se apenas o parâmetro de rigidez k_x com a relação de realimentação $\Delta k_x(k) = 4,6 \cdot 10^{13} \cdot x_k^{60Hz} + 2,6 \cdot 10^{13} \cdot x_k^{100Hz}$. Apresenta-se para cada caso as taxas de ruídos utilizadas e os valores de vibração resultantes na forma gráfica.

Caso 7

Taxa de ruído na entrada do sistema: 10 %

Taxa de ruído na saída do sistema: 10 %

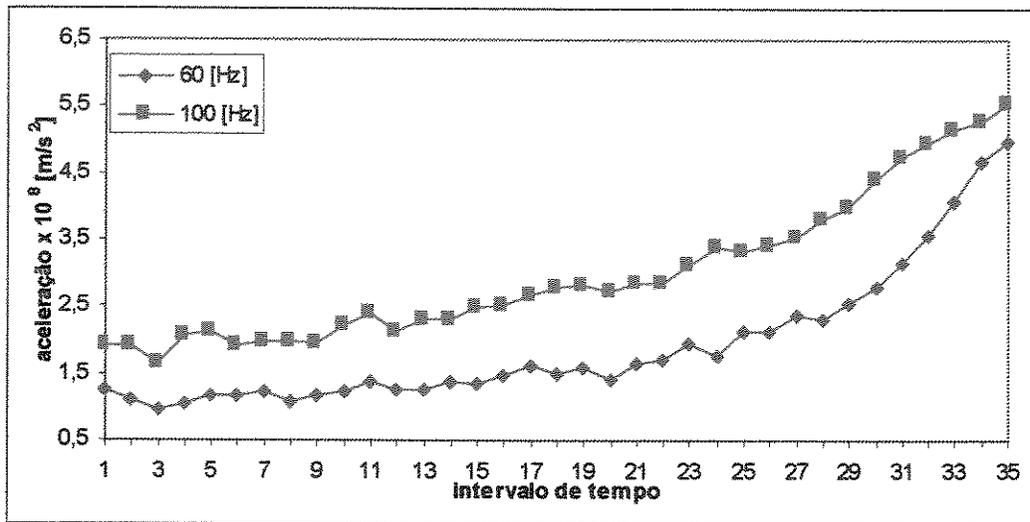


Figura 4.8 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 7

Caso 8

Taxa de ruído na entrada do sistema: 10 %

Taxa de ruído na saída do sistema: 25 %

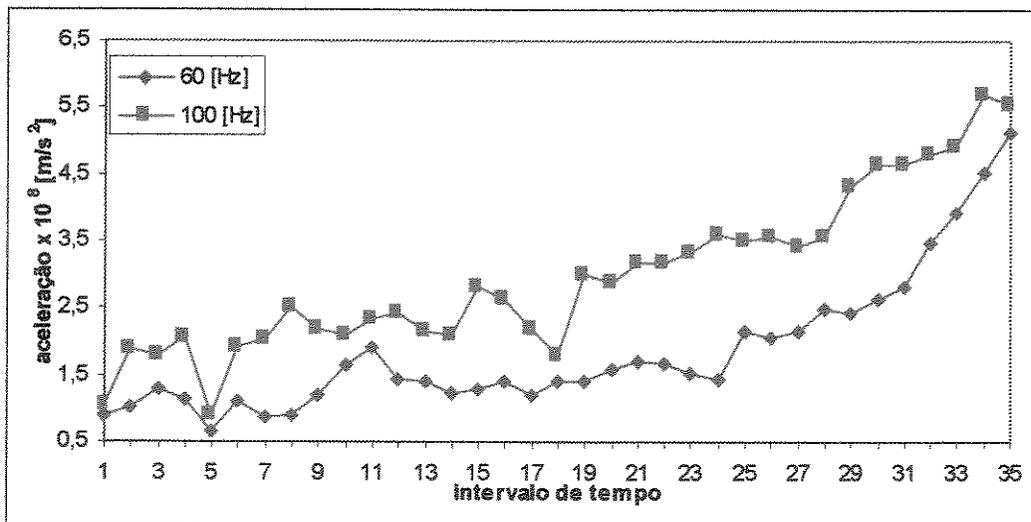


Figura 4.9 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 8

Caso 9

Taxa de ruído na entrada do sistema: 25 %

Taxa de ruído na saída do sistema: 10 %

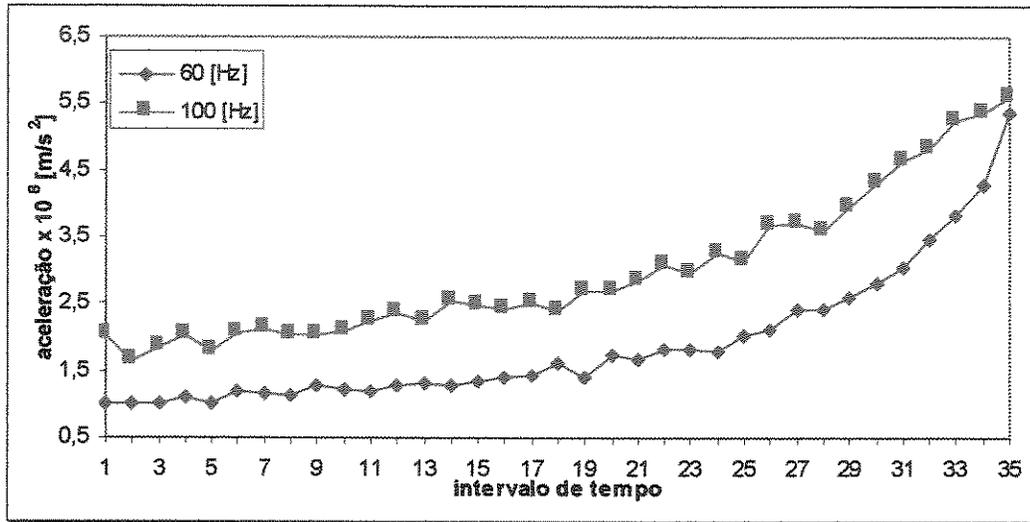


Figura 4.10 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 9

Caso 10

Taxa de ruído na entrada do sistema: 25 %

Taxa de ruído na saída do sistema: 25 %

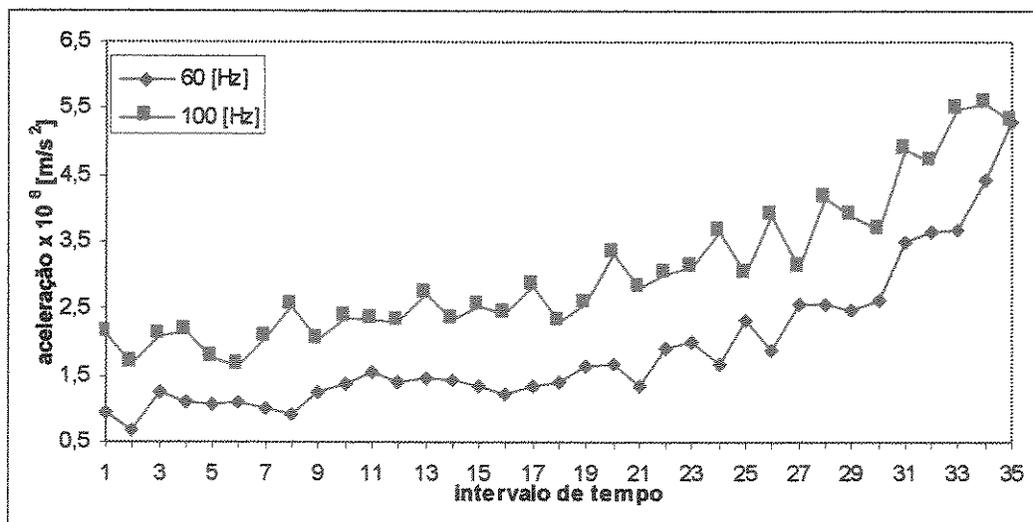


Figura 4.11 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 10

Caso 11

Taxa de ruído na entrada do sistema: 50 %

Taxa de ruído na saída do sistema: 10 %

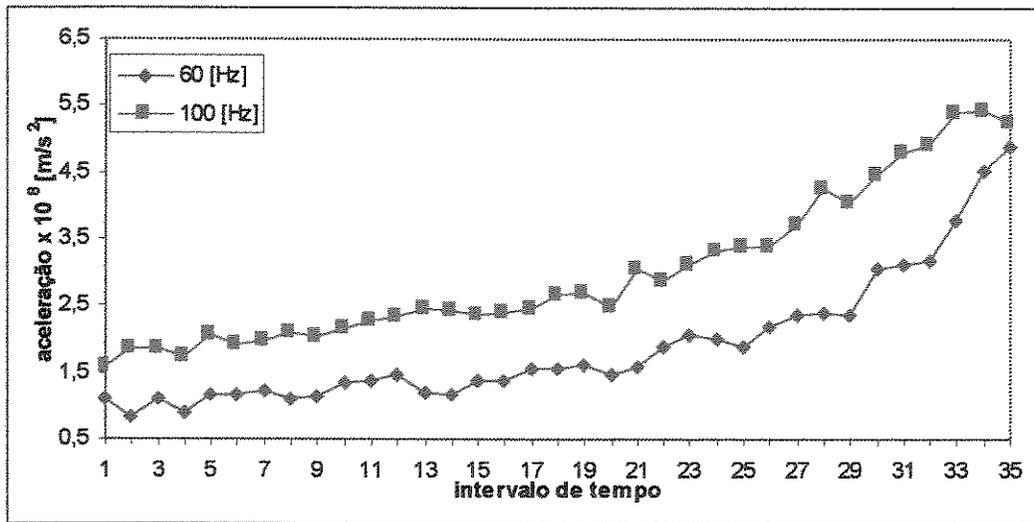


Figura 4.12 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 11

Caso 12

Taxa de ruído na entrada do sistema: 50 %

Taxa de ruído na saída do sistema: 25 %

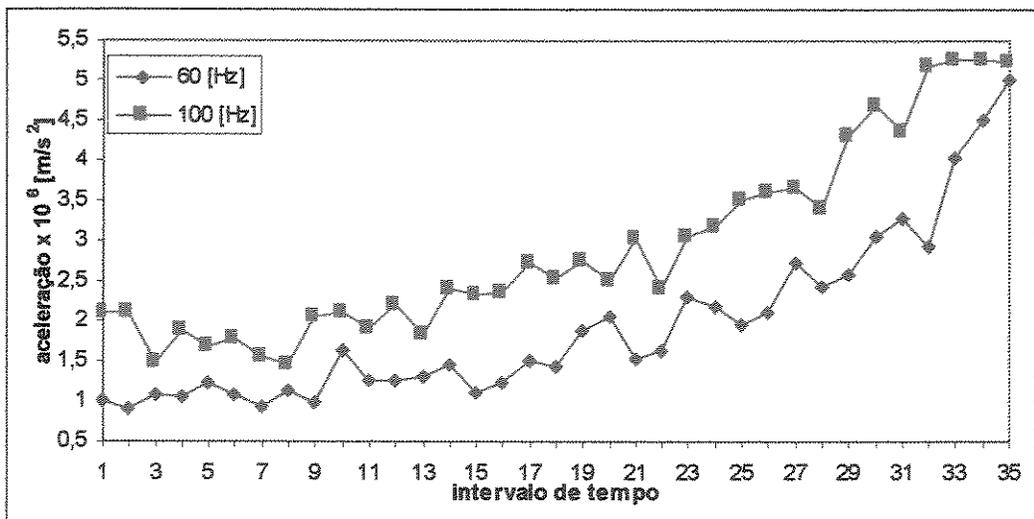


Figura 4.13 - Gráfico dos valores de vibração resultantes da simulação 12

Capítulo 5

Montagem Experimental

5.1 Introdução

Este capítulo apresenta e descreve a montagem e o procedimento experimental desenvolvido para avaliação da metodologia desenvolvida no Capítulo 3. O experimento é constituído de um ventilador axial de uso doméstico propositalmente desbalanceado para aceleração do desgaste, do qual coletou-se, a intervalos pré-definidos, sinais de vibração, na direção vertical e horizontal, até que o desenvolvimento de um defeito compromettesse o funcionamento do equipamento.

5.2 Descrição da montagem experimental

O experimento consiste basicamente de um ventilador axial de uso doméstico, intencionalmente desbalanceado, no qual instalou-se dois acelerômetros no mancal dianteiro do motor, um na horizontal e o outro na vertical. Utilizam-se condicionadores, filtros e um microcomputador equipado com uma placa de aquisição de dados para a aquisição e o processamento dos dados. Mostra-se abaixo uma lista dos equipamentos utilizados no experimento e, na Figura 5.1, um esquema da montagem experimental.

[1] - Ventilador axial Faet, 3 pás, rotor de diâmetro de 30 cm;

[2] - Acelerômetros Endevco, modelo 272, 15.0 pC/g;

[3] - Condicionador/amplificador Unholtz-Dickie, modelo D22;

[4] - Filtro analógico;

[5] - Computador PC-AT 486 DX2 66 MHz;

[6] - Placa de aquisição e conversão de sinais analógico/digital National Instruments, modelo AT-MIO-16F-5.

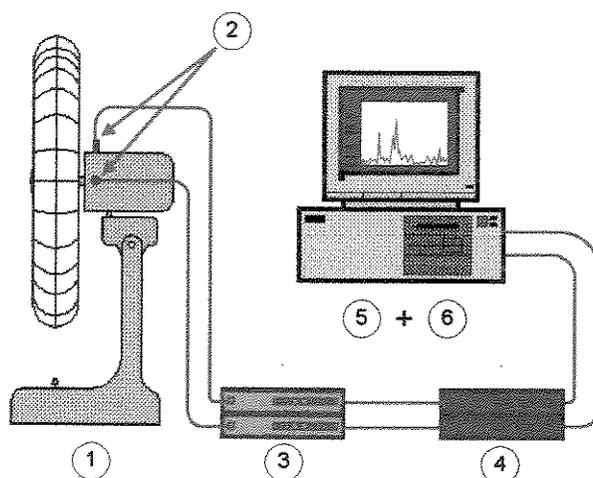


Figura 5.1 - Esquema da montagem experimental

5.3 Descrição do programa de aquisição de dados

Com o objetivo de adquirir dados automaticamente em intervalos predeterminados desenvolveu-se o programa de aquisição de dados Aquis 1.0 baseado nas placas de aquisição e conversão da National Instruments para computadores pessoais padrão IBM.

O programa Aquis 1.0 foi desenvolvido utilizando o aplicativo Borland Delphi[®] versão 1.0 para Windows 3.1x. Escolheu-se este aplicativo por suas facilidades de geração de programas para ambiente Windows, pela ótima interface gráfica e pela potencialidade de sua linguagem de programação (Pascal). Um fluxograma simplificado do programa é apresentado na Figura 5.2.

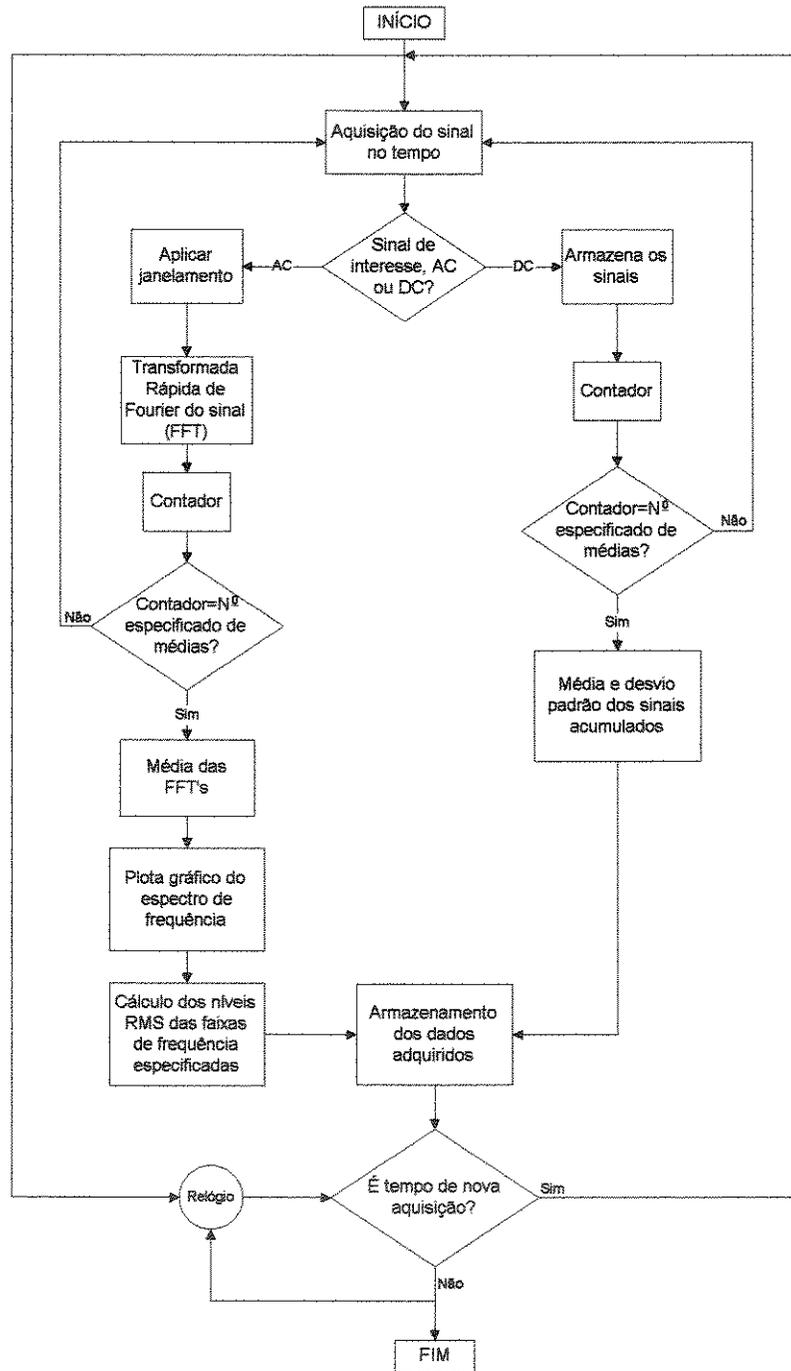


Figura 5.2 - Fluxograma do programa Aquis 1.0

O Aquis 1.0 tem um interface gráfica amigável e simples de ser utilizada. O programa basicamente adquire os dados, para sinais AC calcula o espectro de frequência médio, obtém o nível RMS de bandas específicas de frequência determinadas pelo usuário e armazena em disco os dados do espectro e das bandas de frequências e, para sinais DC, calcula a média e o desvio padrão dos dados e armazena estes resultados em disco.

Para executar estas tarefas o programa possui duas janelas, a janela Configuração e a Aquisição. Na janela Configuração, Figura 5.3, define-se características da aquisição tais como os canais que devem ser adquiridos, sinal AC ou DC, sensibilidade, frequência de análise, intervalo entre amostragens, número de amostras, número de médias, tipo de janela, nome do arquivo de armazenamento dos dados e as bandas de frequência para as quais serão calculados os valores RMS. A janela Aquisição, Figura 5.4, mostra o gráfico do espectro do sinal (caso AC) ou o valor da média e do desvio padrão do sinal (caso DC) de um canal por vez. Para visualizar o gráfico de um outro canal basta clicar no número do canal desejado. Nesta janela tem-se também duas caixas de texto que mostram os valores das coordenadas X e Y do ponto clicado sobre a janela gráfica (caso AC). Há também nesta janela a opção de salvar ou não os dados em disco e o botão de controle do início e fim do processo de aquisição.

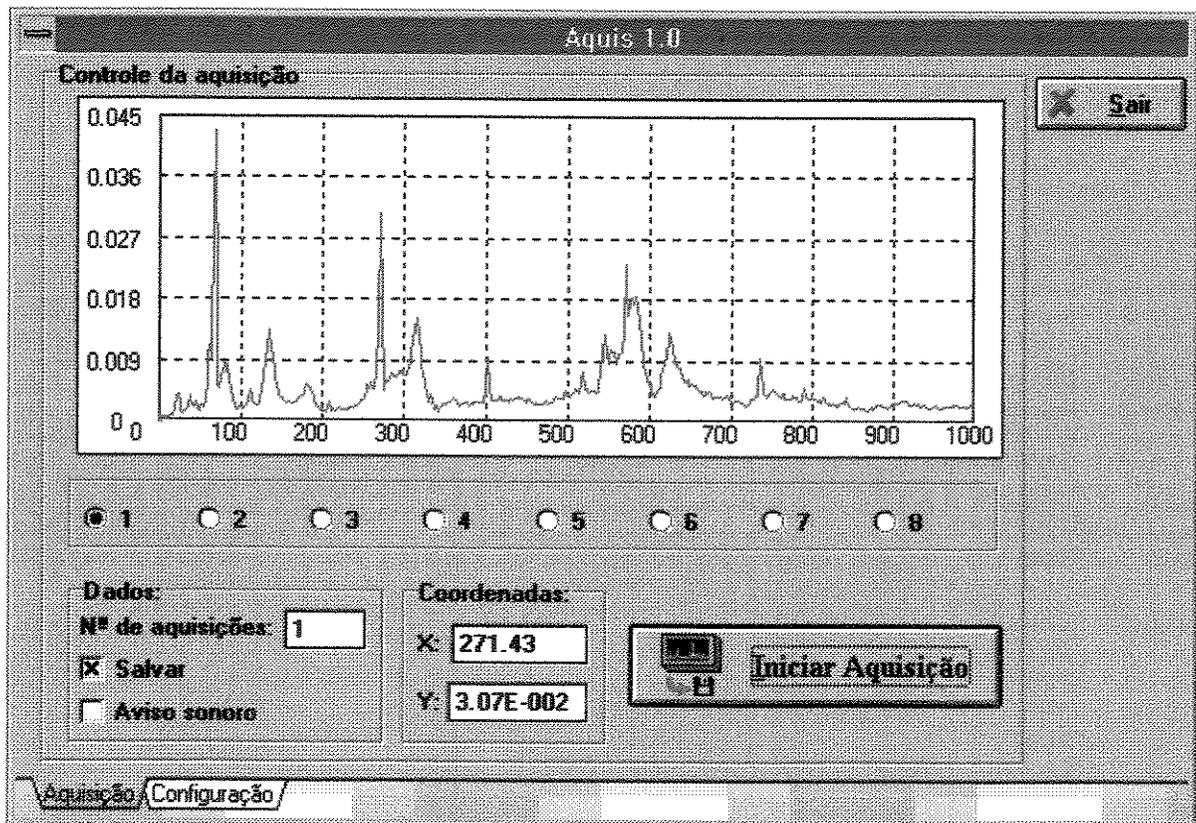


Figura 5.3 - Janela Aquisição do programa Aquis 1.0

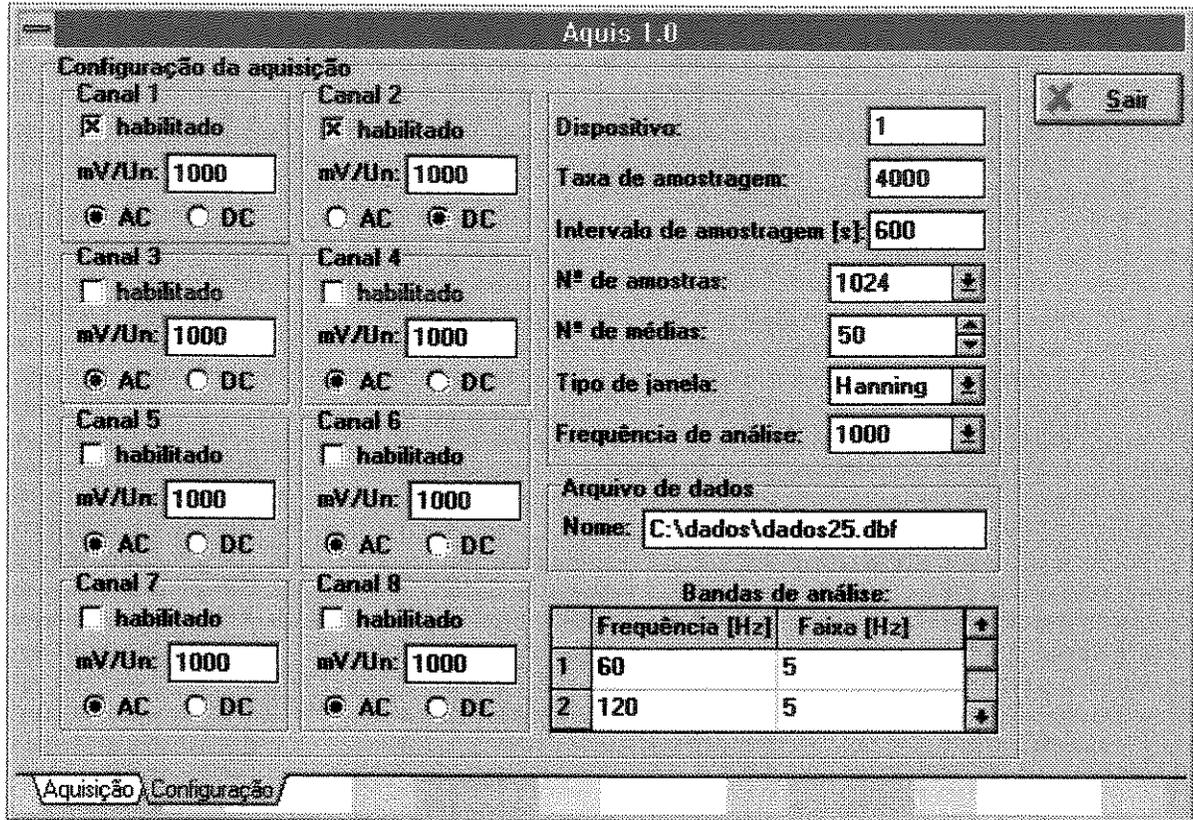


Figura 5.4 - Janela Configuração do programa Aquis 1.0

5.4 Descrição do experimento

Após definida a montagem, estabeleceu-se um condição fixa para o funcionamento do ventilador e este foi colocado a funcionar ininterruptamente na rotação mais alta. Os sinais adquiridos dos acelerômetros foram tratados por um condicionador/ amplificador de carga e subsequentemente foram passados por filtros passa baixa (frequência de corte de 1000 Hz). Através do programa Aquis 1.0 amostrou-se os sinais e calculou-se o espectro médio para os sinais obtidos de cada um dos dois acelerômetros. A partir deste espectro médio extraiu-se o valor RMS de quatro faixas de frequência do espectro de aceleração. Este procedimento foi repetido a cada duas horas até que o ventilador apresentasse a necessidade de manutenção. A Tabela 5.1 mostra a configuração usada para a aquisição dos dados e as bandas de frequência nas quais obteve-se os valores RMS.

intervalo entre amostragens	2 horas
número de médias espectrais	50
número de amostras por canal	2048
janela	Hanning
frequência de análise	1000 Hz
bandas de frequências analisadas	global: 0 a 1000 Hz 1 x rotação: 23,06±2,5 Hz 2 x rotação: 46,12±2,5 Hz 3 x rotação: 69,18±2,5 Hz

Tabela 5.1 - Característica do processo de aquisição de dados

Capítulo 6

Resultados Experimentais e Simulados

6.1 Introdução

Neste capítulo procura-se aplicar a metodologia desenvolvida no Capítulo 3 em alguns conjuntos de dados para prever os níveis de vibração e o tempo previsto para falha dos sistemas que o produziram. Para tal serão utilizados dados provenientes das simulações de desgaste apresentadas no Capítulo 4, dados reais de sistemas mecânicos obtidos da literatura (CEMPEL,1987) e também os dados observados no caso experimental desenvolvido no Capítulo 5. Os resultados de previsão, obtidos com o auxílio de funções do *toolbox* de identificação do aplicativo *Matlab* são então comparados graficamente com os dados observados e, nos casos da literatura e do experimento desenvolvido, comparado também com resultados obtidos a partir da teoria do Sistema Cinza (LUO e KUHNEILL, 1991).

Ao longo deste capítulo, para facilitar a exposição dos resultados, definir-se-á dois fatores adimensionais. O primeiro fator é a estimativa de falha, τ_p , definido pela razão do tempo estimado para falha e do tempo de falha real, e o segundo fator, o de vida, τ_v , definido pela razão do tempo de vida do sistema e do tempo de falha real. Observe o exemplo mostrado na Figura 6.1. Neste exemplo os primeiros 21 dados de vibração correspondentes aos primeiros 21 intervalos de tempo de vida do sistema são utilizados para identificar o modelo ARMAX. Identificado o modelo este é usado para prever o nível de vibração a partir deste tempo de vida, previsão esta representada pela linha contínua em vermelho. Admite-se que o

nível de falha do sistema seja igual ao último valor apresentado por este antes de sua falha efetiva. Assim, no exemplo, o nível de falha corresponde a $5,3 \cdot 10^{-8} [m]$ e o tempo de falha igual a 35 intervalos de tempo. O tempo de falha previsto é definido como aquele em que o nível de vibração previsto atinge o nível de falha preestabelecido para a vibração, neste caso igual a 31,7 intervalos de tempo. Para esta situação a estimativa de falha $\tau_p = \frac{31,7}{35,0} = 0,91$ e o fator

de vida $\tau_v = \frac{21}{35} = 0,6$ significando que o modelo prevê que o tempo de falha é 91% do real quando o sistema está em 60% de seu tempo de vida total.

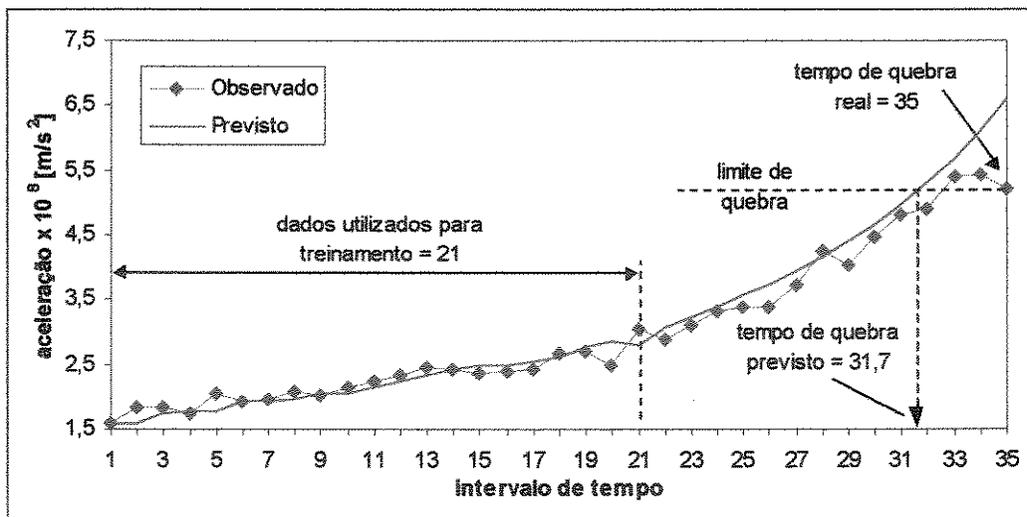


Figura 6.1 - Exemplificação dos processo de previsão da falha de um sistema

6.2 Estudo dos casos simulados de desgaste

No Capítulo 4 simulou-se situações de desgaste para um sistema mecânico do qual se conhecia o modelo. Para a realização destas simulações admitiu-se basicamente que o aumento do desgaste é função dos níveis de vibração que o sistema apresenta em determinadas frequências, sendo esta função de uma natureza qualquer. Os resultados destas simulações serão interpretados, neste capítulo, como dados obtidos de um sistema real que se degrada.

Nas simulações de desgaste, desenvolvidas no Capítulo 4, o sistema foi excitado por forças externas na frequência de 60 e 100Hz, forças estas que acabaram por induzir o desgaste

no sistema. Pela metodologia desenvolvida no Capítulo 3, ao montar-se os modelos ARMAX para previsão, deve-se considerar o sinal de vibração nas frequências mais importantes relacionadas ao processo de desgaste. Assim, no estudo destes casos utilizou-se dois modelos ARMAX, um para o sinal em 60Hz e outro em 100Hz, com estrutura idêntica a desenvolvida no Capítulo 3 e mostrada na equação (3.28). As ordens do modelo foram selecionadas através dos critérios apresentados no Apêndice A e serão mostradas para cada caso na forma $[n_a n_{u1} \dots n_{u6} n_e]$ onde n_a é a ordem da parcela autoregressiva, n_e da parcela aleatória, n_{u1} da primeira entrada, n_{u2} da segunda entrada e assim respectivamente até a sexta entrada, obedecendo a mesma sequência indicada na equação (3.28). Na construção dos modelos ARMAX utilizou-se os dados observados até o ponto indicado por uma linha vertical tracejada nos gráficos dos resultados, sendo os demais pontos gerados por estes modelos. Mostra-se para cada caso três gráficos indicando os dados “observados” e os previstos pela metodologia ARMAX. Nos dois primeiros, para o sinais observados em 60Hz e 100Hz, exemplifica-se uma situação em que um certo número de dados observados, do primeiro até aquele com um linha vertical tracejada, é utilizado na construção do modelo sendo os demais gerados a partir deste modelo recém-construído. O terceiro gráfico apresenta estimativas para o tempo de falha do sistema em cada instante da vida deste. As discontinuidades observadas nestes gráficos são situações em que o modelo não convergiu impossibilitando a obtenção de uma estimativa para o tempo de falha do sistema.

Caso 1 - Sem ruído, variação de k_x , relação de realimentação 1

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : $[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0] \Rightarrow n_a = 1; n_{u1} = 1; n_{u2} = 1; n_{u3} = 1; n_{u4} = 1; n_{u5} = 1; n_{u6} = 0$ e $n_e = 0$;

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz: $[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0] \Rightarrow n_a = 1; n_{u1} = 1; n_{u2} = 1; n_{u3} = 1; n_{u4} = 1; n_{u5} = 1; n_{u6} = 0$ e $n_e = 0$

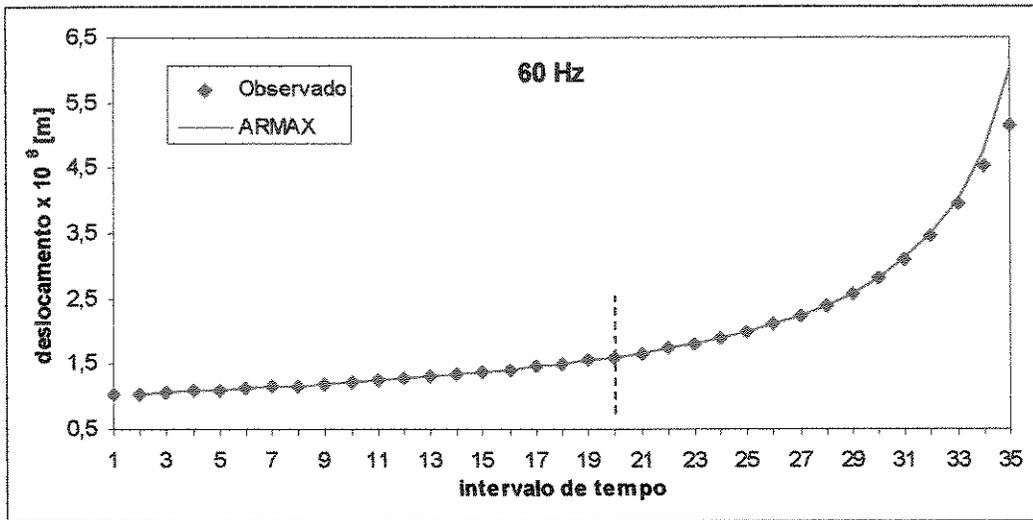


Figura 6.2 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 1

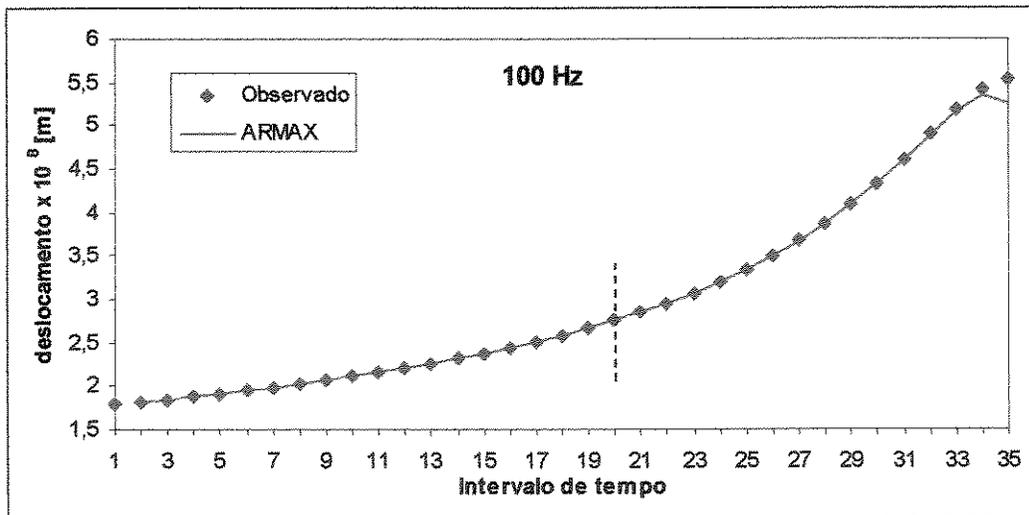


Figura 6.3 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 1

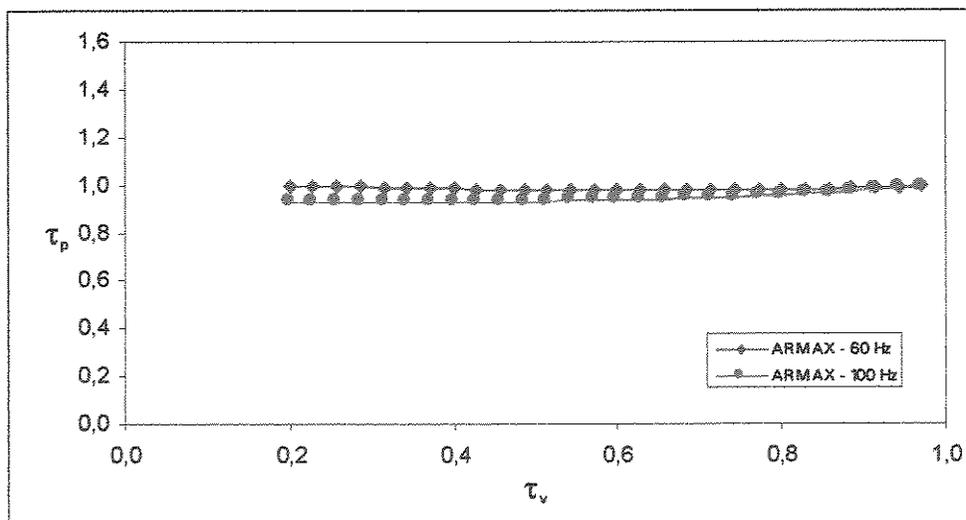


Figura 6.4 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 1

Caso 2 - Sem ruído, variação de k_x , relação de realimentação 2

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 1 1 0 0] ;

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 1 1 0 0];

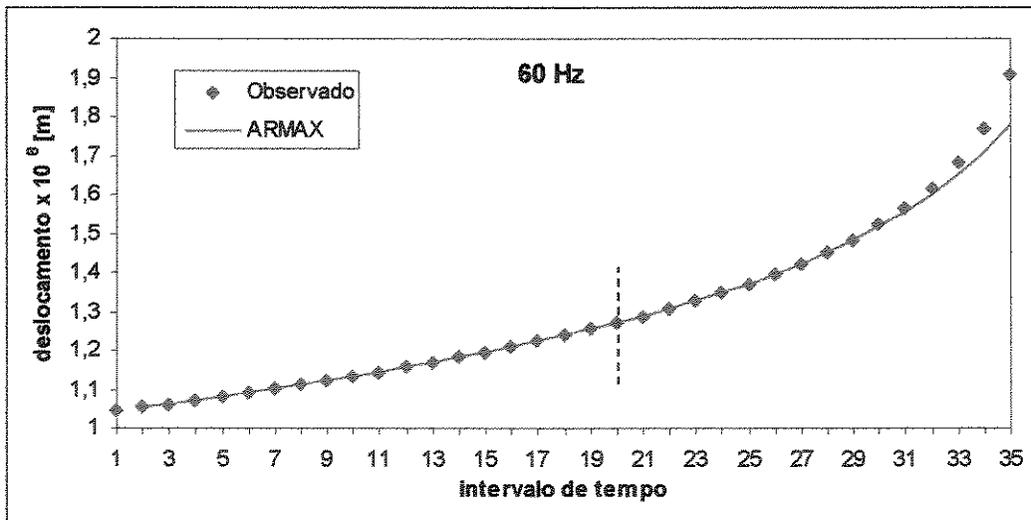


Figura 6.5 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 2

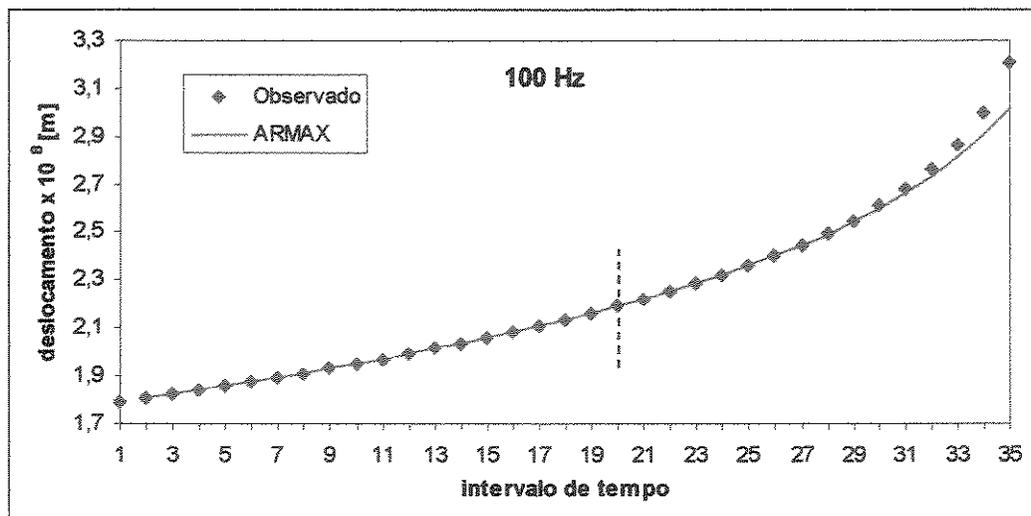


Figura 6.6 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 2

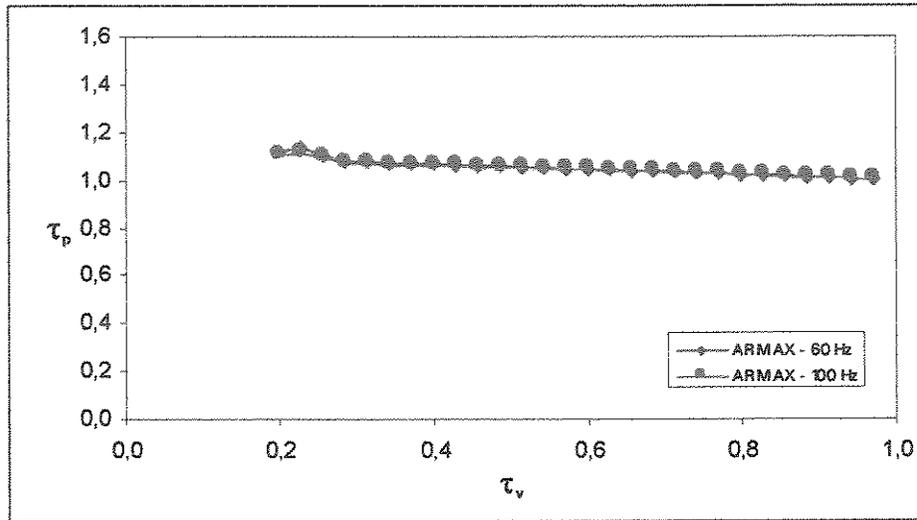


Figura 6.7 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 2

Caso 3 - Sem ruído, variação de k_v , relação de realimentação 3

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 0 1 1 0 0] ;

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 0 1 1 0 0];

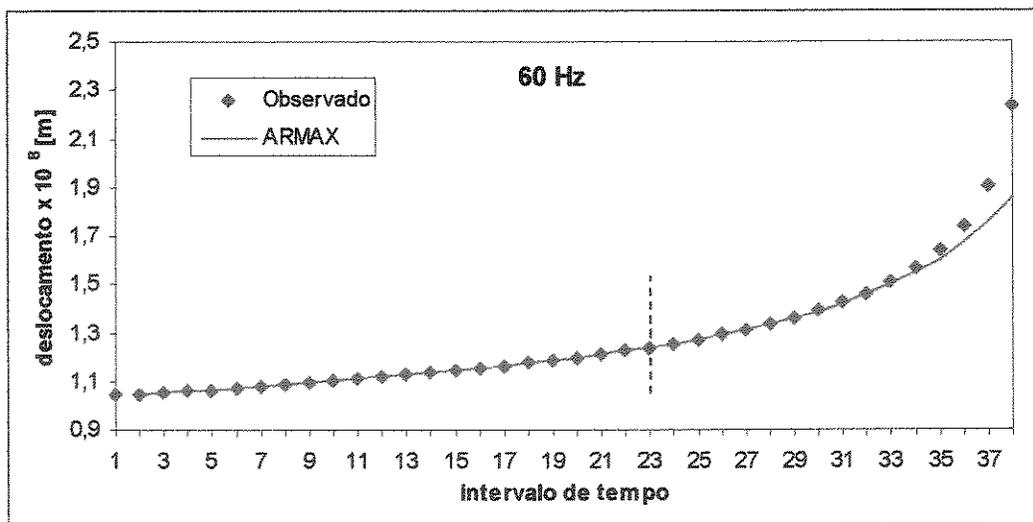


Figura 6.8 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 3

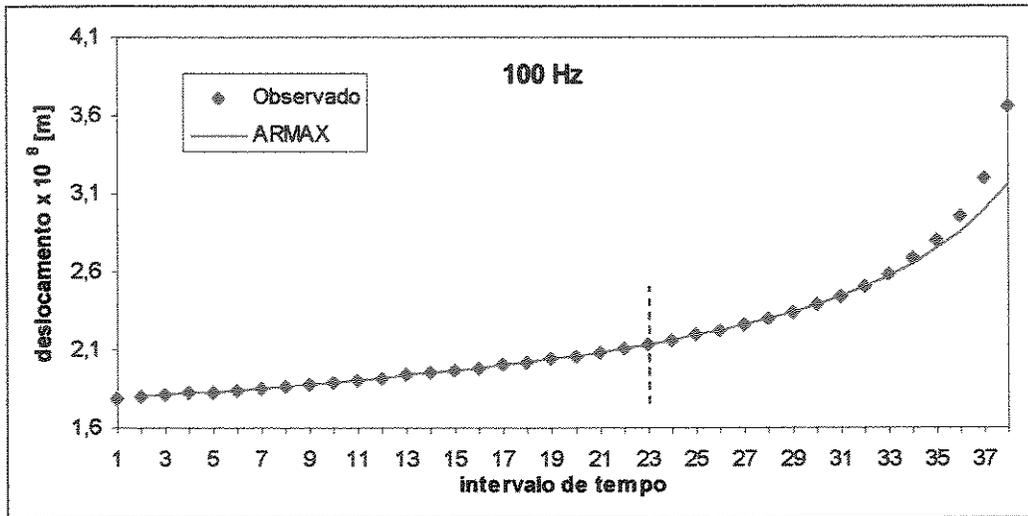


Figura 6.9 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 3

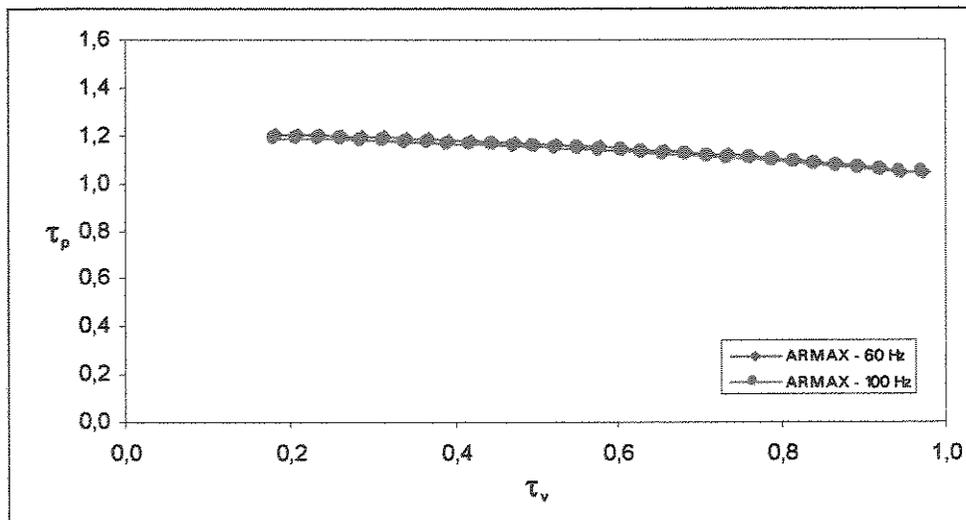


Figura 6.10 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 3

Caso 4 - Sem ruído, variação de c_x , relação de realimentação 1

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 1 1 1 0 0] ;

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 1 1 1 0 0];

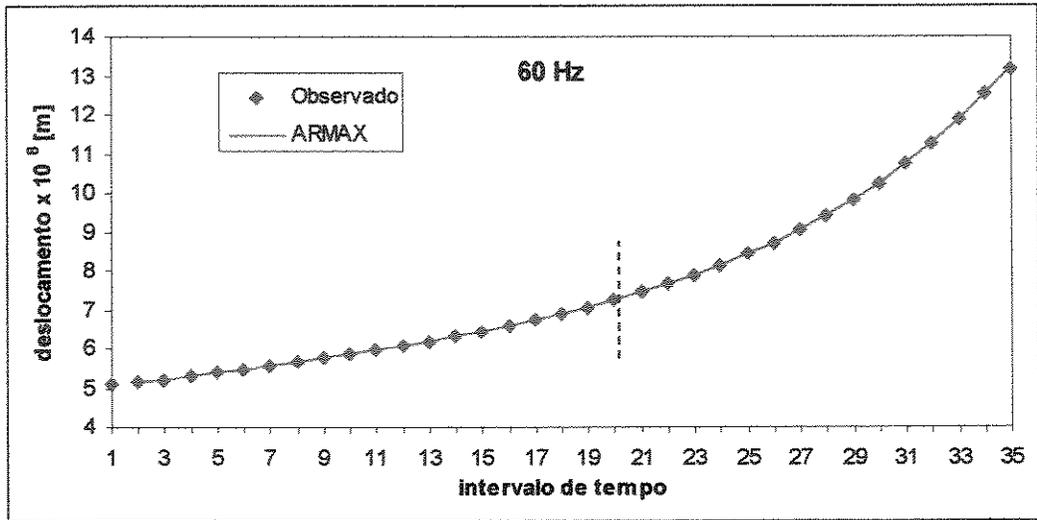


Figura 6.11 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 4

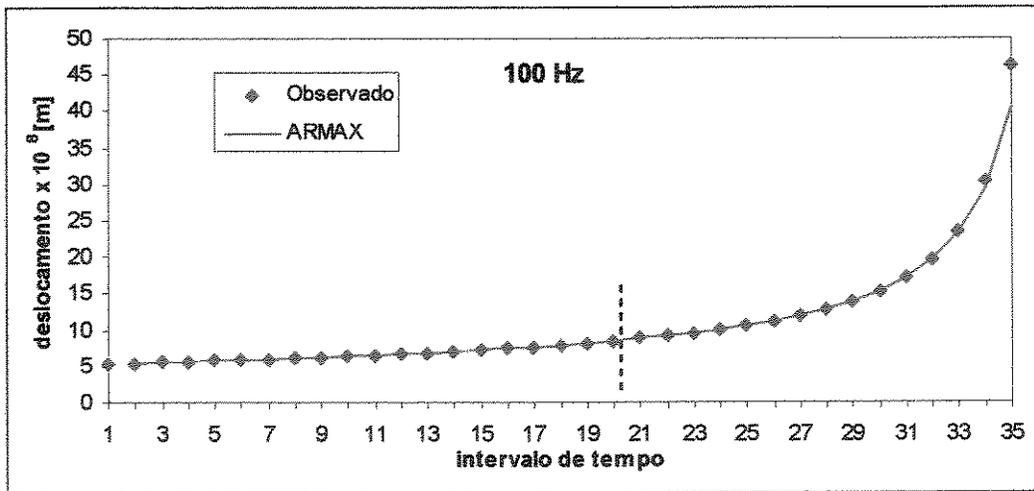


Figura 6.12 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 4

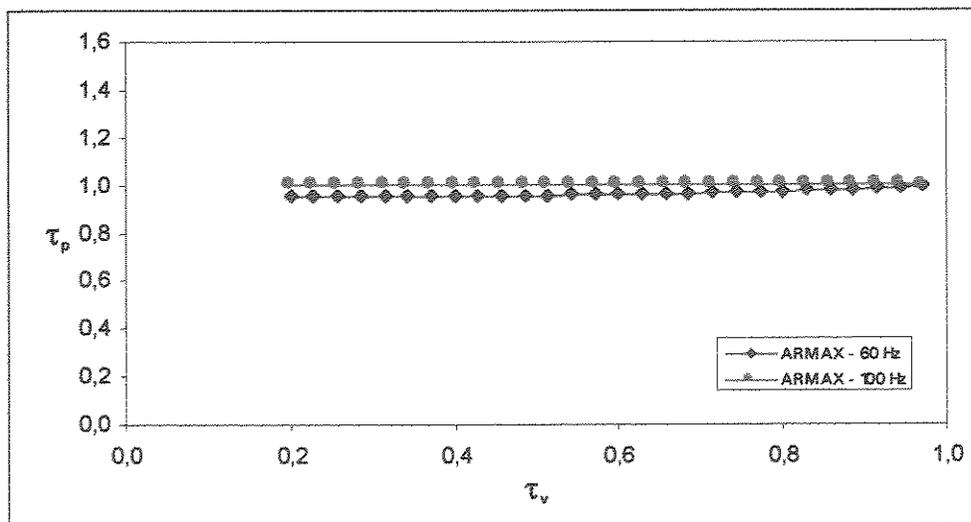


Figura 6.13 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 4

Caso 5 - Sem ruído, variação de c_x , relação de realimentação 2

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 0 0 1 0 0] ;

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 0 0 1 0 0];

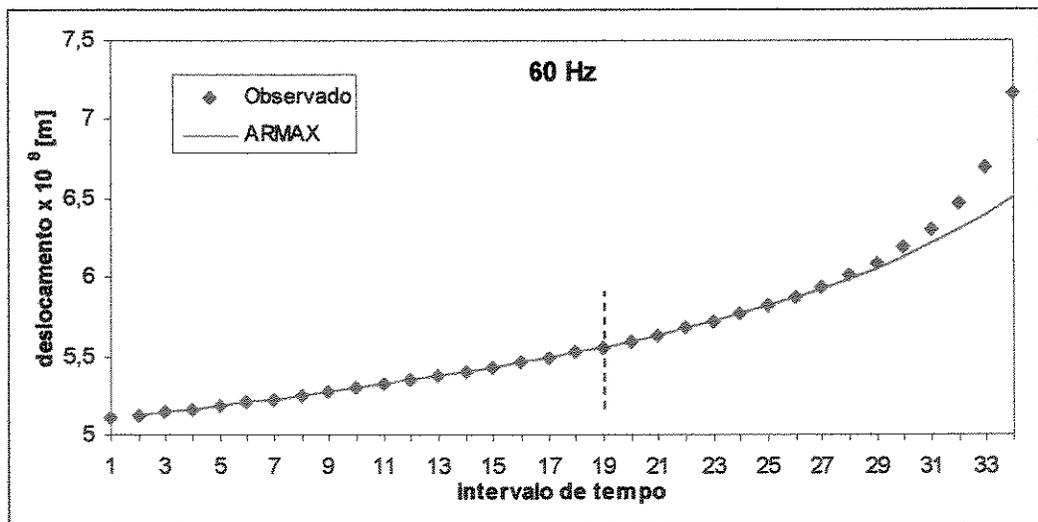


Figura 6.14 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 5

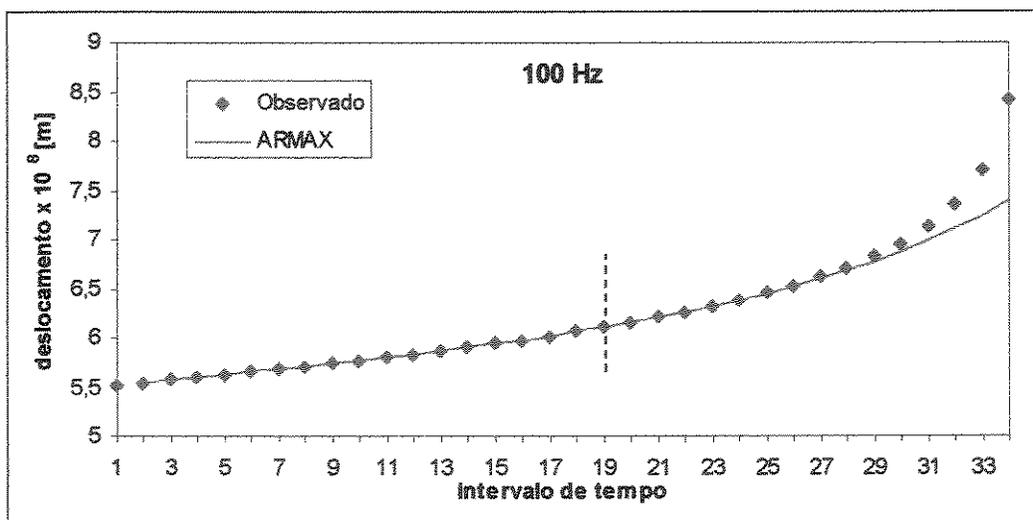


Figura 6.15 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 5

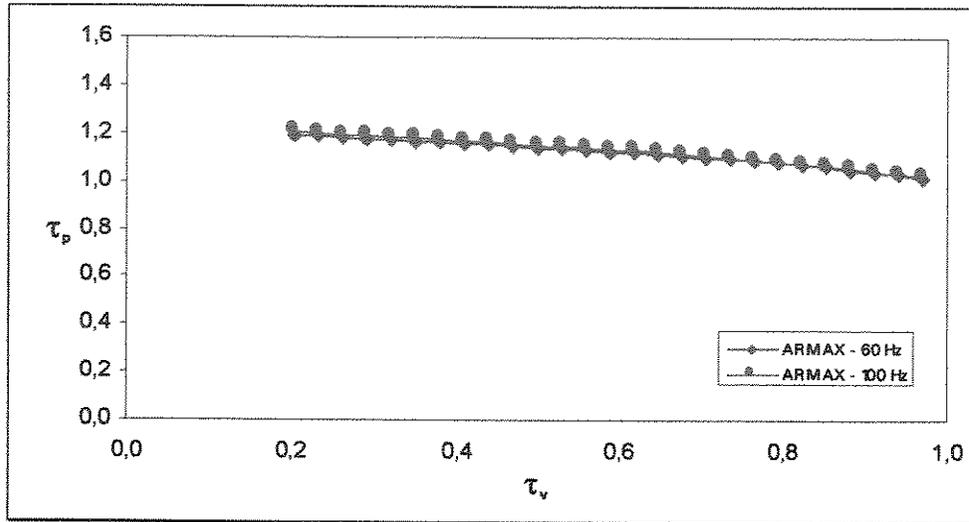


Figura 6.16 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 5

Caso 6 - Sem ruído, variação de c_x , relação de realimentação 3

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 1 1 1 1 0];

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 0 1 1 0 0];

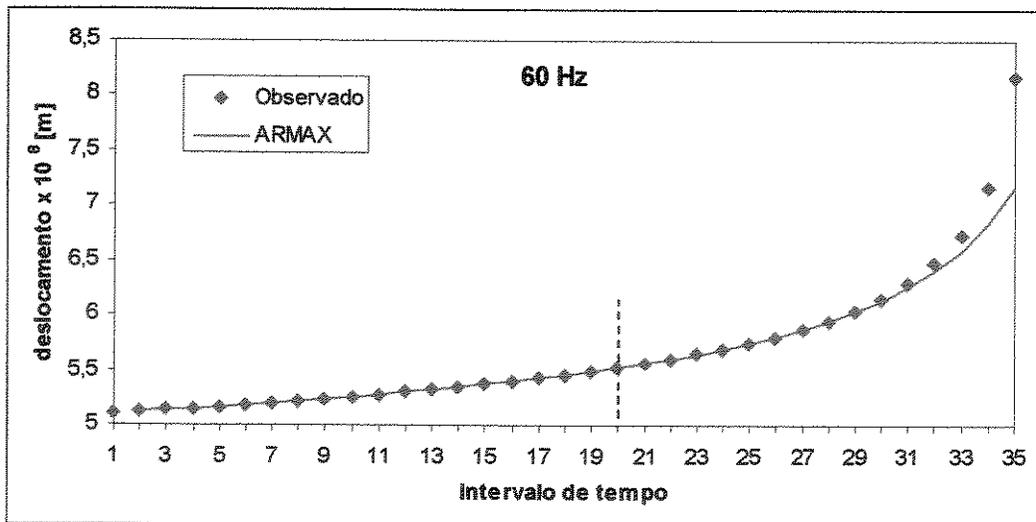


Figura 6.17 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 6

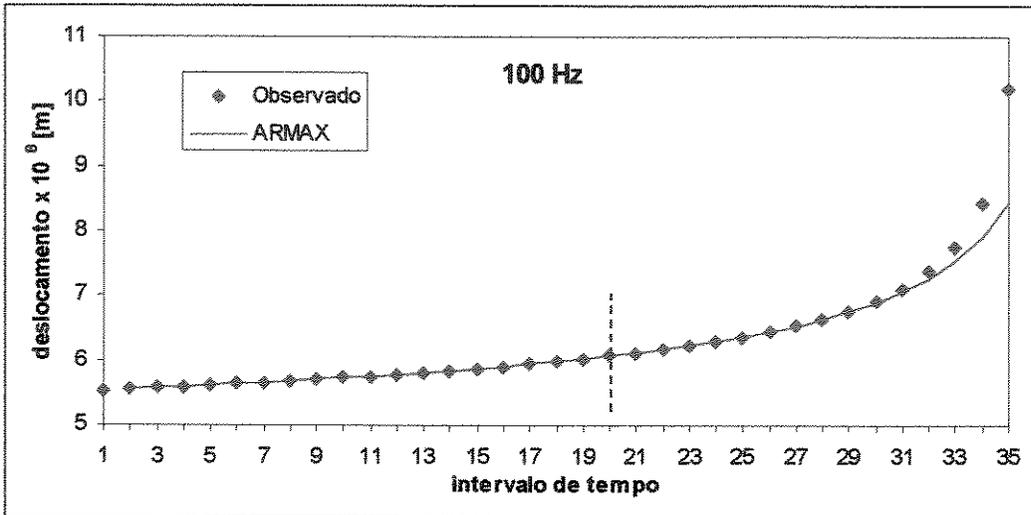


Figura 6.18 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 6

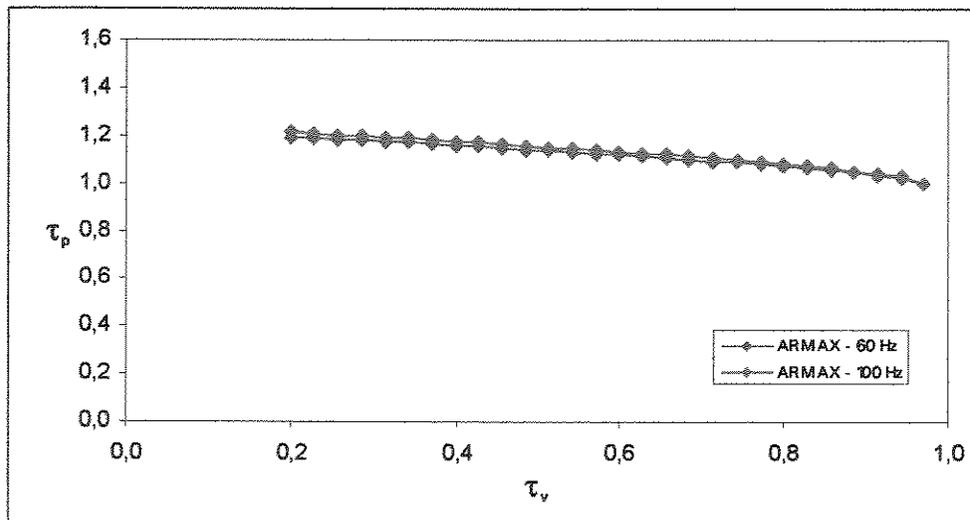


Figura 6.19 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 6

Caso 7 - Com ruído, variação de k_x , relação de realimentação 1

Taxa de ruído na entrada do sistema: 10%

Taxa de ruído na saída do sistema: 10%

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 0 0 1 0 1];

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 0 0 0 0 0 1];

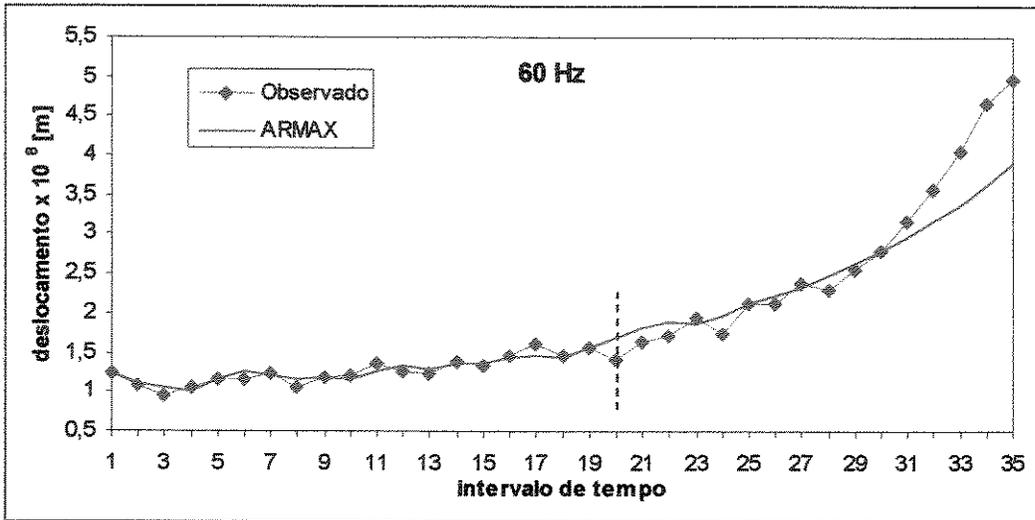


Figura 6.20 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 7

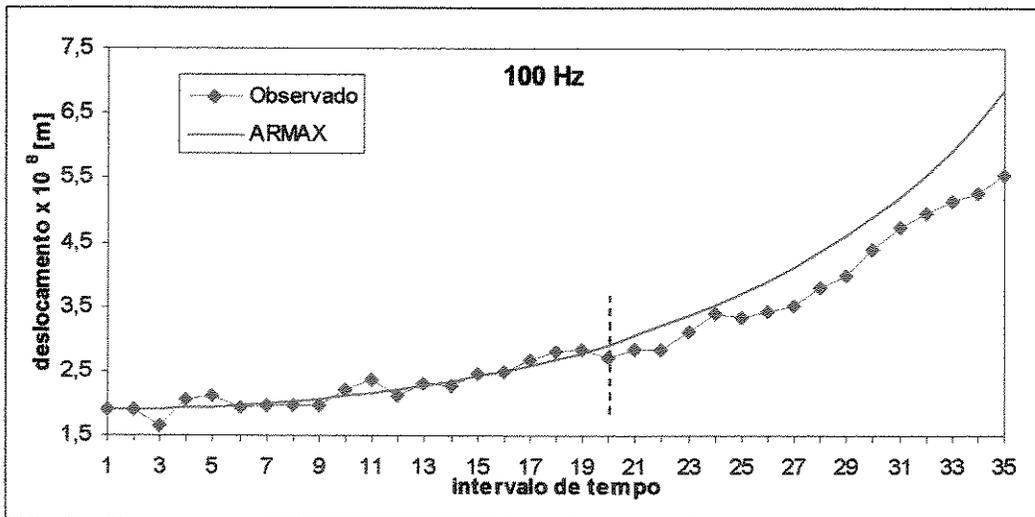


Figura 6.21 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 7

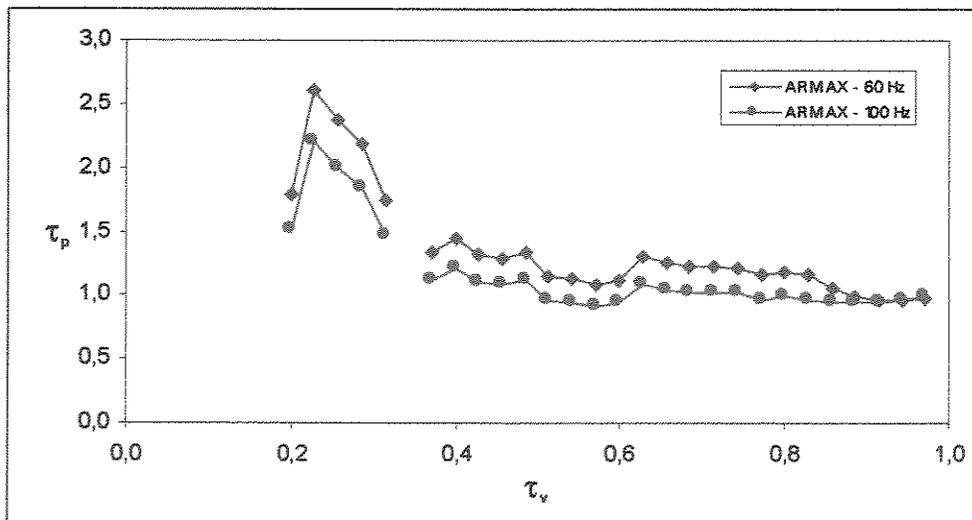


Figura 6.22 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 7

Caso 8 - Com ruído, variação de k_x , relação de realimentação 1

Taxa de ruído na entrada do sistema: 10%

Taxa de ruído na saída do sistema: 25%

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 0 1 0 0 0 0 1] ;

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 0 0 0 0 0 1];

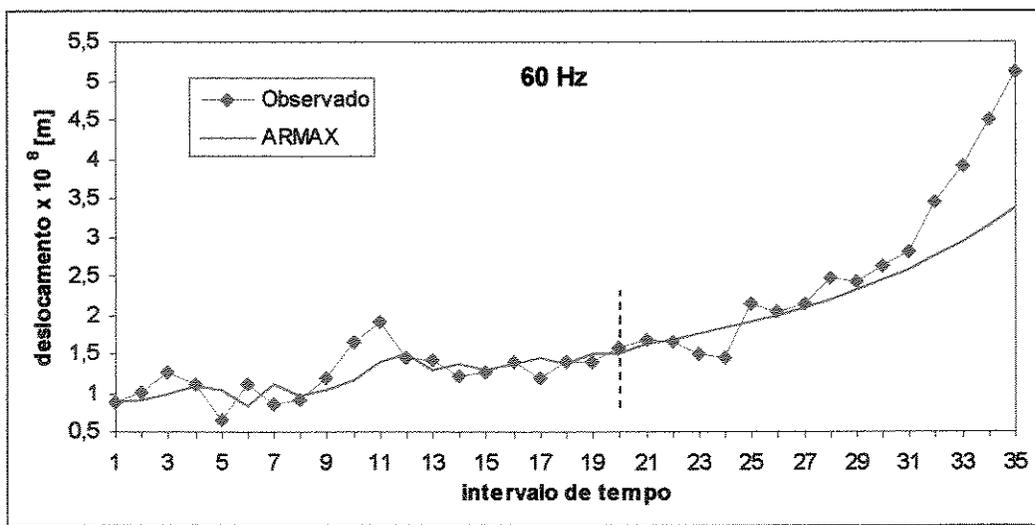


Figura 6.23 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 8

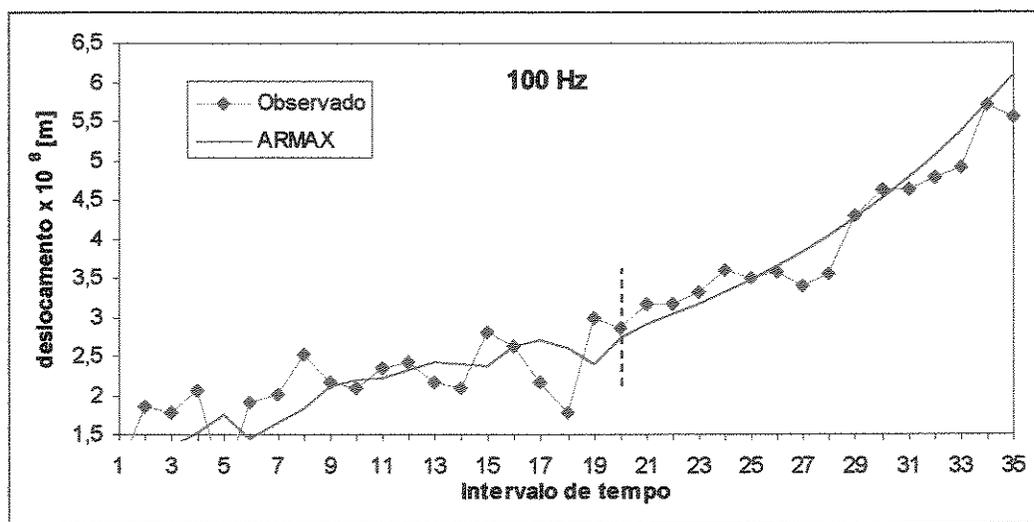


Figura 6.24 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 8

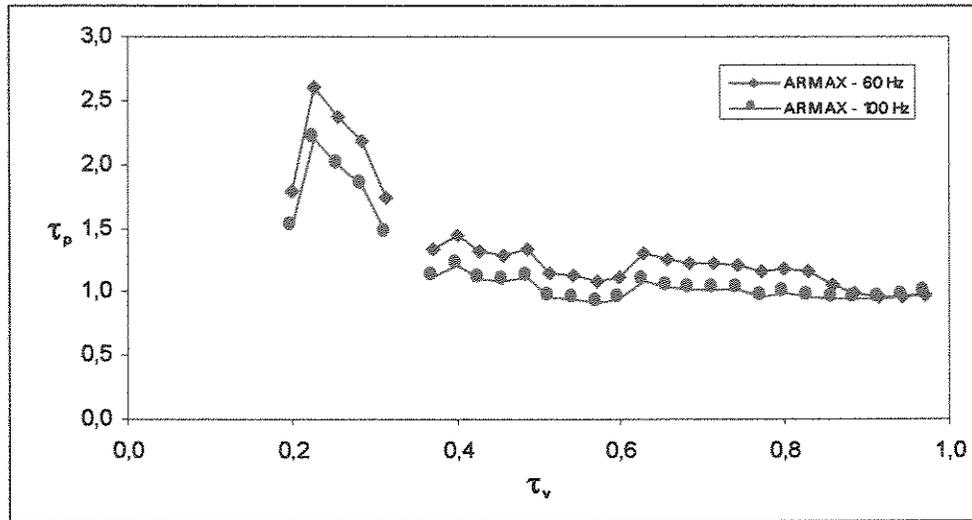


Figura 6.25 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 8

Caso 9 - Com ruído, variação de k_x , relação de realimentação 1

Taxa de ruído na entrada do sistema: 25%

Taxa de ruído na saída do sistema: 10%

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 0 1 0 0 1];

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 0 1 0 0 1];

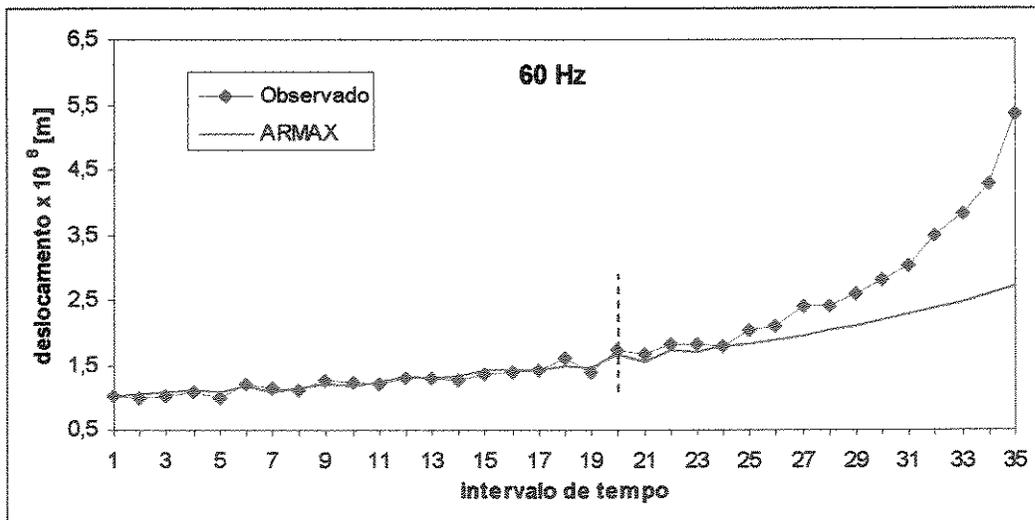


Figura 6.26 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 9

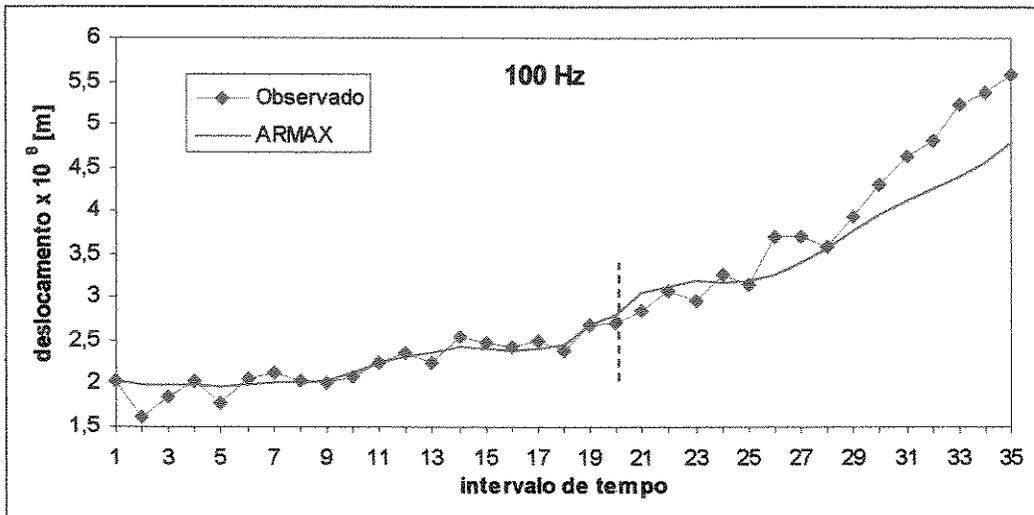


Figura 6.27 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 9

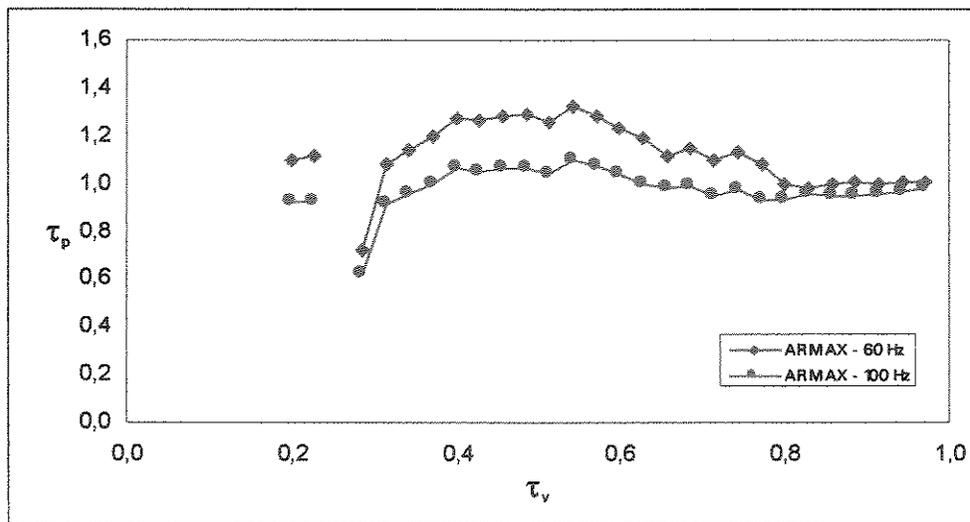


Figura 6.28 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 9

Caso 10 - Com ruído, variação de k_x , relação de realimentação 1

Taxa de ruído na entrada do sistema: 25%

Taxa de ruído na saída do sistema: 25%

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 1 0 0 1 0 1];

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 0 0 1 0 1];

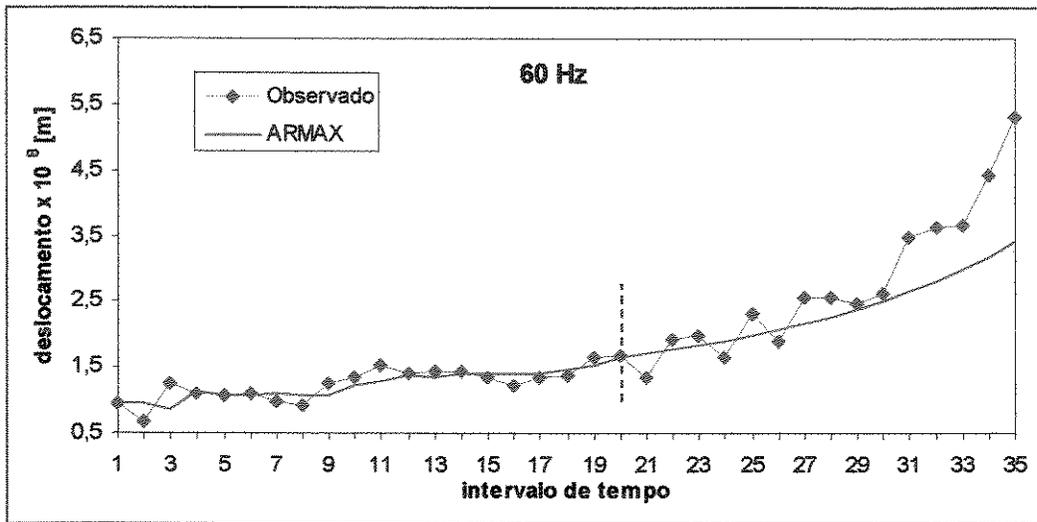


Figura 6.29 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 10

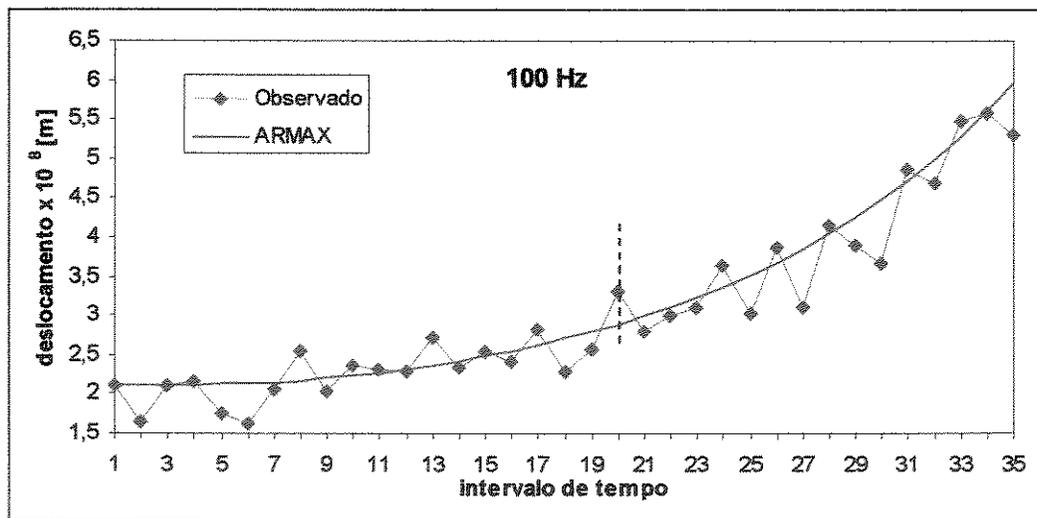


Figura 6.30 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 10

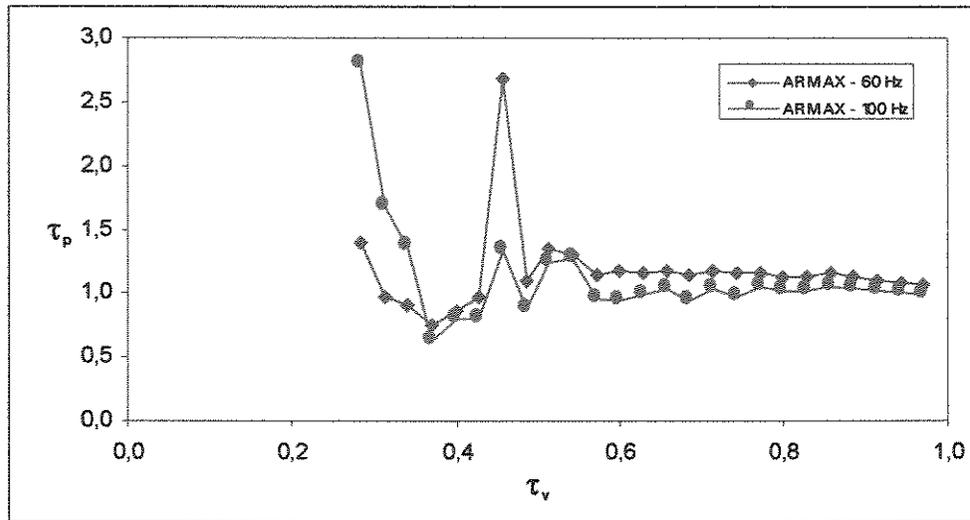


Figura 6.31 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 10

Caso 11 - Com ruído, variação de k_x , relação de realimentação 1

Taxa de ruído na entrada do sistema: 50%

Taxa de ruído na saída do sistema: 10%

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 0 1 0 0 0 0 1];

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 1 1 0 0 1 0 1];

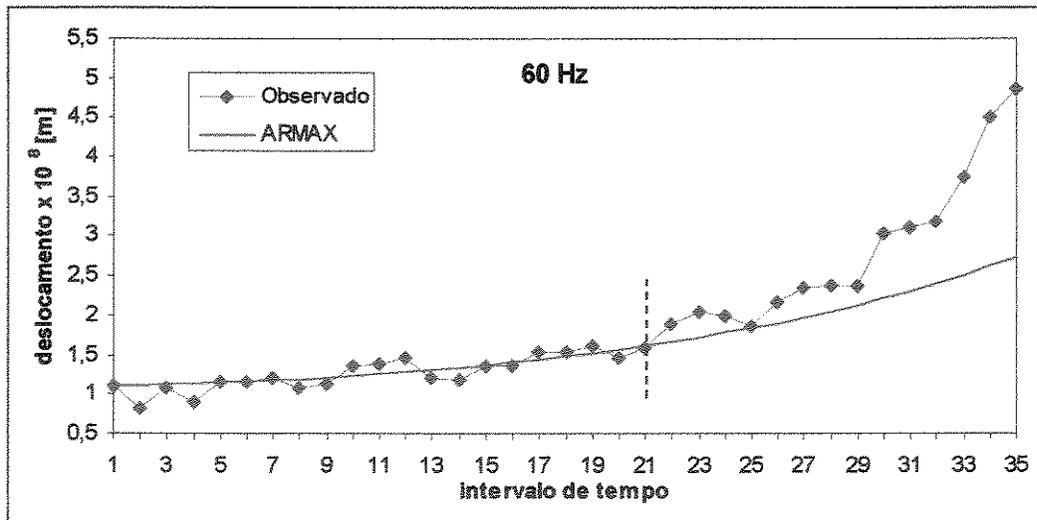


Figura 6.32 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 11

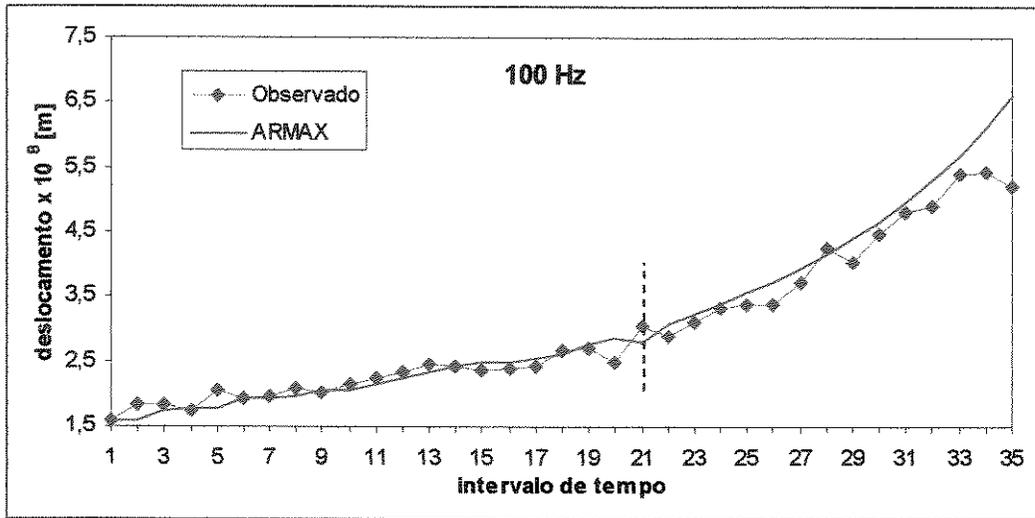


Figura 6.33 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 11

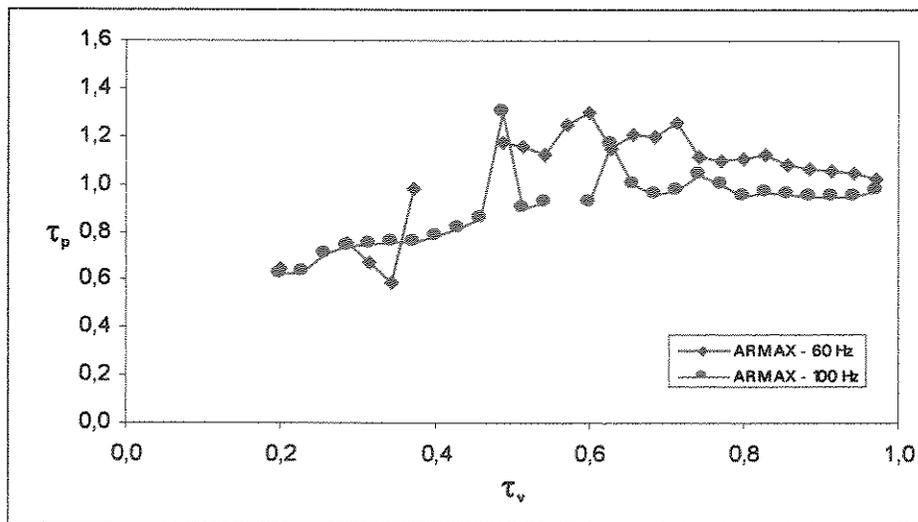


Figura 6.34 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 11

Caso 12 - Com ruído, variação de k_x , relação de realimentação 1

Taxa de ruído na entrada do sistema: 50%

Taxa de ruído na saída do sistema: 25%

Ordens do modelo para o sinal em 60Hz : [1 1 0 0 0 1 0 1];

Ordens do modelo para o sinal em 100Hz : [1 0 0 1 0 0 0 1];

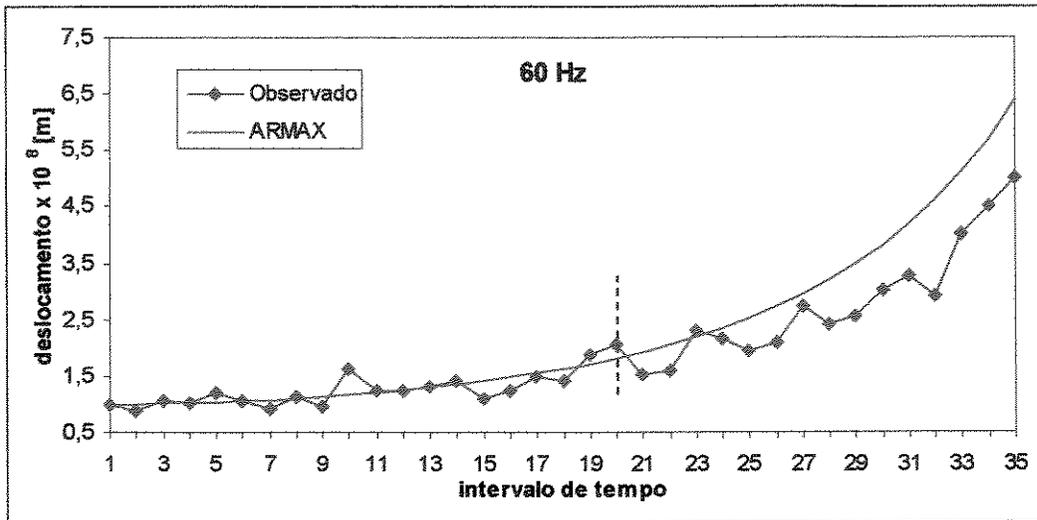


Figura 6.35 - Gráfico comparativo do sinal em 60Hz para o caso 12

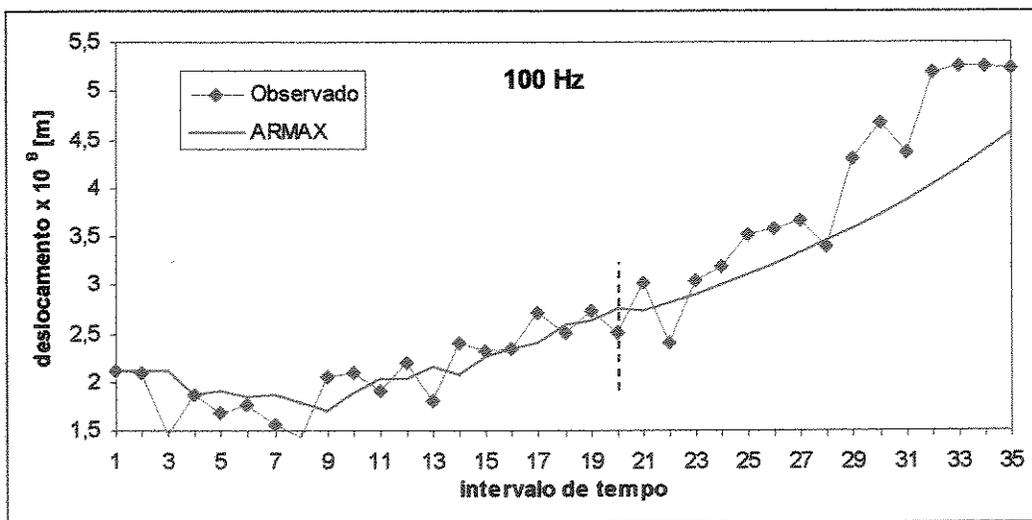


Figura 6.36 - Gráfico comparativo do sinal em 100Hz para o caso 12

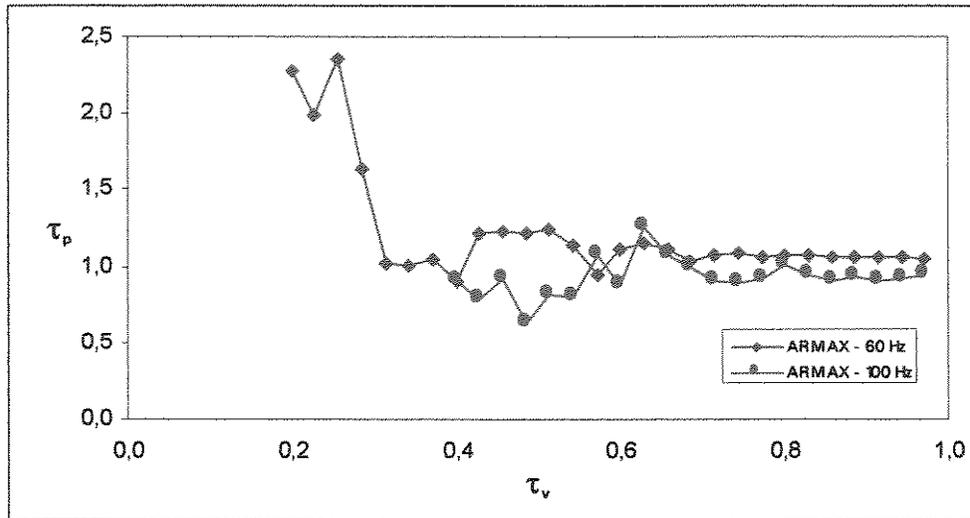


Figura 6.37 - Gráfico das estimativas de falha para o caso 12

6.3 Estudo de casos da literatura

Nesta seção são estudados três casos obtidos do trabalho de CEMPEL (1987). Estes casos englobam um mancal de rolamento defeituoso, um mancal de rolamento de um ventilador e um motor diesel de locomotiva. Os dados destes três casos são apresentados integralmente abaixo.

Tempo	jan.	fev.	mar.	abr.	maio	jun.	jul.	ago.	set.	out.	nov.
Pico de velocidade (m/s)	0,50	0,61	0,57	0,63	0,67	0,73	0,78	0,97	1,07	1,18	1,30

Tabela 6.1 - Dados de vibração do mancal de rolamento defeituoso

Tempo (semanas)	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
Pico de aceleração (m/s ²)	31	39	42	44	47	50	72	90	112	130

Tabela 6.2 - Dados de vibração do mancal de um ventilador

Distância x 10 ⁻³ (km)	0	50	100	150	200	250	300	350	400
RMS da vibração da aceleração (m/s ²)	26,0	26,1	28,5	31,4	36,0	39,0	46,8	47,6	55,0

Tabela 6.3 - Dados de vibração de um motor diesel de locomotiva

Nestas aplicações procura-se utilizar todos os dados disponíveis com exceção do último para o processo de identificação dos modelos. O último dado é utilizado para avaliar a

qualidade dos resultados obtidos pela metodologia proposta através de comparação com os dados observados e pela aplicação da teoria do Sistema Cinza, uma outra metodologia de previsão. A teoria do Sistema Cinza é apresentada no Capítulo 2 e apresenta vantagens, tais como, simplicidade de aplicação, pequeno número de dados observados e bons resultados (LUO e KUHNEILL, 1991).

Na modelagem dos três casos que seguem utiliza-se um modelo ARMAX com saída definida por $x(k)$ e entradas definidas por $x(k)$, $x(k)^2$ e $x(k)^3$, sendo $x(k)$ o sinal observado no tempo k . As ordens do modelo são mostradas para cada caso na forma $[n_s, n_{u1}, n_{u2}, n_{u3}, n_e]$ onde n_s é a ordem da parcela autoregressiva $x(k)$, n_{u1} , n_{u2} , n_{u3} as ordens das três entradas na sequência em que foram descritas e n_e a ordem da parcela aleatória. Os resultados são apresentados em tabelas e gráficos comparando os dados observados, os resultados previstos pela metodologia proposta e pela teoria do Sistema Cinza.

Caso 1: Mancal de rolamento defeituoso

Ordem do modelo: [1, 1, 0, 0, 1]

Tempo	Medido	ARMAX	Sistema Cinza
jan.	0,50	0,500	0,500
fev.	0,61	0,520	0,516
mar.	0,57	0,551	0,570
abr.	0,63	0,605	0,631
mai.	0,67	0,670	0,697
jun.	0,73	0,750	0,771
jul.	0,78	0,842	0,852
ago.	0,97	0,948	0,942
set.	1,07	1,058	1,041
out.	1,18	1,185	1,151
nov.	1,3	1,332	1,273

Tabela 6.4 - Dados comparativos da vibração do mancal de rolamento

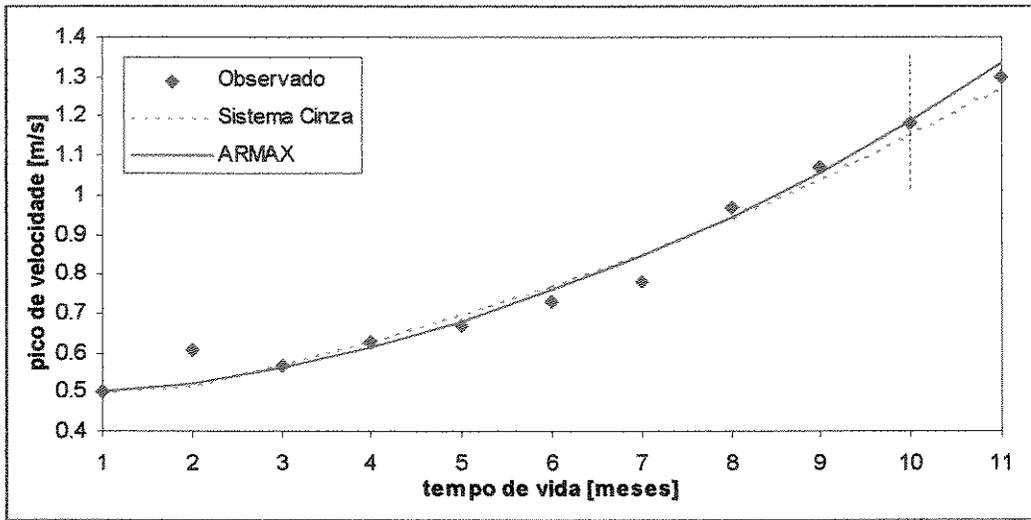


Figura 6.38 - Gráfico comparativo da vibração do mancal de rolamento

Caso 2: Mancal de um ventilador

Ordem do modelo: [1, 1, 0, 0, 1]

Tempo	Medido	ARMAX	Sistema Cinza
2	31	31,0	31,0
4	39	32,2	29,4
6	42	36,0	35,2
8	44	41,7	42,1
10	47	49,4	50,4
12	50	59,2	60,3
14	72	71,2	72,2
16	90	88,6	86,4
18	112	111,5	103,5
20	130	141,2	123,9

Tabela 6.5 - Dados comparativos da vibração do mancal de um ventilador

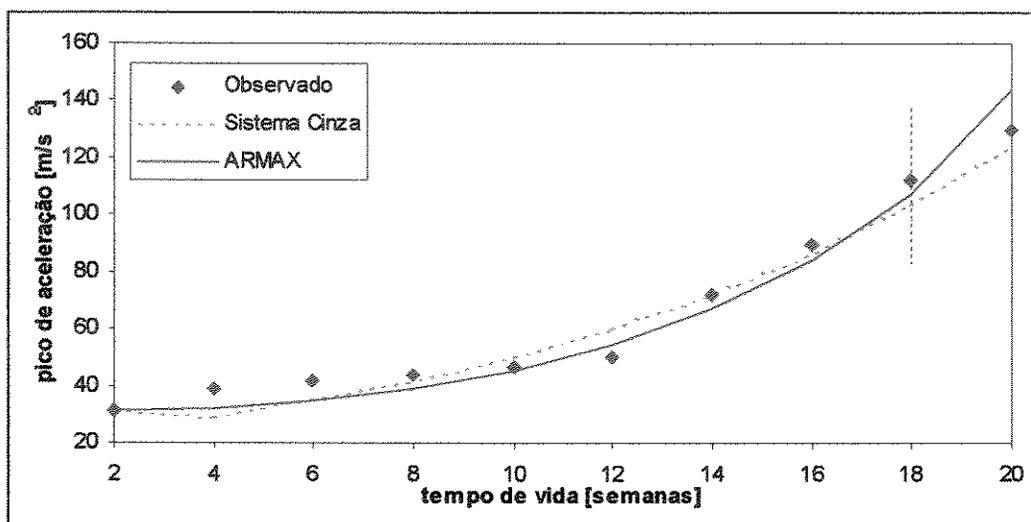


Figura 6.39 - Gráfico comparativo da vibração do mancal de um ventilador

Caso 3: Motor diesel de locomotiva

Ordem do modelo: [1, 1, 0, 0, 1]

Tempo	Medido	ARMAX	Sistema Cinza
0	26	26,00	26
50	26,1	27,01	25,865
100	28,5	29,02	28,780
150	31,4	31,68	32,023
200	36,0	35,00	35,630
250	39,0	38,84	39,646
300	46,8	43,62	44,113
350	47,6	48,72	49,084
400	55,0	55,53	54,620

Tabela 6.6 - Dados comparativos da vibração do motor diesel de locomotiva

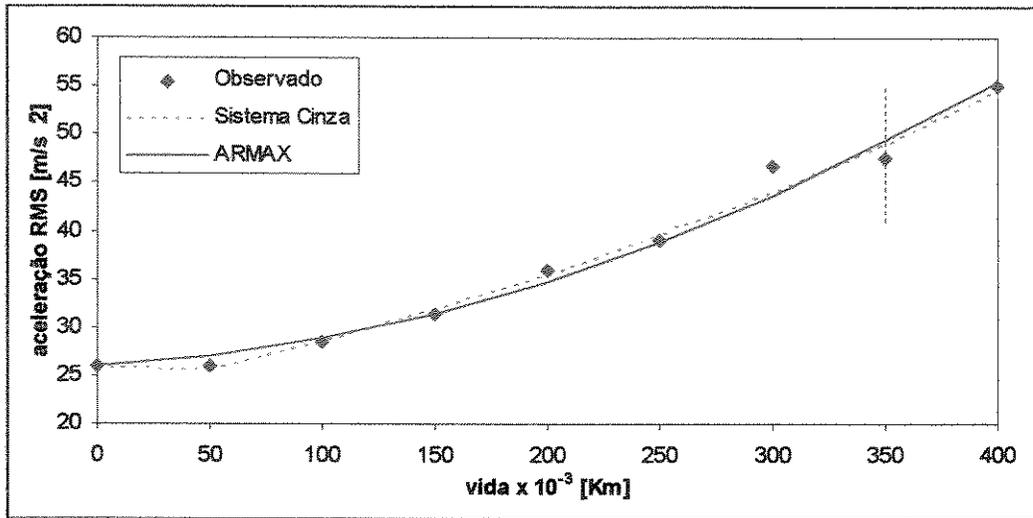


Figura 6.40 - Gráfico comparativo da vibração do motor diesel de locomotiva

6.4 Estudo experimental

O ventilador axial do experimento descrito no Capítulo 4 ficou sob observação durante aproximadamente 600 horas. No final deste período, este apresentou a necessidade de manutenção devido a presença de uma grande folga no pivô mostrado na Figura 6.41.

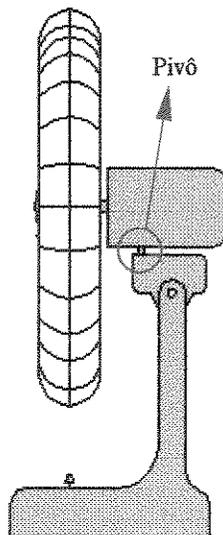


Figura 6.41 - Detalhe do ponto que sofreu degradação

A presença desta folga modificou o espectro de vibração do ventilador de forma mais significativa no sinal coletado pelo acelerômetro da horizontal na frequência de 6Hz, apresentando, ao longo do funcionamento do ventilador, uma tendência clara de crescimento

do nível de vibração. O acelerômetro da vertical também apresentou um crescimento da aceleração nesta mesma frequência embora de forma menos expressiva. As Figuras 6.42 e 6.43 mostram os níveis RMS na faixa de frequência de 4,5 a 7,5Hz ao longo do processo de degradação.

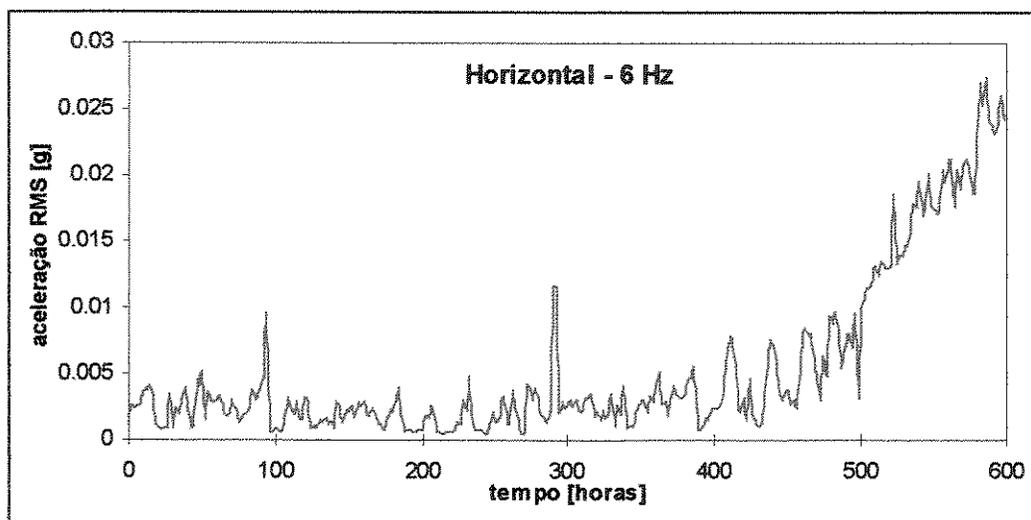


Figura 6.42 - Aceleração RMS na faixa de 4,5 a 7,5Hz na direção horizontal

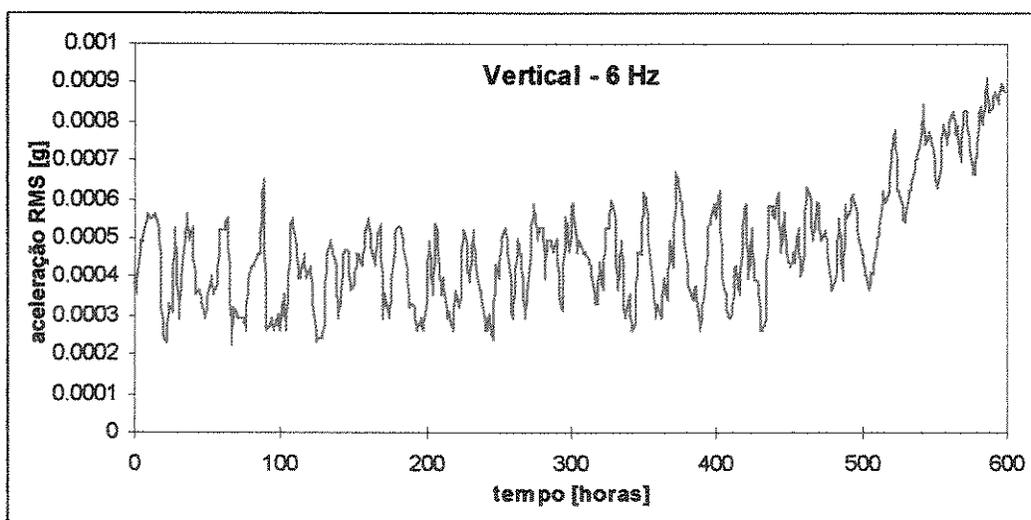


Figura 6.43 - Aceleração RMS na faixa de 4,5 a 7,5Hz na direção vertical

O aparecimento deste defeito, contudo, não gerou nenhuma tendência de crescimento nas faixas de frequência inicialmente monitoradas no experimento. Mesmo o nível RMS global não apresentou nenhuma tendência visual de crescimento ao longo do tempo de observação, como pode ser visto na Figura 6.44.

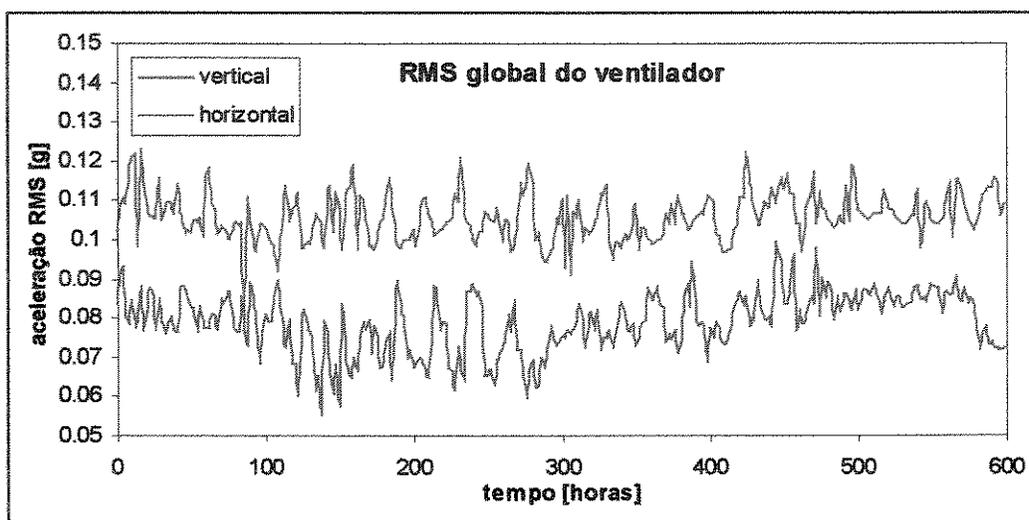


Figura 6.44 - Aceleração RMS global do ventilador durante o período de observação

Na modelagem do defeito do ventilador, através da metodologia desenvolvida neste trabalho, utilizou-se um modelo ARMAX com saída definida por $x_{6\text{Hz}}(k)$ e entradas definidas por $x_{6\text{Hz}}(k)$, $x_{6\text{Hz}}(k)^2$ e $x_{6\text{Hz}}(k)^3$, onde $x_{6\text{Hz}}(k)$ é o sinal de aceleração RMS na horizontal na faixa de 4,5 a 7,5Hz no tempo k . Optou-se por modelar apenas o sinal em 6Hz na horizontal pelo fato deste apresentar maior sensibilidade ao desenvolvimento do defeito e também menor relação ruído/sinal. As ordens do modelo são dadas por $[n_s, n_{u1}, n_{u2}, n_{u3}, n_e] = [1, 1, 1, 1, 1]$ onde n_s é a ordem da parcela autoregressiva $x_{6\text{Hz}}(k)$, n_{u1} , n_{u2} , n_{u3} a ordem das três entradas na sequência em que foram descritas e n_e a ordem da parcela aleatória.

Apresenta-se abaixo os resultados da aplicação da metodologia na estimativa do tempo de falha onde adota-se o último valor observado antes da parada para manutenção como limite de falha. O processo é desenvolvido da mesma forma que na seção 6.1 deste capítulo, realizando-se a previsão de falha do sistema a cada instante. As discontinuidades observadas no gráfico são pontos para os quais os modelos, na forma definida, não convergiram.

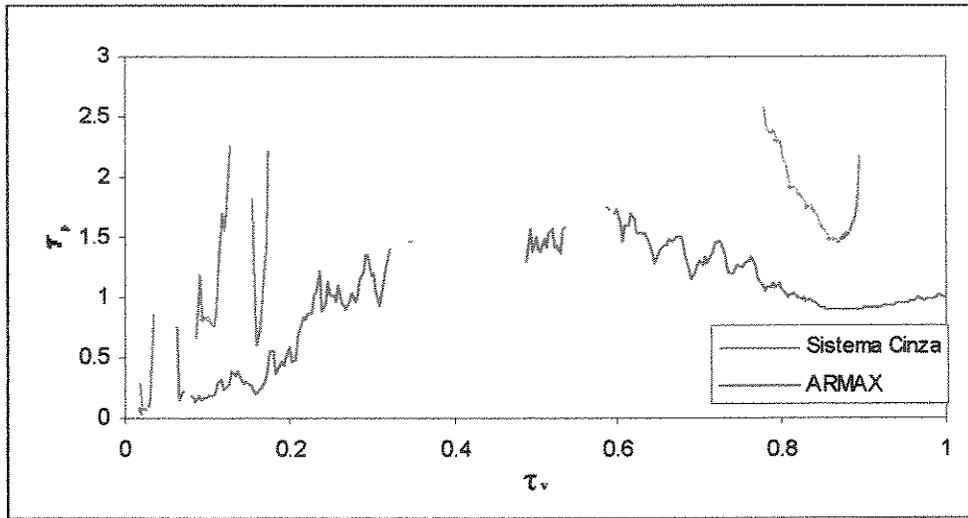


Figura 6.45 - Gráfico da estimativa de falha para o caso experimental

Capítulo 7

Conclusão e Sugestões

É importante salientar que este trabalho gerou como resultado um procedimento de tratamento dos sinais de vibração de um sistema mecânico e não um modelo do sistema onde relaciona-se parâmetros de entrada e saída. Trata-se de um modelo de regressão, que supõe a realimentação dos valores RMS do sinal de vibração, nas faixas de frequências mais relevantes ao progresso de desgaste predominante no sistema. Além disso, a proposta supõe um desgaste de natureza progressiva e que seja acentuado pelos níveis de amplitude de vibração.

Ao considerar-se os casos simulados, onde envolveu-se o processo de desgaste, algumas observações fazem-se importantes. A primeira é que foi utilizado o modelo de um sistema mecânico apropriadamente simulado, do qual extraiu-se informações de vibração, da mesma forma como se faria para um sistema real, ou seja, aplicando-se FFT aos sinais obtidos com utilização de janelamento, média dos espectros de frequência e cálculo do valor RMS nas faixas de frequência de interesse. Para a simulação do processo de progressão do defeito, os parâmetros de rigidez e de amortecimento foram variados em função da amplitude de vibração do sistema, e para isto, adotados vários tipos de funções. Embora tenha sido adotado na simulação do desgaste, um processo de realimentação similar ao proposto no modelo desenvolvido, a avaliação deste, através dos resultados simulados foi extremamente importante, pois, na obtenção do modelo ARMAX, admitiu-se o desconhecimento completo dos parâmetros do sistema.

Ao aplicar o modelo desenvolvido aos casos simulados de desgaste, observou-se que, para os casos onde não inseriu-se ruídos, os resultados de previsão são ótimos, com erros que

diminuem a medida que se possui dados de um período maior de funcionamento do sistema. Observa-se uma ótima convergência entre os instantes estimado e o real para uma dada falha, com erros menores que 20% para o defeito ainda na sua fase inicial de progressão. Para os casos onde os dados são afetados pela presença de ruídos, observa-se um comportamento de previsão menos satisfatório no início da progressão do defeito, quando se possui menos dados e a curva de desgaste é menos acentuada. No entanto, a medida que acentua-se a variação da amplitude de vibração e aumenta o volume de dados, os resultados de previsão passam a ter um comportamento mais estável e os erros tendem a diminuir. Nos casos avaliados, os erros foram de no máximo 40% em torno da metade do período de progressão do defeito. Fica claro, portanto, que há influência do ruído na aplicação da metodologia, influência esta estreitamente relacionada com as ordens adotadas para os modelos, com o período de tempo a que os dados se referem e com a natureza e intensidade do ruído presente no sinal.

Aos casos retirados da literatura, procurou-se aplicar o modelo ARMAX desenvolvido de forma a compará-lo com a teoria do Sistema Cinza, teoria esta já utilizada para prever o progresso de parâmetros genéricos de sistemas mecânicos. Os resultados obtidos por ambas as teorias são similares e próximos daqueles que os sistemas reais apresentaram, demonstrando a aplicabilidade do modelo ARMAX proposto. Deve ser todavia comentado, que não é comum na literatura a disponibilidade de casos relativos ao estudo do comportamento vibratório de sistemas mecânicos sob desgaste progressivo. Isto implicou na utilização de casos pouco detalhados, como os utilizados, onde dispõe-se de um volume pequeno de dados globais RMS de vibração do sistema.

Na aplicação da metodologia ao caso experimental, envolvendo um ventilador axial, procurou-se, da mesma forma que nos casos extraídos da literatura, uma avaliação comparativa entre o modelo ARMAX e a teoria do Sistema Cinza. Nesta avaliação, observa-se que no período inicial de vida do ventilador, ou seja até aproximadamente 470 horas, tanto a teoria do Sistema Cinza quanto o modelo ARMAX apresentam previsões insatisfatórias, havendo, todavia, superioridade nos resultados apresentados pelo ARMAX. Neste mesmo período, por várias vezes, ambas as metodologias não geraram resultado, sendo este comportamento mais comum à teoria do Sistema Cinza, demonstrando uma instabilidade maior no processo de previsão por parte desta. Contudo, na fase final, acima das 470 horas de

funcionamento do ventilador, observa-se nitidamente uma estabilização dos resultados apresentados pelo modelo ARMAX e uma convergência destes para o momento real da falha. Os erros associados aos resultados neste período são menores que 15%. O mesmo não ocorre para a metodologia do Sistema Cinza que se estabiliza por um tempo, dando a impressão de convergência para o momento real da falha, mas logo se instabiliza, não gerando inclusive resultados na fase final da vida do ventilador.

Na aplicação de qualquer metodologia que utilize modelagem ARMAX é essencial a definição das ordens do modelo. Em geral, esta tarefa é complexa e a utilização de ordens inadequadas podem gerar resultados indesejáveis. No entanto, na metodologia ora apresentada, a tarefa de escolha das ordens é simplificada pelo fato dos dados possuírem dinâmica lenta e terem característica de crescimento crescente. Observou-se, nas várias aplicações da metodologia que, que cada ordem deve ser escolhida igual a um ou nula. Ordens maiores ou igual a dois geram instabilidade na parametrização do modelo. Observou-se também que os melhores resultados estão relacionados a modelos onde a parcela autoregressiva e aleatória possuem ordem um. Constatou-se também que, em geral, a medida que o expoente da entrada cresce sua contribuição ao modelo tende a ser prejudicial.

Este trabalho se configura apenas no início de uma série de trabalhos em busca de teorias e metodologias que avaliem com mais clareza a evolução da saúde de equipamentos industriais. Fica claro, no entanto, o imenso campo de exploração que se abre com novas possibilidades de tratamentos de sinais além da simples extrapolação linear ou exponencial, atualmente utilizadas pela maioria dos aplicativos de análise de vibração disponíveis no mercado. Assim, como continuidade deste trabalho, sugere-se que sejam exploradas metodologias que envolvam combinação de informações de vários sensores, como também sinais de diferentes naturezas relacionados aos processos de deterioração estudados, tais como, vibração, pressão, tensão, intensidade de corrente elétrica e outros. A combinação de informações mostra-se interessante uma vez que agrega num único tratamento todo o conhecimento disponível do sistema sob estudo, sem chegar-se à complexidade da montagem de um modelo matemático. Além disso, sugere-se que sejam incorporadas à metodologia conceitos estatísticos que permitam a obtenção da confiança estatística relacionada aos resultados de previsão.

Referências Bibliográficas

APPLICATION software for machine condition monitoring with the vibration analyzer type 2515. Denmark: Brüel & Kjær, s. d., 4p. (Product data type 7616).

BENDAT, J. S., PIERSOL, A. G. *Random data: analysis and measurement procedures*. New York: Wiley, 1986, 566p.

BENDAT, J. S., PIERSOL, A. G. *Engineering applications of correlation and spectral analysis*. New York: Wiley Interscience, 1980, 302p.

BLAKE, M. P. New vibration standards for maintenance. *Hydrocarbon Process and Petroleum Refiner*, n.1, 1964.

CEMPEL, C. *Foundation of vibroacoustical diagnostics*. Warsaw: WNT Press, 1982. (in Polish)

CEMPEL, C. The tribovibroacoustical model of machines. *Wear*, v.105, p.297-305, 1985.

CEMPEL, C. Simple Condition Forecasting Techniques in Vibroacoustical Diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v1, n1, p.75-82, 1987.

CEMPEL, C. Pareto law of damage evolution in application to vibration condition monitoring. *Condition Monitoring & Diagnostic Technology*, v.2, n.3, p.85-90, 1988.

CEMPEL, C. Limit value in the practice of machine vibration diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v4, n6, p.483-493, 1990.

CEMPEL, C. *Vibroacoustic condition monitoring*. Chichester: Ellis Horwood, 1991, 212p.

CEMPEL, C. Damage initiation and evolution in operating mechanical systems. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences Technical Sciences*, v.40, n.3, p.201-214, 1992.

CEMPEL, C. A new method of symptom based processing for machinery condition recognition and forecasting. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.9, n.2, p.129-137, 1995.

COLACOTT, R. A., *Mechanical fault diagnosis and condition monitoring*. London: Chapman and Hall, 1977, 469p.

DASGUPTA, A., PECHT, M. Material failure mechanisms and damage models. *IEEE Transaction on Reliability*, v.40, Dec., 1991, p. 531-536.

DU, R., ELBESTAWI, M. A., WU, M. S. Automated monitoring of manufacturing processes, part 1: monitoring methods. *Transactions of ASME, Journal of Engineering for Industry*, v.117, n.2, may, 1995, p.121-132.

DRAPER, N. R., SMITH, H. *Applied regression analysis*. New York: John Wiley & Sons, 2nd ed., 1981.

ENGEL, P. A. Failure models for mechanical wear modes and mechanisms. *IEEE Transactions on Reliability*, v.42, n.2, 1993, june, p. 262-267.

FLINT, A. D. Prognostic maintenance based on the Hough transformation. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, v.16, n.2, p.59-65, 1994.

GODSE, A. G. Implement machinery predictive maintenance. *Hydrocarbon Processing*, v.70, n.9, p.163-176.

GOLDMAN, D. E. Review of subjective responses to vibration motion of the human body in the frequency range from 1 to 70 cycles per second. *Naval Medical Research Institute*. Report, n.1, 1948.

HANSEN, R. J., HALL, D. L., KURTZ, S. K. A new approach to the challenge of machinery prognostics. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, v.117, n.2, p.320-325, april 1995.

INTERNATIONAL STANDARDIZATION ORGANIZATION. ISO 2372 (E). Mechanical vibration of machines with operating speeds from 10 to 200 rev/s. Basis for specifying evaluation standards. 1974.

INTERNATIONAL STANDARDIZATION ORGANIZATION. ISO 2373 (E). Mechanical vibration of certain rotating electrical machinery with shaft heights between 80 and 400 mm. Measurement and evaluation of vibration. 1974.

INTERNATIONAL STANDARDIZATION ORGANIZATION. ISO 3945 (E). Mechanical vibration of large rotating machines with speed range from 10 to 200 rev/s. Measurement and evaluation of vibration severity in situ. 1977.

KELLY, A., HARRIS, M. J. *Administração da Manutenção Industrial*. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Petróleo, 1980, 258 p.

LI, X., PEI, S. Y., HAN, Z., QU, L. Fault prognosis for large rotating machinery using neural network. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ENGINEERING, 9, 1994, University Park. *Proceedings...* Southampton: Computational Mechanics, 1994. p.99-105.

LIPOVSZKY, G., SOLYOMVARI, K., VARGA, G. *Vibration testing of machines and their maintenance*. Amsterdam: Elsevier, 1990, 303p.

LIPPMANN, R. P. An introduction of computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, v.4, p.4-22, 1987.

LJUNG, L. *System identification, theory for the user*. New Jersey: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1987, 519p.

LUO, M., KUHNELL, B.T. Forecasting machine condition using grey-system theory. *Condition Monitoring & Diagnostic Technology*, v.1, n.3, p.102-105, jan 1991.

MARTIN, K.F. A review by discussion of condition monitoring and fault diagnosis in machine tools. *International Journal of Machine Tools and Manufacturing*, v.34, n.4, p.527-551, 1981.

MARPLE, S. L. Jr., *Digital Spectral Analysis with Applications*. New Jersey: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 492 p.

MIRSHAWKA, V. *Manutenção Preditiva – Caminho para Zero Defeitos*. Makron, McGraw-Hill, 1991, 318 p.

NATKE, H. G., YAO, J. T. P., The machinery vibration and wear advancement identification and forecasting by CEMPEL, C. In: STRUCTURAL SAFETY EVOLUTION BASED ON SYSTEM IDENTIFICATION APPROACHES. Vieweg, Braunschweig, 1989, p.415-431.

NEWLAND, D. E. *An introduction to random vibrations and spectral analysis*. New York: John Wiley, 1984, 377p.

NEWLAND, D. E. *Mechanical vibration analysis and computation*. New York: Longman Scientific and Technical, 1989, 583p.

PATTON, R., FRANK, P., CLARK, R. *Fault Diagnosis in Diagnostic Systems: theory and application*. London: Prentice Hall, 1989, 602p.

PEDERIVA, R. *Identificação paramétrica de sistemas mecânicos excitados estocasticamente*. Tese de Doutorado, FEM-UNICAMP, publicação FEM 42/92, 1992.

TAVARES, L. A. *Controle de Manutenção por computador*. Rio de Janeiro: Editora Técnica Ltda, 1987, 214 p.

VIBROCAM 5000 - A system for computer controlled diagnostic monitoring of turbine sets. Germany: SCHENCK, s. d., 11p. (Product data).

VILELA, R. A., PEDERIVA, R. Prognóstico de falhas em manutenção preditiva. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE MANUTENÇÃO, 14, 1997, Bauru. Proceedings...São Paulo: ABCM, 1997.

Apêndice A

Modelos ARMAX

A.1 Introdução

Este apêndice tem por objetivo sintetizar as principais características de modelos ARMAX (*AutoRegressive Moving Average with eXternal input*). Para maiores detalhes consulte LJUNG (1987).

A.2 Definição do modelo

O modelo ARMAX é um modelo do tipo função de transferência, também chamado de modelo caixa preta, apropriado para modelagem de sistemas lineares invariantes e discretizados no tempo. O modelo, basicamente, relaciona a resposta, $y(k)$, com os sinais de entrada, $u(k)$, e perturbações de caráter aleatório, $e(k)$. Para uma única entrada e saída, a equação que descreve o modelo é

$$y(k) = \sum_{i=1}^{n_y} a_i y(k-i) + \sum_{i=1}^{n_b} b_i u(k-i) + \sum_{i=1}^{n_e} c_i e(k-i) + e(k) \quad (\text{A.1})$$

onde a_i , b_i e c_i são os parâmetros do modelo e n_a , n_b e n_c as ordens.

Para maior clareza, é conveniente a introdução de uma notação mais concisa. Com este intuito define-se o operador atraso q^{-1} como

$$q^{-1}x(k) = x(k-1) \quad (\text{A.2})$$

e a equação (A.1) pode ser reescrita na forma que segue.

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + C(q)e(k) \quad (\text{A.3})$$

com

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}$$

$$B(q) = b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b}$$

e

$$C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}$$

Para sistemas multivariáveis cujo sinal de saída tem p componentes e o sinal de entrada tem m componentes, a equação é similar a (A.3) e é dada por

$$A^{p,p}(q)y(k) = B^{p,m}(q)u(k) + C^{p,p}(q)e(k) \quad (\text{A.4})$$

onde $y(k) = \begin{Bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_p(k) \end{Bmatrix}$, $u(k) = \begin{Bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \\ \vdots \\ u_m(k) \end{Bmatrix}$, $e(k) = \begin{Bmatrix} e_1(k) \\ e_2(k) \\ \vdots \\ e_p(k) \end{Bmatrix}$ e cada componente das matrizes

$A(q)$, $B(q)$ e $C(q)$ constitui-se de um polinômio em q^{-1} com grau próprio.

Muitas das características dos sistemas de única entrada e saída se aplicam a modelos multivariáveis, contudo, em especial os modelos multi-saída possuem uma estrutura interna muito complexa e como consequência sua parametrização não é trivial.

A.3 Preditor

A equação do preditor de y para M passos a frente para a equação (A.3) é dada por

$$\hat{y}(k|k-M) = W_k(q)G(q)u(k) + [I - W_k(q)]y(k) \quad (\text{A.5})$$

com

$$G(q) = \frac{B(q)}{A(q)} \quad W_k(q) = \bar{H}_k(q)H^{-1}(q) \quad \bar{H}_k(q) = \sum_{i=0}^{M-1} h(i)q^{-i}$$

$$H^{-1}(q) = \frac{1}{H(q)} \quad H(q) = \frac{C(q)}{A(q)} = \sum_{i=0}^{\infty} h(i)q^{-i}$$

A.4 Estimação de parâmetros

Uma vez definida a estrutura do modelo o passo seguinte é estimar os parâmetros do modelo. Existem diversas maneiras de se organizar esta estimativa e também diferentes pontos de vista que se pode usar. Dentre os vários métodos existentes LJUNG (1987) sugere os métodos de predição de erros (prediction-error methods - PEM) por possuírem três importantes vantagens:

- 1 - Aplica-se a estruturas gerais de modelos;
- 2 - Precisão assintótica ótima quando o sistema real pode ser representado com o modelo;
- 3 - Propriedades razoáveis de aproximação quando o sistema real não pode ser representado pelo modelo.

Este fato não exclui, contudo, que em certas situações, outros métodos mais adequados sejam usados.

A.5 Ordens do modelo

Existem muitas técnicas com diferentes características que buscam auxiliar o processo de escolha das ordens mais adequadas a modelos lineares, no entanto, não existe nenhuma em especial que seja efetiva nesta escolha.

Basicamente, existem duas abordagens usadas: a primeira é baseada em uma análise preliminar dos dados, o que significa que não é necessário a determinação completa do modelo. E a segunda é testando e comparando vários modelos com diferentes combinações de ordens.

Os métodos baseados em uma análise preliminar dos dados situa-se em uma das seguintes categorias:

Exame da estimativa via análise espectral da função de transferência: Através de uma estimativa não-paramétrica da função de transferência do sistema pode-se obter informações valiosas a respeito de picos de ressonância e mudanças de fase. Estas informações dão dicas quanto a ordem necessária ao modelo para que este descreva a parte de interesse da dinâmica do sistema.

Teste do posto das matrizes de covariância: Este teste está baseado no fato de que a matriz de covariância será não-singular apenas para ordens que sejam menor ou igual a ordem do sistema real considerando que o sistema não tenha ruídos. Considerando ruídos o método continua válido se for inserida algumas modificações na matriz de covariância.

Correlação entre variáveis: Este procedimento está baseado no fato de que a ordem será adequada quando os resíduos, ou seja, o que não está sendo explicado, não possui correlação com a entrada ou saída do sistema. Os resíduos são obtidos através de análise por regressão.

Exame da matriz de informação: Este teste segue do fato de que se a ordem de um modelo for superestimada, identificação local ou global será perdida, e uma vez que o

algoritmo de Gauss-Newton usa a inversa desta matriz um teste natural para avaliar se a ordem é alta é através do número de condicionamento da matriz de informação.

No entanto, a abordagem mais natural para procurar a estrutura mais adequada ao modelo é, simplesmente, testando várias estruturas e comparando os modelos resultantes. Segue uma descrição sucinta dos principais métodos desta categoria.

Comparação de modelo com dados novos: Validação cruzada

Uma maneira sugestiva e atrativa de se comparar diferentes modelos obtidos com estruturas diferentes é avaliar a performance destes quando aplicados a um conjunto de dados ao qual nenhum deles foi ajustado. Uma medida de performance pode ser, por exemplo, a soma do quadrado dos erros de previsão, ou a falta de ajustagem entre a resposta real e simulada. A única desvantagem deste método é o fato de não se poder usar todos os dados disponíveis na construção do modelo.

Comparação do modelo com os mesmos dados usados na construção

Quando porém, não se pode separar dados recentes para se realizar testes de validação e as comparações devem ser efetuadas entre os modelos usando-se somente o conjunto de dados ao qual os modelos foram ajustados, o processo se torna consideravelmente mais complicado. Geralmente modelos obtidos por estruturas maiores geram valores menores para os critérios de ajuste, e mesmo após ter sido atingida a estrutura do modelo que descreve corretamente o sistema o valor destes critérios continuam a decrescer, agora devido aos parâmetros adicionais (desnecessários) que ajustam as características particulares dos ruídos daquele conjunto de dados. Isto é conhecido como “superajustagem” e esta ajustagem extra é obviamente sem valor, uma vez que o modelo será aplicado em dados com diferentes valores de ruído. É razoável supor que a diminuição dos critérios de ajuste são menos significativos para a superajustagem do que quando características relevantes do modelo são adicionados a ele. Se os critérios forem plotados em ordem decrescente, o modelo mais adequado será aquele que define o “joelho” da curva.

Vários procedimentos foram desenvolvidos para atuar como um guia formal para encontrar este “joelho”. Estes procedimentos são sucintamente descritos abaixo.

Critério AIC (Akaike’s Information Theoretic Criterion)

Para processos Gaussianos, por exemplo, este critério é definido como

$$\hat{\mathcal{M}} = \arg \min \left\{ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log 2\pi + \frac{1}{2} \log \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2(k, \hat{\theta}_N) \right] + \frac{d_{\mathcal{M}}}{N} \right\} \quad (\text{A.6})$$

onde $\varepsilon^2(k, \hat{\theta}_N) = y(k) - \hat{y}(k|\theta)$ é o erro de previsão, $d_{\mathcal{M}}$ é o número de parâmetros do modelo e N o número de dados utilizados na identificação dos parâmetros e *arg min* é o modelo que minimiza a função entre colchetes.

Critério FPE (“Final Prediction-Error Criterion”)

O critério FPE é definido como

$$J(M) = \frac{1 + d_{\mathcal{M}}/N}{1 - d_{\mathcal{M}}/N} \cdot \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} \varepsilon^2(k, \hat{\theta}_N) \quad (\text{A.7})$$

Este reflete a variância do erro de previsão que obter-se-á, na média, quando o modelo em análise for aplicado como preditor em outro conjunto de dados que aquele usado para identificação. Existe uma relação estreita entre o critério FPE e o AIC para processos com distribuição Normal e $d_{\mathcal{M}} \ll N$.

Penalidade para modelos mais complexos

Os critérios anteriores podem ser conceitualmente escritos como

$$W_N(\theta, \mathcal{M}, Z^N) = V_N(\theta, Z^N) + U_N(\mathcal{M}) \quad (\text{A.8})$$

onde V_N é o critério de erro de previsão e $U_N(M)$ é uma função que mede a complexidade do modelo. Nos casos anteriores esta medida tem sido relacionada ao número de parâmetros do modelo através da equação

$$U_N(\mathcal{M}) = \frac{d_m}{N} \quad (\text{A.9})$$

Um critério alternativo que objetiva obter o menor modelo possível para os dados é dado por

$$U_N(\mathcal{M}) = d_m \cdot \frac{\log N}{N} \quad (\text{A.10})$$

A.6 Validação do modelo

Uma vez escolhida a estrutura do modelo é necessário avaliar se o modelo resultante é bom o suficiente para o fim que se pretende. Testes de validação também podem ser usados para avaliar se as ordens do modelo são adequadas. Segue aqui uma breve descrição dos métodos de validação mais comumente usados.

Redução do modelo

Se a ordem do modelo pode ser reduzida sem afetar muito as propriedades de entrada-saída, então o modelo original é desnecessariamente complexo. Uma técnica para a redução da ordem do modelo é através do cancelamento de pólos e zeros. Outro procedimento é através da análise dos intervalos de confiança dos parâmetros do modelo. Se o intervalo de confiança do parâmetro contém o zero, pode-se considerar a remoção de tal parâmetro.

Simulação

Um bom teste para validação de um modelo é simulá-lo com entrada reais (sem o uso das saídas) e comparar a saída simulada com a medida.

Análise de Resíduos

Um teste comum é analisar se os resíduos (erros de previsão) comportam-se como um ruído branco. Um teste típico para esta análise é a estimativa da covariância

$$\hat{R}_\varepsilon^N(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^{N-\tau} \varepsilon(k) \varepsilon(k + \tau) \quad (\text{A.11})$$

pois, se $\varepsilon(k, \hat{\theta}_N)$ é de fato uma sequência de ruído branco então

$$\zeta_{N,M} = \frac{N}{\hat{R}_\varepsilon(0)^2} \sum_{\tau=1}^M (\hat{R}_\varepsilon^N(\tau))^2 \quad (\text{A.12})$$

será assintoticamente $\chi^2(M)$ distribuída. Os resíduos serão independentes se $\zeta_{N,M} < \chi_\alpha^2(M)$ onde α é o nível de confiança.

Independência entre Resíduos e Entradas Passadas

Se os resíduos $\varepsilon(k, \hat{\theta}_N)$ não são independentes das entradas passadas então há mais na saída do sistema originado pela entrada do que o explicado pelo modelo em questão. Independência entre u e ε é geralmente testada usando-se a seguinte covariância

$$\hat{R}_{\varepsilon u}^N(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) u(k - \tau) \quad (\text{A.13})$$

Se $\{\varepsilon(k)\}$ e $\{u(k)\}$ são independentes, então

$$\begin{aligned} \sqrt{N}\hat{R}_{\varepsilon u}^N(\tau) &\in N(0, P) \\ P &= \sum_{i=-\infty}^{\infty} R_{\varepsilon}(i)R_u(i) \end{aligned} \tag{A.14}$$

com notação padrão $R_{\varepsilon}(i) = E(\varepsilon(k)\varepsilon(k-i))$, $R_u(i) = E(u(k)u(k-i))$. Se N_{α} denota o nível α para a distribuição $N(0, I)$, pode-se checar se

$$|\hat{R}_{\varepsilon u}(\tau)| \leq \sqrt{\frac{P}{N}}N_{\alpha} \tag{A.15}$$

Se isto não ocorrer, então a hipótese de independência deve ser rejeitada.