

INSTITUTO DE PESQUISAS ENERGÉTICAS E NUCLEARES
SECRETARIA DA INDÚSTRIA, COMÉRCIO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
AUTARQUIA ASSOCIADA À UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

**APLICAÇÃO DE TÉCNICA DE RECONHECIMENTO PADRÃO A SINAIS
ALEATÓRIOS PARA MONITORAÇÃO AUTOMÁTICA DE SISTEMAS
DINÂMICOS COM ÊNFASE EM REATORES NUCLEARES**

Jamil Alves do Nascimento

**Dissertação apresentada ao Instituto de
Pesquisas Energéticas e Nucleares como
parte dos requisitos para obtenção do
Grau de "Mestre - Área de Reatores
Nucleares de Potência e Tecnologia do
Combustível Nuclear".**

Orientador: Dr. Lao Holland

**São Paulo
1981**

INSTITUTO DE PESQUISAS ENERGÉTICAS E NUCLEARES
SECRETARIA DA INDÚSTRIA, COMÉRCIO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
AUTARQUIA ASSOCIADA À UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

APLICAÇÃO DE TÉCNICA DE RECONHECIMENTO PADRÃO A SINAIS
ALEATÓRIOS PARA MONITORAÇÃO AUTOMÁTICA DE SISTEMAS
DINÂMICOS COM ÊNFASE EM REATORES NUCLEARES

Jamil Alves do Nascimento

Dissertação apresentada ao Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares, como parte dos requisitos para obtenção do grau de "Mestre – Área de Reatores Nucleares de Potência e Tecnologia do Combustível Nuclear"

Orientador: Dr. Lao Holland



SÃO PAULO
1981

INSTITUTO DE PESQUISAS ENERGÉTICAS E NUCLEARES

SECRETARIA DA INDÚSTRIA, COMÉRCIO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA

A meus pais : Leal
Benedita

A meus irmãos : Agueda
Luis Carlos
Lauro

AGRADECIMENTOS

Ao Dr. Lao Holland pela orientação .

Ao Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares que possibilitou a realização deste trabalho .

Ao Dr. José Antonio Diaz Dieguez .

A Sra. Sueli Anselmo Alves Heringer .

A firma KSB de Jundiaí, ao Instituto de Pesquisas Tecnológicas, e ao Dr. Dieter Stegemann da Universidade de Hannover, que nos forneceram os dados, sem os quais este trabalho seria irrealizável .

Aos amigos do Centro de Engenharia Nuclear .

A todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho .

"APLICAÇÃO DE TÉCNICA DE RECONHECIMENTO PADRÃO A SINAIS
ALEATÓRIOS PARA MONITORAÇÃO AUTOMÁTICA DE SISTEMAS
DINÂMICOS COM ÊNFASE EM REATORES NUCLEARES"

Palavras chaves - Reconhecimento padrão, análise espectral digital, sistemas dinâmicos, discriminantes estatísticos, densidade espectral de potência, sinais aleatórios .

RESUMO

A variação aleatória, ou componente de ruído, de parâmetros de sistemas dinâmicos contém informações do estado do sistema. Análise por reconhecimento padrão de sinais de ruído em tais sistemas é uma técnica poderosa para avaliar a 'normalidade do sistema' ou 'operação correta'. Análise de dados por meio de modernos minicomputadores, por outro lado, permite que um volume de dados não manuseável seja processado em 'tempo real' e que os resultados sejam apresentados de uma forma significativa. Estas informações fornecem os dados necessários para que se mantenha o sistema em condições de operação ótima .

Um programa de reconhecimento padrão automático, PSDREC, desenvolvido para vigilância de reatores nucleares e máquinas rotativas é descrito, e a teoria relevante é esboçada. Este programa, anteriormente implantado em um computador PDP-11/45 do IPEN, aplica 8 testes estatísticos a uma distribuição de densidade espectral de potência (DEP) calculada. Neste trabalho o PSDREC foi usado para analisar separadamente sinais gravados de três sistemas, a saber, um reator de potência BWR operacional (sinais de nêutrons), uma bomba de água e um motor diesel (sinais de vibração). Os dois últimos foram operados em várias condições de vazão e carga respectivamente. Os testes estatísticos foram aplicados nos intervalos de frequência de (0,1-40) Hz, (0-1000) Hz e (0-20.000) Hz para os sinais do reator BWR, bomba e motor diesel respectivamente .

Condições de operação e parâmetros de análise são apresentados junto com gráficos representativos da distribuição da DEP analisada. Os resultados dos testes são discutidos em alguns detalhes e conclue-se, com base nestes resultados , que o PSDREC é potencialmente aplicável nestes sistemas .

"APPLICATION OF PATTERN RECOGNITION TECHNIQUE ON RANDOM
SIGNALS FOR AUTOMATIC MONITORING OF DYNAMIC SYSTEMS
WITH EMPHASIS ON NUCLEAR REACTORS"

Key words - Pattern recognition, digital spectral analysis, dynamic systems,
statistical discriminants, power spectral density, random signals.

ABSTRACT

The time varying or noise component of dynamic system parameters contains information on the system state. Pattern recognition analysis of noise signals for such systems is a powerful technique for assessing 'system normality' or 'correct operation'. Data analysis with modern small computers enables the otherwise unmanageable volumes of data to be processed on line and the results presented in a meaningful form. These informations provide necessary data for maintaining the system at optimum operating conditions .

An automatic pattern recognition program, PSDREC, developed for the surveillance of nuclear reactor and rotating machinery is described, and the relevant theory is outlined. This program, which applies 8 statistical tests to calculated power spectral density (PSD) distributions, was earlier installed in a PDP-11/45 computer at IPEN. In this work it has been used to separately analyse recorded signals from three systems, namely an operational BWR power reactor (neutron signals), a water pump and a diesel motor (vibration signals). The latter two were, respectively, operated over a wide-range of flow and load conditions. The statistical tests were applied to frequency bands of (0,1-40) Hz, (0-1000) Hz and (0-20000) Hz. for the BWR, pump and diesel signal data, respectively .

Operation and analysis conditions are given together with representative graphs of the analysed PSD distributions. Results of the tests - discussed in some detail - are considered to be satisfactory .

INDICE

	Pag.
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Generalidades	1
1.2. Porque fazer análise espectral	2
1.2.1. Biblioteca de espectros	3
1.3. Revisão bibliográfica	5
1.4. Objetivos do trabalho	7
1.4.1. Relevância	8
2. FUNDAMENTOS DO RECONHECIMENTO PADRÃO	9
2.1. Introdução	9
2.1.1. Aplicações de reconhecimento padrão automático	9
2.2. Conceitos de reconhecimento padrão	12
2.2.1. Representação dos dados de entrada	12
2.2.2. Preprocessamento	13
2.2.3. Classes	13
2.2.4. Aprendizado e monitoração	13
2.2.5. Discriminantes de decisão	24
2.3. Síntese de um processo de reconhecimento padrão para monitoração automática de reatores nucleares	15
3. CONSIDERAÇÕES SOBRE RUÍDO	18
3.1. O significado de ruído	18
3.2. Faixas de análise de interesse em reatores nucleares.....	19
3.3. Possíveis aplicações de análise de ruído em reatores nucleares	19
3.4. Possíveis sinais para análise de ruído em reatores nucleares	21
3.5. Análise de vibração em máquinas rotativas	21
4. CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS PARA ANÁLISE ESPECTRAL DIGITAL	23
4.1. Gravações em fita magnética	23

4.2. Características geral dos dados	24
4.2.1. Classificação dos dados aleatórios	24
4.3. Transformada de Fourier	26
4.4. Teorema da Convolução	27
4.5. Conceito de amostragem	27
4.6. Transformada de Fourier Discreta (TDF)	30
4.6.1. Transformada Rápida de Fourier (FFT)	31
4.6.2. Relações importantes em amostragem	34
4.7. Efeito da limitação da função no tempo ("windowing")	34
4.8. Função densidade espectral de potência (DEP)	37
4.8.1. Erro da estimativa	38
5. O PROGRAMA PSDREC ("POWER SPECTRUM DENSITY RECOGNITIONS")	41
5.1. Introdução	41
5.2. Considerações para uso	41
5.3. Espectros de teste	41
5.4. Aprendizado e monitoração	42
5.5. Níveis de aceitação de normalidade	43
5.6. Considerações estatísticas	44
5.6.1. Discriminantes de decisão	44
5.6.2. Critérios limites teóricos	46
5.6.3. Aceitação e correção de parâmetros	50
5.6.4. Critérios de aceitação iniciais	52
5.6.5. Atualização dos critérios de aceitação	52
5.7. A execução do algoritmo	53
6. TESTES DE DESEMPENHO DO PROGRAMA PSDREC :.....	56
6.1. Introdução	56
6.2. Sistema eletrônico montado para os testes	56
6.2.1. Verificação do sistema eletrônico	58
6.3. Procedimento utilizado nos testes de verificação de desem penho do algoritmo	62
6.3.1. Definições de taxas de alarme	62
6.4. Restrições à análise	65
6.5. Ensaio com sinais de conjunto motor/bomba da firma KSB de Jundiaí	66

6.5.1. Considerações práticas de análise	68
6.5.2. Testes realizados no intervalo (0-1000) Hz	70
6.5.3. Testes realizados no intervalo (0-200) Hz	77
6.6. Ensaios com dados do reator nuclear, tipo BWR, da central BRUNSBUETTEL, República Federal da Alemanha	84
6.6.1. Características do reator	85
6.6.2. Considerações práticas de análise	85
6.6.3. Testes realizados no intervalo (0,3-40) Hz	89
6.6.4. Testes realizados no intervalo (0,1-15) Hz	96
6.7. Ensaios com dados de um motor diesel do Instituto de Pes- quisas Tecnológicas	102
6.7.1. Considerações práticas de análise	103
6.7.2. Testes realizados no intervalo (0-1000) Hz	105
6.7.3. Análise de altas frequências dos dados do motor diesel,	110
6.8. Conclusões gerais	116
6.9. Sugestões para trabalhos futuros	118
 APÊNDICE A - Expressões necessárias para os cálculos das mē- dias e variâncias teóricas das distribuições Gaussianas que descrevem os discriminantes D_{IV} e D_V	122
 APÊNDICE B - Sistema Digital onde está implantado o algoritmo PSDREC	127
 APÊNDICE C - Identificação do equipamento eletrônico utilizado, Fig. 6.1.	128
 APÊNDICE D - Execução típica do programa PSDREC	130
 APÊNDICE E	138
 APÊNDICE F	139
 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	140

ÍNDICE DAS FIGURAS

	Pag.
<p>FIG. 1.1. (a) - DEP's de três detetores de nêutrons localizados em um mesmo plano horizontal, em posições diferentes, no caroço de um reator nuclear BWR, DEP anormal (vibração excessiva do tubo de instrumentação na posição C(12/29) em 2,6 Hz.</p> <p style="padding-left: 2em;">(b) - Corrigida a anormalidade as DEP's apresentam-se semelhantes (Gráfico extraído da referência /40/)</p>	4
<p>FIG.2.1. (a) - Conjunto de caracteres estilizado,</p> <p style="padding-left: 2em;">(b) - Correspondente forma de onda</p>	10
<p>FIG.2.2. - Um discriminante de decisão simples para duas classes padrões</p>	14
<p>FIG.2.3. - Esquema de vigilância de reatores nucleares</p>	15
<p>FIG.2.4. - Diagrama de blocos de um sistema (Reator Nuclear) monitorado automaticamente, utilizando a técnica de reconhecimento padrão de sinais aleatórios</p>	16
<p>FIG.2.5. - Diagrama de blocos do processo de reconhecimento padrão do monitor de vigilância da FIG. 2.4.</p>	17
<p>FIG.4.1 - Classificação dos dados aleatórios</p>	24
<p>FIG.4.2. - Conjunto de funções amostrais formando um processo aleatório</p>	25
<p>FIG.4.3. - Desenvolvimento gráfico do conceito de amostragem</p>	28
<p>FIG.4.4. - Função periódica assumida pela transformada de Fourier discreta e finita (TDF)</p>	31
<p>FIG.4.5. - Decomposição da função amostrada $x_n(a)$, em 2 funções parciais $Q_n(b)$ e $V_n(c)$, cada uma consistindo de metade da amostra</p>	33
<p>FIG.4.6 - Função janela de tempo e respectiva transformada de Fourier</p>	34

FIG.4.7(a)	-	Função seno e respectiva transformada de Fourier	
(b)	-	Convolução da função janela de tempo com a transformada da função seno	35
FIG.4.8.	-	TDF da função seno com um número inteiro (n) de períodos (T_s) contidos na janela de tempo	36
FIG.4.9(a)	-	Convolução da função janela de tempo com a transformada da função seno,	
(b)	-	TDF da função seno com um número de períodos (T_s) não inteiro, contido na janela de tempo	36
FIG.4.10	-	Forma de janela Hanning e respectiva transformada de Fourier	37
FIG.4.11.	-	Resultado da Convolução da transformada da janela de tempo $h(t)$ com a transformada da janela Hanning	37
FIG.5.1.	-	Esquema da relação entre as quantidades de blocos que definem os espectros de teste, período de aprendizado e período de monitoração	43
FIG.5.2.	-	Possíveis mudanças que podem ocorrer no espectro; (a) mudanças na integral de potência, (b) desvios na amplitude, (c) deslocamentos de picos, (d) mudanças na forma espectral	44
FIG.5.3.	-	Função densidade de probabilidade (FDP) da distribuição F'_{v_1, v_2} e $\log_{10} F'$	47
FIG.5.4.	-	Fluxograma sucinto do programa PSDREC	56
FIG.6.1.	-	Sistema eletrônico montado para os testes realizados com o programa PSDREC	57
FIG.6.2.	-	Planta do posicionamento dos acelerômetros no conjunto motor/bomba da firma KSB de Jundiaí, <input checked="" type="checkbox"/> medem vibrações perpendiculares ao plano do papel, <input type="checkbox"/> medem vibrações paralelas ao plano do papel .	67

FIG.6.3.	-	Resposta em frequência dos acelerômetros usados nas medidas realizadas no sistema motor/bomba da firma KSB	68
FIG.6.4.(a)	-	Localização das fileiras de detetores dentro do caroço do reator nuclear Brunsbuettel	
	(b)	Posicionamento vertical dos detetores na fileira dentro do caroço do reator	84
FIG.6.5.	-	Montagem do ensaio do motor diesel (1) acelerômetro posicionado no cabeçote do motor, (2) acelerômetro posicionado no simulador de carga do motor, as setas indicam os sentidos das vibrações medidas	102

ÍNDICE DAS TABELAS

	Pag.
TABELA 2.1 - Exemplos de aplicação de reconhecimento padrão	12
TABELA 3.1 - Tipos de Anomalias/Faixa de atuação/Possíveis fontes	20
TABELA 5.1 - Relação dos discriminantes de decisão do programa PSDREC	45
TABELA 5.2 - Critérios de aceitação inicial	53
TABELA 6.1 - Comparação entre a distribuição Gaussiana teórica e a distribuição dos dados digitados do ruído branco	60
TABELA 6.2.- Relação dos pontos e o regime de trabalho em que foram obtidos os sinais do sistema motor/bomba da firma KSB	67
TABELA 6.3 - Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no sistema motor/bomba para o intervalo (0-1000) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes	72
TABELA 6.4 - Resultados do teste 1, aprendizado sinal 4, vazão 700 m ³ /hora, intervalo (0-1000) Hz	73
TABELA 6.5 - Resultados do teste 2, aprendizado do sinal 1, vazão 700 m ³ /hora, intervalo (0-1000) Hz	74
TABELA 6.7 - Resultados do teste 4, aprendizado do sinal 1, vazão 150 m ³ /hora, intervalo (0-1000) Hz	74
TABELA 6.8 - Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no sistema motor/bomba para o intervalo (0-200) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes	79
TABELA 6.9 - Resultados do teste 5, aprendizado do sinal 4, vazão 700 m ³ /hora, intervalo (0-200) Hz	80

TABELA 6.10 - Resultados do teste 6, aprendizado do sinal 1, vazão 700 m ³ /hora, intervalo (0-200) Hz	80
TABELA 6.11 - Resultados do teste 7, aprendizado do sinal 6, vazão 700 m ³ /hora, intervalo (0-200) Hz	81
TABELA 6.12 - Resultados do teste 8, aprendizado do sinal 1, vazão 150 m ³ /hora, intervalo (0-200) Hz	81
TABELA 6.13 - Testes realizados para a escolha da resolução em frequência da DEP dos sinais do reator nuclear Brunsbuettel	87
TABELA 6.4 - Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no caroço do reator nuclear Brunsbuettel para o intervalo (0,3-40) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes	92
TABELA 6.15 - Resultados dos testes realizados com os sinais dos detetores da posição (28-33), intervalo (0,3-40) Hz	93
TABELA 6.16 - Resultados dos testes realizados com os sinais dos detetores da posição (44-41), intervalo (0,3-40) Hz	93
TABELA 6.17 - Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no caroço do reator nuclear Brunsbuettel para o intervalo (0,1-15) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes	98
TABELA 6.18 - Resultados dos testes realizados com os sinais dos detetores da posição (44-41), intervalo (0,1-15) Hz	99
TABELA 6.19 - Resultados dos testes realizados com os sinais dos detetores da posição (44-41), intervalo (0,1-15) Hz	99
TABELA 6.20 - Relação dos pontos e o regime de trabalho em que foram obtidos os sinais do motor diesel do IPT	102

TABELA 6.21. - Relação dos testes realizados para a escolha do intervalo de análise dos sinais obtidos no motor diesel do IPT	103
TABELA 6.22. - Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no motor diesel para o intervalo (0-1000) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes	107
TABELA 6.23. - Resultados dos testes realizados com os sinais do motor diesel, intervalo de análise (0-1000) Hz	107
TABELA 6.24. - Relação dos testes realizados para a escolha da quantidade de blocos que definem a média dos espectros para os sinais do motor diesel, intervalo de análise (1,0-20,0) KHz, e os parâmetros utilizados	113
TABELA 6.25. - Resultados dos testes realizados para a escolha da quantidade de blocos que definem a média dos espectros , testes 28 a 30, e o resultado dos testes para o, intervalo (1-20) KHz, testes 29A a 29B.....	114
TABELA 6.26. - Relação geral dos testes realizados nos sinais dos três sistemas	115

ÍNDICE DOS GRÁFICOS

	Pag.
GRÁFICO 6.1. - DEP do ruído branco, número de blocos,60, $\Delta f=1,96\text{Hz}$	59
GRÁFICO 6.2. - DEP do ruído intrínseco do sistema eletrônico e do seno de referência, número de blocos,20, $\Delta f=0,78\text{ Hz}$	61
GRÁFICO 6.3. - DEP do sinal 1 (ponto 1), Fig. 6.2., vazão $850\text{ m}^3/\text{h}$, $\Delta f=3,9\text{ Hz}$	69
Intervalo (0-1000) Hz, sistema motor/bomba .	
GRÁFICO 6.4. - (A) DEP do sinal obtido no ponto4 (vazão $700\text{ m}^3/\text{h}$, sinal monitorado), teste 1B - Tabela 6.4. Média de 20 blocos, $\Delta f=3,9\text{ Hz}$	75
GRÁFICO 6.5. - (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão $700\text{ m}^3/\text{h}$, sinal do aprendizado), teste 2 - Tabela 6.5. (B) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão $850\text{ m}^3/\text{h}$, sinal monitorado), teste 2B - Tabela 6.5. Média de 20 blocos, $\Delta f=3,9\text{ Hz}$	75
GRÁFICO 6.6. - (A) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão $700\text{ m}^3/\text{h}$, sinal do aprendizado), teste 3 - Tabela 6.6. (B) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão $850\text{ m}^3/\text{h}$, sinal monitorado), teste 3B - Tabela 6.6. Média de 20 blocos, $\Delta f=3,9\text{ Hz}$	75
GRÁFICO 6.7. - (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão $150\text{ m}^3/\text{h}$, sinal do aprendizado), teste 4 - Tabela 6.7. (B) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão $150\text{ m}^3/\text{h}$, sinal monitorado) teste 4B-Tabela 6.7. (C) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão $150\text{ m}^3/\text{h}$, sinal monitorado), teste 4C - Tabela 6.7. Média de 30 blocos, $\Delta f = 3,9\text{ Hz}$	76
Intervalo (0-200) Hz, sistema motor/bomba	
GRÁFICO 6.8. - (A) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão $700\text{ m}^3/\text{h}$, sinal do aprendizado), teste 5 - Tabela 6.9. (B) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão $850\text{ m}^3/\text{h}$, sinal monitorado), teste 5B - Tabela 6.9. Média de 20 blocos, $\Delta f = 0,78\text{ Hz}$	82

GRÁFICO 6.9.	- (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão 700 m ³ /h, sinal do aprendizado), teste 6-Tabela 6.10. ..	
	(B) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão 850 m ³ /h, sinal monitorado), teste 6B - Tabela 6.10	
	Média de 20 blocos, $\Delta f = 0,78$ Hz	82
GRÁFICO 6.10.	- (A) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão 700 m ³ /h, sinal do aprendizado), teste 7 - Tabela 6.11	
	(B) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão 850 m ³ /h, sinal monitorado), teste 7B - Tabela 6.11.	
	Média de 20 blocos, $\Delta f = 0,78$ Hz	82
GRÁFICO 6.11.	- (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão 150 m ³ /h, sinal do aprendizado), teste 8 - Tabela 6.12	
	(B) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão 150 m ³ /h, sinal monitorado), teste 8B - Tabela 6.12	
	(C) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão 150 m ³ /h, sinal monitorado), teste 8C - Tabela 6.12	
	Média de 20 blocos, $\Delta f=0,78$ Hz	83
GRÁFICO 6.12.	- DEP do sinal do detetor D, posição (28.33), média de 80 blocos, $\Delta f = 0,31$ Hz	86
GRÁFICO 6.13.	- DEP's do sinal do detetor C, posição (28-33) com 3 resoluções pesquisadas	
	(A) 128 pontos em frequência, $\Delta f=0,63$ Hz	
	(B) 256 pontos em frequência, $\Delta f=0,31$ Hz	
	(C) 512 pontos em frequência, $\Delta f=0,16$ Hz	
	Média de 80 blocos	88
Intervalo (0,3-40) Hz, sistema reator nuclear		
GRÁFICO 6.14.	- DEP's dos sinais dos detetores da posição (28-33). Média de 80 blocos, $\Delta f=0,31$ Hz	
	(1) detetor D, (2) detetor C, (3) detetor B, (4) detetor A	94
GRÁFICO 6.15.	- DEP's dos sinais dos detetores da posição (44-41), Média de 80 blocos, $\Delta f=0,31$ Hz	
	(1) detetor D, (2) detetor C, (3) detetor B, (4) detetor A	95

Intervalo (0,1-15) Hz, sistema reator nuclear

GRÁFICO 6.16. - DEP's dos sinais dos detetores da posição (44-41),
Média de 80 blocos, $\Delta f=0,12$ Hz
(1) detetor D, (2) detetor C, (3) detetor B, (4)
detetor A 100

GRÁFICO 6.17. - DEP's dos sinais dos detetores da posição (28-33),
Média de 80 blocos, $\Delta f=0,12$ Hz.
(1) detetor D, (2) detetor C, (3) detetor B, (4)
detetor A 101

Intervalo (0-1000) Hz, sistema motor diesel

GRÁFICO 6.18. - DEP do sinal de vibração do motor obtido no ponto
1 (Fig. 6.5), 1200 rpm, carga 250 N.
Média de 80 blocos, $\Delta f=4,9$ Hz 104

GRÁFICO 6.19 - DEP do sinal de vibração obtido no simulador de
carga, ponto 2 (Fig. 6.5), 1200 rpm, carga 250 N.
Média de 80 blocos, $\Delta f=4,9$ Hz 104

GRÁFICO 6.20 - DEP's do sinal de vibração do motor obtido no ponto
1 (Fig. 6.5), para 3 regimes diferentes de carga
Média de 80 blocos, $\Delta f=3,9$ Hz .
(A) 250 N, (B) 270 N, (C) 300 N108

GRÁFICO 6.21 - DEP's do sinal de vibração obtido no simulador de
carga, ponto 2 (Fig. 6.5), para 3 regimes diferen
tes de carga .
Média de 80 blocos, $\Delta f=3,9$ Hz
(A) 250 N, (B) 270 N, (C) 300 N109

Intervalo (1000-20000) Hz, sistema motor diesel

GRÁFICO 6.22 - DEP do sinal de vibração do motor obtido no ponto
1 (Fig. 6.5), 1200 rpm, carga 250 N,
Média de 80 blocos, $\Delta f=126$ Hz..... 110

GRÁFICO 6.23. - DEP's do sinal de vibração do motor obtido no
ponto 1 (Fig. 6.5), para 3 regimes diferentes
de carga.
Média de 80 blocos, $\Delta f=126$ Hz.
(A) 250 N, (B) 270 N, (C) 300 N 114

1. INTRODUÇÃO

1.1. Generalidades

O desenvolvimento industrial da época atual tem exigido uma crescente complexidade dos sistemas dinâmicos envolvidos em seus processos. Considerações de segurança, economia e requisitos de operação em ponto ótimo, têm elevado o número de pessoas envolvidas na monitoração e controle desses sistemas. Isto deve-se à grande quantidade de informações geradas durante a operação. A aquisição e análise destas informações são importantes porque são elementos essenciais e vitais em um processo de decisão que afete o comportamento do sistema .

A grande quantidade de informações é devido à natureza multivariável destes sistemas, isto é, é preciso ajustar muitos parâmetros de entradas e controlar muitas saídas para ter-se o resultado desejado. Nestes sistemas, os processos complexos envolvidos são fortemente iterativos, como afirma Mac Morram na referência 1, assim os equipamentos necessitam de manutenção e ajustes contínuos para trabalharem dentro dos padrões exigidos. O conhecimento da situação de cada equipamento permite ainda uma racionalização da estratégia de manutenção do mesmo , aumentando o intervalo entre inspeções e permitindo uma utilização mais eficiente. Portanto a monitoração contínua destes sistemas tem aumentado de importância.

Este fato tem sido particularmente relevante em processos industriais contínuos, como na indústria química e na geração de energia elétrica, onde a perda da produção é muitas vezes mais importante economicamente do que falhas ou quebras do equipamento propriamente .

Em estações de geração de energia elétrica e nos complexos químicos o manuseio de dados para fins de monitoração automática tem sido solucionado pelo uso de minicomputadores. Os computadores são viáveis aqui devido ao fato de poderem adquirir, analisar rapidamente e com eficiência os dados gerados continuamente . A aplicação de minicomputadores em monitoração em tempo real ("on line") é recente e sua utilização permitiu reviver teorias antes impossibilitadas de serem aplicadas para esses fins. Este é o caso em particular de métodos de análise estatística, antigamente não viáveis por razões do tempo necessário para processamento, que puderam ser reestudados e avallados como meio efetivo para emprego no âmbito de monitoração contínua, principalmente na área nuclear. Três fatos importantes tem facilitado o emprego da estatística nessa área; o cálculo de médias e

variâncias de populações de dados é fácil de se realizar através dos computadores; as soluções de problemas práticos muitas vezes tendem para resultados dados por expressões integrais complicadas que só são resolvidas depois de simplificações grosseiras, sendo portanto muitas vezes irreal para aplicações em sistemas multivariáveis; o emprêgo de variáveis que possuem uma componente aleatória (ruído) para estas finalidades .

O emprêgo de sinais aleatórios em sistemas multivariáveis é atrativo porque a componente aleatória de um parâmetro físico pode caracterizar os elos iterativos dos vários parâmetros atuantes no sistema. Exemplos de sistemas onde estudos profundos em análise de ruído têm sido realizados para monitoração em tempo real é o de reatores nucleares de potência e máquinas rotativas .

Uma dificuldade ao se trabalhar com sinais aleatórios em sistemas dinâmicos é que as características obtidas são únicas, isto é, sistemas do mesmo tipo têm para um mesmo parâmetro físico um comportamento muitas vezes diferente quando estudados por métodos de análise de ruído. Assim, a monitoração dos sistemas por meio destas componentes aleatórias do sinal tem encontrado dificuldades de generalização visto a unicidade de suas características .

Uma técnica avançada que vem ganhando perspectivas no âmbito de monitoração de sistemas dinâmicos, principalmente a de reatores nucleares de potência é o denominado reconhecimento padrão ("pattern recognition"). Esta técnica permite exatamente a partir de teorias específicas, no caso a estatística, uma adaptação para cada sistema a monitorar, isto é possível porque esta técnica possui características semelhantes ao de um monitor humano, o que é muito desejável em um monitor artificial, maiores detalhes serão dados no Capítulo 2. Na referência 2 Apêndice E diversos trabalhos reportam esta técnica como integrante dos futuros controladores artificiais inteligentes .

Conjugando esses princípios anteriores foi desenvolvido no laboratório americano de Oak Ridge (ORNL) um algoritmo de monitoração automática para reatores nucleares de potência e máquinas rotativas chamado PSDREC ("Power Spectrum Density Recognition"), implantado em um trabalho anterior /2/ no computador PDP-11/45 do Centro de Engenharia Nuclear do IPEN .

1.2. Porque fazer análise espectral

A análise nos dois domínios, tempo e frequência, tem sido estudado para

fins de monitoração e detecção de anomalias em sistemas dinâmicos como reatores nucleares e máquinas rotativas.

Os princípios básicos de análise em frequência foram desenvolvidos por Thie /3/ e outros. Técnicas de análise neste domínio tem sido empregada com sucesso tanto em reatores nucleares¹ como em máquinas rotativas /4/ .

A análise espectral de um sinal consiste em decompor o sinal em uma série de frequências que ocorrem simultaneamente. Se o sistema está em estado estacionário a análise espectral de um parâmetro origina um espectro característico relacionado com o estado. Cada variável que atua no sistema pode ter uma contribuição específica em uma região do espectro, assim o espectro também caracteriza o comportamento de algumas variáveis que se ligam à variável analisada através do ruído. Se ocorrer uma anormalidade em uma dada variável, a componente espectral que está relacionada a ela, em geral, irá se alterar. Então, se uma análise em tempo real estiver ocorrendo, a anormalidade poderá ser detectada e talvez diagnosticada, isto é, identificar a anormalidade com sua fonte. A Fig. 1.1 é um exemplo de uma análise espectral onde o estado anormal foi detectado e diagnosticado .

O domínio do tempo no entanto também é usado /5/, principalmente em estados transientes .

1.2.1. Biblioteca de espectros

Como já foi dito anteriormente um ponto significativo da análise espectral é a identificação de uma frequência ou várias frequências com sua fonte ou fontes. Esta identificação permite em monitoração contínua diagnosticar eventuais anormalidades, podendo depois proceder a uma ação corretiva .

Neste contexto um estudo detalhado dos espectros obtidos nas possíveis operações normais/anormais do sistema originará uma família de espectros normais/anormais. Esta família de espectros é o que se denomina biblioteca de espectros.

Em uma monitoração em tempo real a ocorrência de uma anormalidade poderá ser diagnosticada por simples comparação do espectro anômalo com a biblioteca de espectros. Atualmente este é o caminho que a análise de ruído em reatores nucleares de potência está seguindo. Apesar de alguns estudos já existirem nesta
¹ver apêndice F

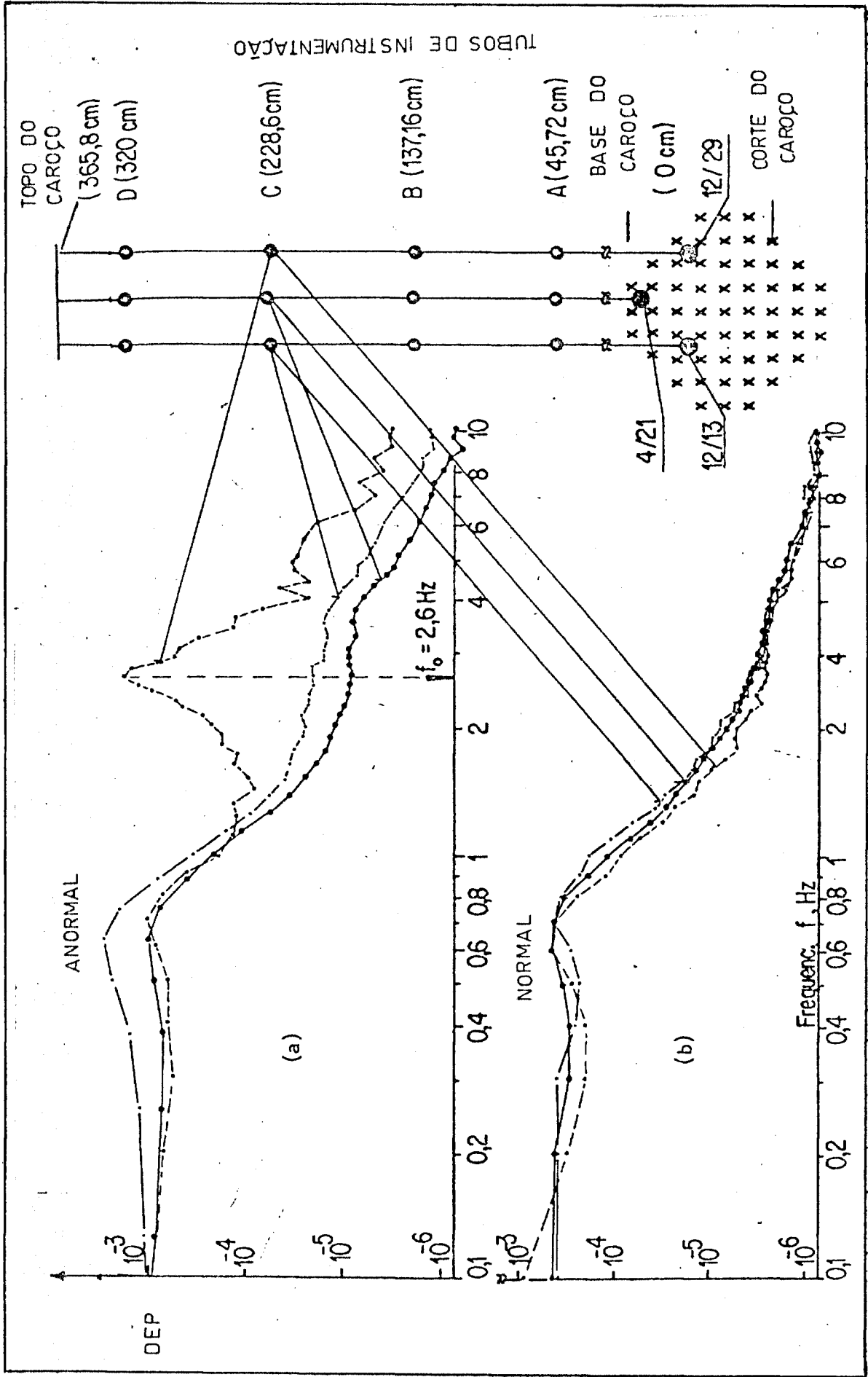


FIG. 1.1. (a) DEP's de três detectores de nêutrons localizados em um mesmo plano horizontal, em posições diferentes, no caroço de um reator nuclear BWR, DEP anormal (vibração excessiva do tubo de instrumentação na posição C (12/29) em 2,6 Hz). (b) DEP's corrigida a anormalidade as DEP's apresentam-se semelhantes. (Gráfico extraído da referência /40/).

área /6/ não se obteve êxito ainda na preparação de uma biblioteca padrão para reatores do mesmo tipo .

1.3. Revisão bibliográfica

Pode-se situar o início da análise espectral de ruído como meio efetivo de monitoração e diagnóstico de reatores nucleares na publicação dos trabalhos de Kryter /7/ em 1969 e Izumi /8/ em 1971 sobre aplicação da transformada rápida de Fourier (FFT) em análise do comportamento dinâmico de reatores nucleares .

A análise de ruído em si mesmo, no entanto, há muito que era estudada para fins de monitoração de reatores nucleares. Fry /9/ em um trabalho publicado em 1971 relata a experiência ganha deste 1965 com aplicações de análise de ruído em dois reatores experimentais, o ("High Flux Isotope Reactor"), HFIR e o ("Molten Salt Reactor Experiment"), MSRE. Reporta o sucesso obtido com monitoração em tempo real quando foi possível detectar anomalias no reator MSRE com até uma semana de antecedência antes que a instrumentação normal do reator acusasse algum distúrbio. O monitor usado por Fry era simples; um sinal de ruído neutrônico ou pressão do sistema era amplificado na faixa de análise de interesse, depois retificado e calculada a média no tempo, o resultado obtido era graficado na sala de controle orientando assim o operador.

Apesar de simples, este sistema já incorporava a filosofia de monitoração de reatores nucleares que perdura até hoje. Ainda Fry teve a visão de sugerir uma monitoração automática pelo estabelecimento de limites de aceitação em descritores de ruído para diagnóstico de falhas já estudadas, e o emprêgo de computadores digitais para estes fins, que podem manusear um grande volume de dados em tempo real .

Dois anos mais tarde, 1973, Izumi e Iida /10/ apresentam um sistema de monitoração em tempo real para reatores nucleares usando minicomputadores. A técnica empregada usava a análise digital espectral do descritor de ruído "Densidade Espectral de Potência" (DEP). Pela primeira vez é empregado um nível de aceitação da característica estatística do descritor para verificação da normalidade de funcionamento do reator, como sugeriu Fry anteriormente, novamente a FFT era empregada .

Em 1974 teve início a publicação de trabalhos na área de monitoração de

reatores nucleares que incorporavam as técnicas de análise de ruído e reconhecimento padrão.

A partir desta data Gonzalez e um grupo de pesquisadores publicam uma série de artigos, 1974 /11/, 1976 /12/, 1977 /13/, que direcionam muitas pesquisas nesta área até hoje. O primeiro deles /11/ já esboçava as características iniciais de um processo de monitoração complexo. O sistema consistia de um algoritmo capaz de extrair e classificar características significativas do ruído neutrônico. A idéia era ter-se uma técnica que aprendesse o estado normal do reator e depois realizasse a monitoração com um mínimo de intervenção humana. O descriptor usado também era a DEP obtida através da FFT, a técnica de reconhecimento padrão usava uma metodologia não supervisionada.

Este primeiro algoritmo era uma adaptação do algoritmo ISODATA ("Iterative Self Organization Data Analysis Techniques A"). O sistema caracterizava uma classe normal por meio de grupos com que era treinado. Um grupo neste trabalho é definido por um vetor n dimensional (DEPs) em frequência; a cada grupo está associado um vetor desvio padrão n dimensional que multiplicado por constantes define os limites de aceitação do grupo; portanto, dado uma DEP a ser testada, ela é considerada normal se todas as suas componentes tinham sua distância Euclidiana com relação ao vetor centro do grupo menor que o desvio padrão da respectiva componente normal multiplicado pela constante.

O segundo artigo, publicado em 1976, apresentava inovações sensíveis em relação ao primeiro. Estas inovações eram tanto estatísticas como na dinâmica do algoritmo, isto é, no procedimento da técnica de reconhecimento padrão. Enquanto que no trabalho anterior o programa tinha a capacidade de aprendizado somente, agora ele podia atualizar a estatística adaptando-se assim ao sistema monitorado. Foi introduzido o uso da função densidade de probabilidade em vez da simples distância Euclidiana para a determinação dos níveis de aceitação da normalidade. A estimativa da função densidade de probabilidade era realizada por dois modos, histograma e por inferência estatística; impunha-se uma dada função densidade de probabilidade e usando-se um teste de hipótese aceitava-se ou não a função densidade de probabilidade. Portanto, usando-se esta função densidade de probabilidade e a estatística que se queria, obtinha-se por integração numérica os níveis a e b de aceitação de normalidade. Qualquer DEP que saísse fora destes limites era considerada anormal. A atualização era realizada com a adição das informações estatísticas novas àquela aprendida ou já atualizada, isto era feito depois de analisado um certo

número de DEPs.

Outra inovação apresentada foi o conceito de classe. Um sistema pode ter a flexibilidade de operar em várias condições normais. Uma classe é então um conjunto de referências que identificam o estado normal. Por exemplo, um reator operacional pode trabalhar a várias potências, assim para testar a DEP com os critérios de aceitação correto era preciso saber em que classe se trabalhava.

O trabalho de Gonzalez em 1977 vem solidificar o algoritmo anterior com testes reais no reator HFIR. Perturbações programadas que alteravam a potência do reator em 0,1% foram detectadas pelo algoritmo enquanto que a instrumentação normal do reator acusou normalidade. Isto demonstrou que o novo sistema de monitoração tinha um nível prático de reconhecimento mais sensível que os sistemas convencionais no ambiente realístico reator nuclear.

Ainda em 1977 Piety /14/ propõe um outro algoritmo cujos princípios eram os mesmos que o de Gonzalez, mas simplificava estatisticamente todos os trabalhos anteriores nesta área e estendia a aplicação da técnica para monitoração de máquinas rotativas. Seu processo de reconhecimento padrão admite a estatística Gaussiana e os limites de aceitação são calculados com base nesta estatística. Apesar da perda de generalidade por esta hipótese as compensações foram significativas, uma grande economia de tempo no período de aprendizado foi obtida. No algoritmo de Gonzalez foram utilizadas 12 horas de aprendizado, no de Piety somente 1 hora. Outra inovação deste algoritmo é aceitação hierárquica de normalidade, isto é, o sistema possui dois níveis de aceitação um nível de alerta e outro de alarme. Este algoritmo foi testado com dados de reator de potência comercial da central Hatch-1, da "Georgia Power Company" e máquinas rotativas, correspondendo às expectativas. Trabalhos mais recentes /15/ mostram melhorias no "software" do algoritmo e aumento na capacidade de análise, no entanto, sua estrutura básica inicial foi mantida.

Com este algoritmo desenvolvido por Piety temos então a consolidação das potencialidades desta técnica, reconhecimento padrão de sinais de ruído para monitoração de reatores nucleares e outros sistemas dinâmicos.

1.4. Objetivos do trabalho

Pelo que foi exposto anteriormente pode-se notar que a tendência de

utilizar-se computadores para monitoração de sistemas dinâmicos, principalmente, reatores nucleares é cada vez mais acentuada. Não se pode ficar alheio aos desenvolvimentos neste setor vital da aplicação de computadores digitais, negar isto é ficar, no futuro, dependente de países que dominam esta avançada técnica. Assim, este trabalho tem por objetivo :

- a) Estudo da teoria relacionada com o algoritmo PSDREC com ênfase em reatores nucleares;
- b) Verificação do seu desempenho com dados reais de sistemas dinâmicos gravados em fita magnética,
- c) Ganhar experiência em análise espectral digital de sinais aleatórios .

1.4.1. Relevância

Monitoração automática e contínua de sistemas dinâmicos, em particular, reatores nucleares tem interesse pelos motivos :

- 1) Os métodos tradicionais requerem um número elevado de pessoas no local;
- 2) Um sistema automatizado liberaria o pessoal especializado para que este desse maior atenção aos outros equipamentos que requeram maiores cuidados;
- 3) Este sistema tem suficiente sensibilidade para advertir antecipadamente uma provável falha por documentar seu desenvolvimento;
- 4) As informações geradas pelo algoritmo talvez possibilitem uma racionalização da estratégia de manutenção e,
- 5) Em geral, não é possível fazer análise em tempo real se o sistema não possui monitoração automática .

2. FUNDAMENTOS DO RECONHECIMENTO PADRÃO

2.1. Introdução

Reconhecimento é um atributo básico dos seres humanos bem como de outros organismos vivos. O ato de reconhecimento é realizado a todo instante pelo homem, a sofisticação de nosso sistema de processamento de informação deve-se a uma capacidade de reconhecimento padrão superior .

Para facilidade de estudos os problemas de reconhecimento padrão dividem-se em duas categorias principais /16/ :

- 1) Estudo da capacidade de reconhecimento padrão dos seres humanos e outros organismos vivos . Esta área relaciona-se com disciplinas como psicologia , fisiologia e biologia.
- 2) Desenvolvimento de teorias e técnicas para projeto de dispositivo capaz de realizar uma dada tarefa de reconhecimento para uma aplicação específica . Esta área relaciona-se com engenharia, computação e ciência da informação . Este trabalho se enquadra nesta categoria .

Pode-se definir reconhecimento padrão como; "é a categorização de um dado de entrada em uma classe identificável, por meio da extração de características ou atributos significativos do dado, provenientes de detalhes fundamentados e relevantes" /16/ .

2.1.1. Aplicações de reconhecimento padrão automático

As aplicações de reconhecimento padrão automático são abundante /16,17/ ; tentativas de seu emprêgo têm sido realizadas, com sucesso, em projetos de máquinas programáveis para ler caracteres impressos ou datilografados, testar eletrocardiogramas e eletroencefalogramas, reconhecer palavras faladas, identificar impressões digitais, interpretar fotografias, realizar diagnósticos médicos, classificar ondas sísmicas, prever a condição atmosférica, identificar falhas e defeitos em dispositivos mecânicos e processos industriais .

Para facilidade de compreensão da metodologia de reconhecimento padrão, e como ilustração das potencialidades desta técnica, tem-se a seguir dois exemplos de suas aplicações .

Reconhecimento de caracteres

Um exemplo prático de reconhecimento padrão é a identificação de um caractere por um dispositivo adequado .

A referência /16/ cita um dispositivo experimental que foi testado e aprovado para estes fins. Este dispositivo identifica um caractere estilizado e padronizado em um retículo celular de 9x7, Fig. 2.1a. O caractere é impresso com uma tinta que contém um elemento magnético disperso. Este elemento é magnetizado antes de se realizar a leitura por um dispositivo adequado. O dispositivo de leitura consiste de uma "cabeça" de leitura magnética que é mais estreita e maior que o caractere. Quando a cabeça leitora move-se através do caractere ela produz um sinal elétrico proporcional à taxa de aumento da área sob a cabeça .

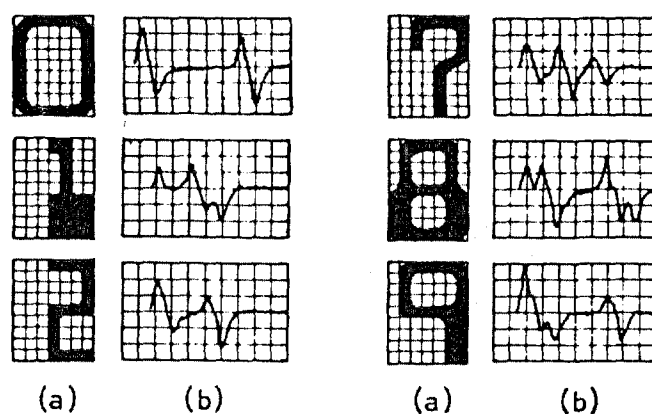


FIG.2.1. (a) Conjunto de caracteres estilizado,
(b) correspondente forma de onda .

No processo de leitura o caractere é varrido da esquerda para a direita . Analisando o caractere "o", a área vista pela cabeça aumenta progressivamente produzindo uma derivada positiva, Fig.2.1b, ao começar a sair da perna esquerda do caractere a área sob a cabeça começa a diminuir produzindo uma derivada negativa; quando a cabeça está no centro do caractere a variação da magnetização é zero portanto a derivada também é nula. Este padrão repete-se quando a cabeça atinge o início da perna direita do caractere. Assim cada caractere vai ter uma curva característica própria. Nota-se que os picos ocorrem em linhas verticais distintas e o zero também. Portanto os pontos de pico e o ponto de zero identificam o

símbolo lido. O dispositivo projetado usando um computador amostra estas formas de onda somente nestes pontos, conseguindo assim informações suficientes para a classificação do caractere. Quando o símbolo a ser reconhecido é apresentado ao sistema, seus pontos característicos são comparados com os padrões armazenados e a identificação é feita com o padrão mais próximo .

Aplicação Biomédica

Um problema relevante em medicina é a grande quantidade de informações que se deve manusear. Os princípios de reconhecimento padrão têm sido aplicados em várias atividades médicas para aumentar a rapidez com que se obtêm as informações relevantes. Uma das aplicações mais interessantes é o reconhecimento automático e classificação de cromossomas que as referências /16/ e /17/ documentam .

Alguns métodos têm sido propostos para a classificação automática de cromossomas. Um destes métodos está baseado nos contornos que um cromossoma pode ter, isto é, a forma de cromossoma pode ser descrita como uma composição de arcos e segmentos de reta denominados primitivas (padrões primitivos). Estas primitivas são então combinadas em cada tipo (classe) de cromossoma, formando uma sequência ou "sentença" símbolo. Cada tipo de cromossoma tem então uma sequência padrão. Para reconhecer um cromossoma particular, um computador constroi seus contornos e produz uma sequência de primitivas. O algoritmo classificador, através de um procedimento heurístico, projetado para eventualidades como superposição de cromossomas, realiza a classificação destas primitivas em uma das sequências padrões. Se o resultado é uma única sequência padrão o cromossoma é classificado na classe padrão associada. Se a classificação é ambigua ou não identificada o cromossoma é rejeitado e analisado por especialistas em citogenética.

As potencialidades de uma automação desta análise é tal que seu sucesso permitirá estudos de populações inteiras, sua caracterização citogenética, e em especial estudos em populações expostas a um aumento de aberrações cromossômicas induzidas por agentes danosos como radiações e lixos químicos, bem como a monitoração de efeitos de agentes químicos e farmaceuticos com potencial efeito de danos cromossômicos .

Na Tabela 2.1 temos exemplos de aplicações de reconhecimento padrão nas mais diversas áreas do conhecimento humano .

CLASSIFICAÇÃO DA TAREFA	DADO DE ENTRADA	RESPOSTA NA SAÍDA
Reconhecimento de caractere	Sinal óptico	Nome do caractere
Reconhecimento de palavras	Ondas acústicas	Palavra
Previsão do tempo	Mapa do tempo	Previsão
Diagnóstico médico	Sintomas	Doença
Monitoração de reatores nucleares	Sinais de ruído	Normal/Anormal

Tabela 2.1. Exemplos de aplicação de reconhecimento padrão .

2.2. Conceitos de reconhecimento padrão

Os conceitos aqui expostos são significativos em monitoração de sistemas dinâmicos usando-se análise de ruído, em particular em reatores nucleares. No entanto os conceitos sublinhados são gerais, e em qualquer processo de reconhecimento padrão eles estão presentes diferindo na forma de definição prática .

2.2.1. Representação dos dados de entrada

Um padrão é um conjunto de n variáveis seleccionadas para descrever o sistema monitorado. Estas variáveis são ordenadas em um vetor n dimensional chamado vetor padrão X .

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{pmatrix}$$

Chama-se uma assinatura de ruído um possível conjunto de dados de entrada que descrevem o sistema e seu estado operacional .

2.2.2. Preprocessamento

A seleção do conjunto das n medidas que forma um padrão dentro de todo o conjunto de variáveis possíveis para análise é denominado preprocessamento. Ele é realizado para condensar o largo espectro de variáveis às que realmente são significativas. Esta característica permite /18/ :

- a) Incorporar experiência de medidas anteriores e considerações analíticas.
- b) Redução da dimensionalidade do espaço de medidas a níveis tratáveis .

2.2.3. Classes

Em sistemas complexos que operam em uma larga faixa de condições, uma assinatura de ruído ou padrão não caracteriza todas as situações normais. Sob este aspecto, uma identificação do estado que cause variação significativa na assinatura de ruído precisa ser referenciada. As possíveis condições normais podem ser divididas em intervalos em que as variáveis são estacionárias e portanto passíveis de serem descritas por um conjunto de referências. Então a uma assinatura de ruído, correspondendo a uma combinação distinta de referências, é designada uma classe específica que a identifica .

2.2.4. Aprendizado e monitoração

O homem tem uma habilidade de extrair informações do ambiente em que vive e tomar decisões inteligentes com base nestas informações. Em um algoritmo tipo reconhecimento padrão o aprendizado significa comparativamente o mesmo que no caso humano .

Portanto o aprendizado refere-se à habilidade do algoritmo em desenvolver sua própria descrição de cada classe de dados. Durante um período de observação o algoritmo aprende qual é o comportamento normal do sistema pela descrição estatística dos sinais de ruído. Depois de concluído o período de aprendizado o processo de reconhecimento padrão passa à fase de monitoração, indicando condições de anomalia quando elas ocorrem. Ainda, se condições normais ocorrerem as descrições estatísticas podem ser atualizadas .

Existe dois tipos de aprendizado /19/ :

- 1) Aprendizado supervisionado, é aquele onde a caracterização da classe é

realizada durante um período de observação em que medidas normais (assinatura de ruído) de identidade conhecida (classe) são apresentadas ao algoritmo .

- 2) Aprendizado não supervisionado, a caracterização da classe é desenvolvida durante um período de observação, em que um conjunto de assinaturas de classes desconhecidas é apresentado ao algoritmo .

2.2.5. Discriminantes de decisão

Os discriminantes de decisão são as regras ou funções impostas para aceitação de "pertence à classe", isto é, observado um padrão, o algoritmo precisa decidir a que classe este dado pertence. Isto é realizado testando-se o padrão contra os discriminantes de decisão. Um exemplo simples esclarece melhor .

Dada as duas classes padrões (w_1, w_2) indicadas abaixo, pode-se separá-las convenientemente por uma reta $D(x)$, Fig. 2.2 .

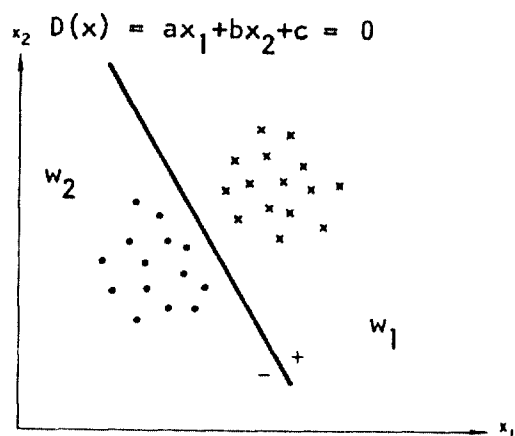


FIG.2.2. Um discriminante de decisão simples para duas classes padrões .

Definimos o discriminante de decisão $D(x) = ax_1 + bx_2 + c$, onde a, b, c são parâmetros e x_1 e x_2 são as coordenadas nos eixos x_1 e x_2 , respectivamente. $D(x)$ é um discriminante de decisão pois para qualquer padrão $x \in w_1$ temos que $D(x) > 0$ e qualquer padrão $x \in w_2$ temos que $D(x) < 0$.

Quando os dados de entrada são aleatórios (ruído) os discriminantes de decisão estão baseados na estrutura estatística que governa o conjunto de dados. Dentro deste contexto, dividem-se os discriminantes estatísticos em dois grupos /19/ :

- a) Discriminantes estatísticos paramétricos, são aqueles que estão baseados em funções densidade de probabilidades conhecidas.
- b) Discriminantes estatísticos não paramétricos, são aqueles que estão baseados em propriedades gerais dos dados e não se conhece a função densidade de probabilidade.

2.2. Síntese de um processo de reconhecimento padrão para monitoração automática de reatores nucleares

O problema de reconhecimento padrão no campo de reatores nucleares divide-se em 2 categorias, vigilância e diagnóstico, Fig. 2.3.

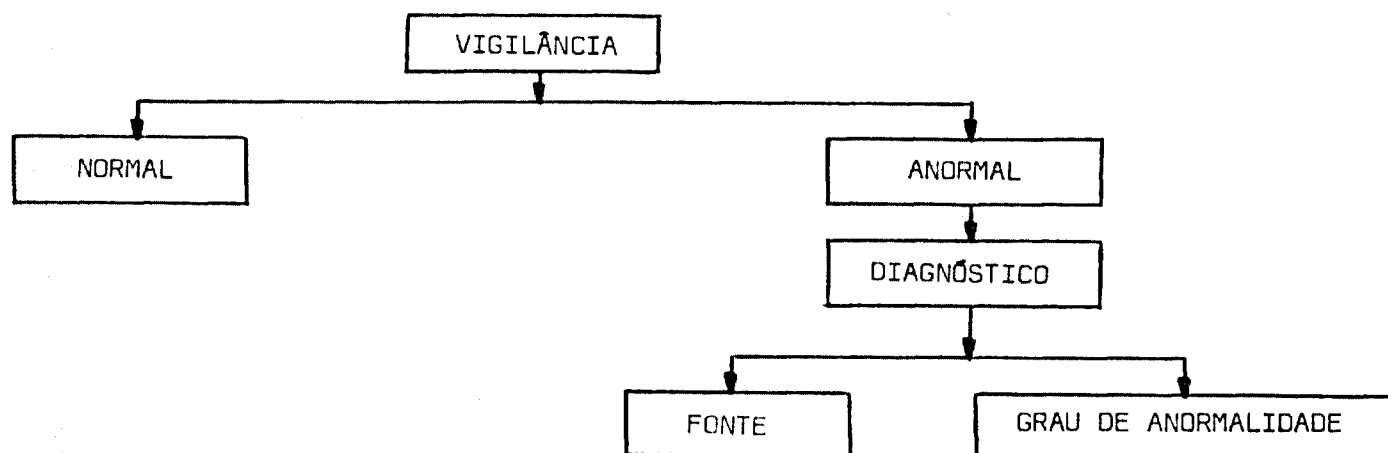


FIG.2.3. Esquema de vigilância de reatores nucleares.

Atualmente, um sistema desta natureza está reduzido à categorização do estado normal/anormal e estabelecer limites para anormalidades, auxiliando o operador da central com uma informação simples das condições de operação, como indicar tendências e, também, avaliar a relativa importância do alarme.

Os aspectos de diagnósticos, apesar de já serem estudados /16,28/, ainda não foram incorporados no sistema de reconhecimento padrão atual em reatores nucleares.

Apesar da simplicidade de objetivo do algoritmo atual ele utiliza-se de várias áreas técnicas, formando um sistema complexo e dinâmico. Um algoritmo desta natureza relaciona-se intimamente com áreas como instrumentação, processamento de

dados, interface homem/máquina para tornar-se um "ente" eficiente para monitoração em tempo real .

O diagrama de blocos da Fig. 2.4 e Fig. 2.5 sintetiza um processo de reconhecimento padrão em todas as suas etapas de aplicação na monitoração de reatores nucleares, utilizando sinais aleatórios para estes fins .

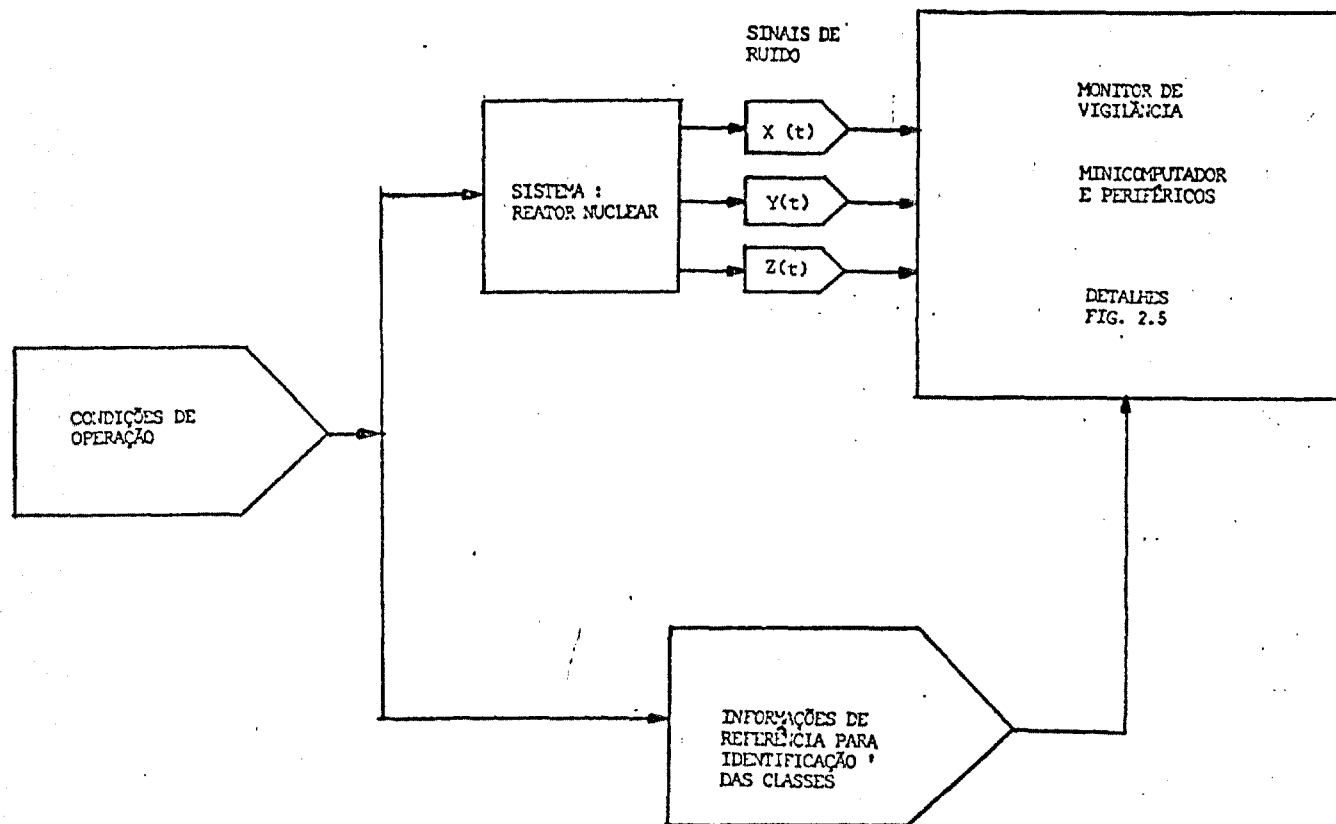


FIG. 2.4. Diagrama de blocos de um sistema (Reator Nuclear) monitorado automaticamente, utilizando a técnica de reconhecimento padrão de sinais aleatórios .

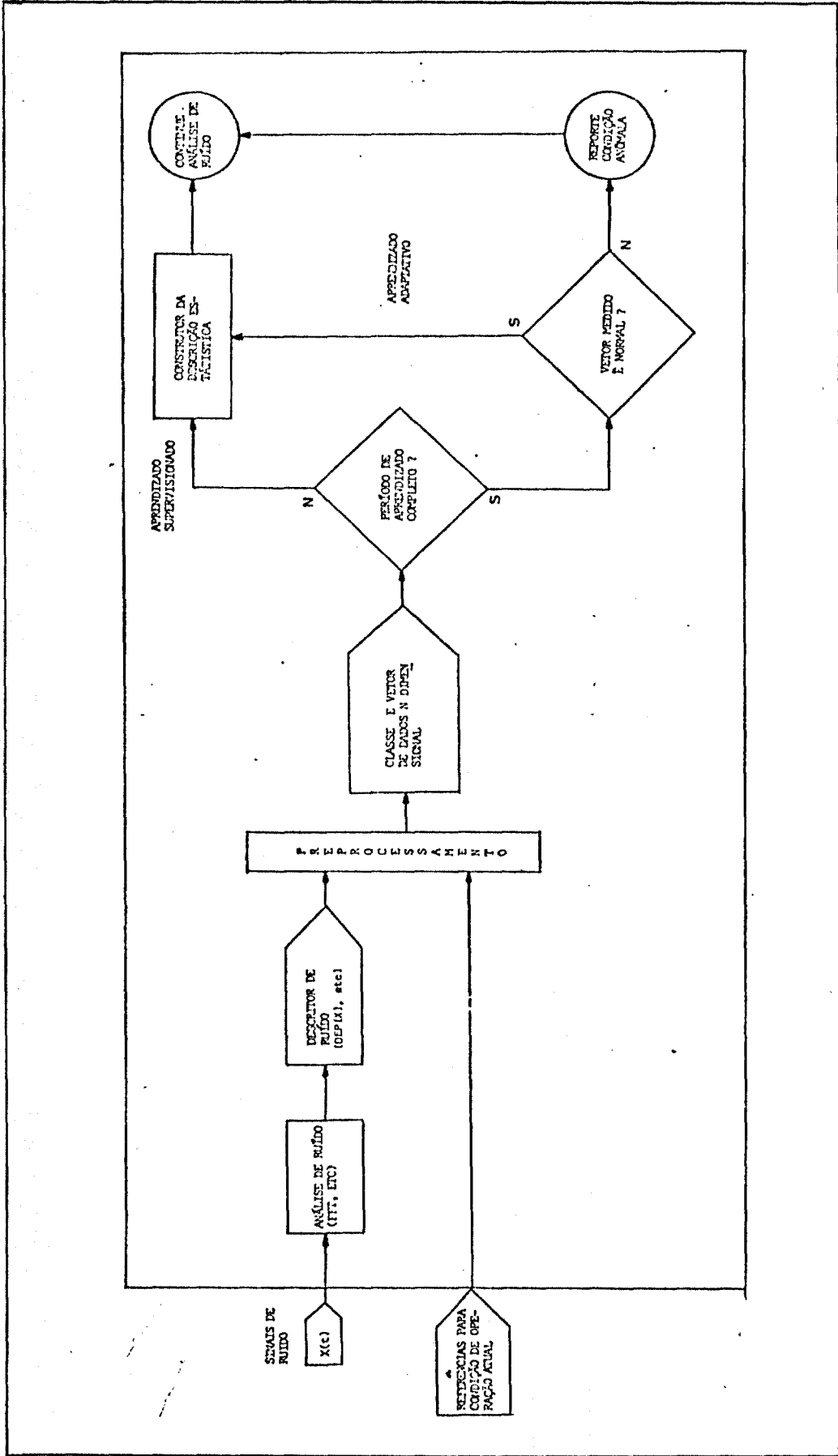


FIG. 2.5. Diagrama de Blocos do processo de reconhecimento padrão do monitor de vigilância da FIG. 2.4.

3. CONSIDERAÇÕES SOBRE RUÍDO

3.1. O significado de ruído

O termo ruído é comumente usado nos dias de hoje em muitas áreas do conhecimento humano. Em cada uma delas o significado e a importância são diferentes. O significado mais comum é o do efeito impertinente que ocorre em música de baixa qualidade. A música é causada por pulsos que apesar de serem complexos são periódicos, enquanto que o ruído é irregular ou aleatório, assim o ruído neste caso é uma parte do sinal indesejável.

Este efeito aleatório é muito encontrado na natureza e em muitos parâmetros físicos dos sistemas dinâmicos com que o homem trabalha. Estudos destas variações aleatórias podem fornecer informações importantes sobre o funcionamento desses sistemas. Assim tem-se por exemplo as vibrações mecânicas em máquinas rotativas, o fluxo neutrônico em reatores de potência. Estudo destas variáveis podem informar se o sistema está funcionando normalmente ou não.

Para esclarecer melhor vejamos o caso do fluxo de nêutrons que devido a própria natureza estocástica do processo de fissão tem comportamento aleatório. Nos reatores de potência esta natureza aleatória é mais acentuada que nos reatores de potência zero, isto é devido aos efeitos de realimentação de várias variáveis sobre o fluxo neutrônico, estes efeitos resultam em pequenas variações da reatividade que modulam o fluxo de nêutrons. Tipicamente, variações aleatórias do fluxo de nêutrons resultarão de interação de "forças dinâmicas" tais como mudanças na temperatura do combustível e moderador, mudanças na vazão do refrigerante, movimentos dos elementos combustíveis, etc. Das análises das variações de intensidade de nêutrons deve ser possível fazer várias deduções sobre a natureza (frequência, amplitude, fase, etc) e o tipo das forças dinâmicas. Análise em tempo real de sinais neutrônicos podem conseqüentemente prover importantes informações para o diagnóstico de mudanças nas condições de operação do reator.

Assim em palavras simples, o ruído aqui é a variação aleatória de uma variável em torno de um valor médio, e é a parte que nos interessa do sinal.

Em reatores nucleares a análise de ruído está consagrada e a bibliografia do apêndice F é relevante nesta área. O emprêgo deste tipo de análise em reatores nucleares deve-se às seguintes razões /20,21/ :

- 1) Desenvolvimento e treinamento;
- 2) Interações multivariáveis
- 3) Medir o comportamento dinâmico ou monitorar o estado de um sistema nuclear em operação;
- 4) Verificação do projeto;
- 5) Avaliar parâmetros nucleares;
- 6) Realizar diagnóstico;
- 7) Estender intervalos entre inspeções;
- 8) Baixo custo, e
- 9) Não interfere nos aspectos de segurança .

3.2. Faixas de análise de interesse em reatores nucleares

As variáveis normalmente tem uma faixa de interação predominante no domínio da frequência. A Tabela 3.1 é uma tentativa de se classificar a faixa de atuação de alguns tipos de anomalias que são fontes de ruído neutrônico nos reatores nucleares de potência /2, 21, 22/ .

3.3. Possíveis aplicações de análise de ruído em reatores nucleares

Numerosos trabalhos tratam de aplicações de análise de ruído em reatores nucleares de potência, uma relação destas aplicações é /20/ :

- Verificar a estabilidade espacial do Xenônio.
- Obter-se funções de transferência.
- Verificar tensões e temperaturas em barras de combustível .
- Detecção de ebulição .
- Mudanças de sub-refrigeração e localização do início da ebulição .
- Má distribuição da vazão .
- Bloqueio da vazão .
- Monitoração da vazão de vapor e de água .
- Verificar ressonâncias acústicas no vaso de pressão e tubulações de líquido.
- Monitoração da pressão do sistema .
- Detecção do movimento da placa matriz, suporte dos elementos combustíveis .
- Detecção de fugas em geradores de vapor a metal líquido .
- Monitoração de máquinas rotativas .
- Monitoração de elementos perdidos no circuito primário .
- Detecção de fugas em tubulações e válvulas .

TIPOS DE ANOMALIAS	FAIXA DE ATUAÇÃO	POSSÍVEIS FONTES
Mecânica ou estrutural	(0,1 - 100) Hz	Vibrações da placa matriz do combustível, vibrações do próprio combustível, barras de controle, bombas e tubulações de instrumentação . Distribuição estatística da precisão de fabricação dos elementos combustíveis. Distribuição heterogênea aleatória da parte ativa do elemento combustível.
Térmica	(0,01 - 100) Hz	Efeitos globais e locais, causados por variações na densidade do refrigerante, estas variações podem ser devidas à turbulência, formação de bolhas, etc. Flutuações na temperatura de entrada do refrigerante . Flutuações do tamanho de bolhas num canal refrigerante .
Hidráulica	(0,1 a 10) Hz	Devidas à turbulência, cavitação e vortices causados pelas bombas de circulação, bombas de injeção e válvulas . Variação na vazão de refrigerante proveniente do bombeamento . Flutuações de pressão provenientes da formação aleatória de bolhas.
Neutrônica	(0,01 a 1) Hz	Causadas por perturbações na cadeia de fissão devido aos nêutrons atrasados .
Acústica*	(100 Hz - 100 KHz)	Vazamentos, cavitação nas bombas, por válvulas e o atrito entre o refrigerante e as paredes dos tubos. Peças soltas dentro do circuito primário.
Ultra-acústica*	(100 KHz - 1 MHz)	Geradas principalmente por deformações em materiais submetidos a tensões revelando assim, fissuras, deslocamento de grão, etc .

* Estes tipos de anomalias não afetam a reatividade porém são importantes como instrumento de diagnóstico, por isso foram aqui incluídos .

TABELA 3.1. Tipos de Anomalias/Faixa de atuação/Possíveis fontes .

- Monitoração da pressão e ruído acústico em bombas para vigilância da integridade das vedações e problemas de cavitação .

3.4. Possíveis sinais para análise de ruído em reatores nucleares

As aplicações dadas no Ítem anterior podem ser realizadas por análise de ruído de um ou mais sinais dados abaixo /20/ :

- Fluxo de nêutrons
- Temperatura
- Pressão (diferencial ou absoluta)
- Vazão
- Fluxo de raios gama
- Som
- Qualidade de vapor
- Tensões
- Densidades
- Nível de água
- Potência elétrica gerada

3.5. Análise de vibração em máquinas rotativas

A monitoração da vibração mecânica em máquinas rotativas tem sido reportada por muitos como um meio excelente de prever falhas em tempo suficiente para permitir reparos na ocasião mais conveniente /23/ .

Em uma central nuclear existe cerca de 1000 dispositivos rotativos, bombas e motores, dos quais cerca de 150 são vitais para seu funcionamento /24/. Assim, saber as condições de funcionamento desses dispositivos é essencial para a segurança da central, uma maneira de se realizar isto é monitorar continuamente as vibrações dessas máquinas

As vibrações em máquinas rotativas têm origem em /20,25/ :

- Problemas de projeto
- Falhas de instalação ou fabricação
- Interação com o sistema
- Efeito dinâmico das tolerâncias de fabricação

Uma monitoração de máquinas rotativas por meio de sinais de vibração pode detetar /20/ :

- Desgaste
- Partes soltas
- Desbalanceamento mecânico
- Quebras
- Fugas em vedações de borracha
- Fuste solto
- Problemas com mancais
- Problemas com engrenagens
- Problemas de lubrificação
- Desalinhamento
- Cavitação
- Corrosão
- Problemas com pistão e válvulas

4. CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS PARA ANÁLISE ESPECTRAL DIGITAL

A teoria apresentada neste capítulo está amplamente discutida em literatura e aqui é exposta para integridade do trabalho .

4.1. Gravações em fita magnética

Em análise de ruído é muito comum o uso de fita magnética para gravação dos dados e posterior estudo. Seu emprêgo deve-se a algumas características convenientes /3/ :

- 1) A análise pode ser repetida várias vezes sem se repetir o experimento;
- 2) Pode-se usar o dado na forma digital ou analógica, a fita pode ser compatível com sistemas de computadores analógicos ou digitais;
- 3) Velocidades de reprodução maiores que a de gravação são usadas com vantagens, diminuir o tempo de processamento e,
- 4) Uma grande quantidade de informação pode ser armazenada em pouco espaço .

A maneira de como a fita vai ser usada depende da forma de análise a ser feita, digital ou analógica, em frequência ou tempo. Assim no caso de análise digital em frequência o dado pode ser gravado continuamente ou digitalmente .

Considerações de erros da estimativa, faixa de análise de interesse, resolução em frequência devem ter sido avaliadas antes de se gravar o dado .

Gravações na forma digital oferecem vantagens em relação a gravação analógica; distorções devido a alterações nas dimensões da fita são evitadas, erros originados por ruídos introduzidos com o uso da fita também são eliminados. Atenção deve ser dada ao intervalo de amostragem Δt que define a máxima frequência possível de análise .

Quando da utilização de velocidades de reprodução maiores que a velocidade de gravação, para sinais gravados analogicamente, é preciso assegurar que ruídos indesejáveis com frequências superiores àquelas existentes no sinal não interfiram nos resultados. Ainda é necessário uma conversão analógica/digital se a análise for realizada por sistemas digitais .

Gravações de sinais contínuos em fita magnética podem ser feitas de duas maneiras /3/ :

- 1) Gravação direta da amplitude do sinal; o grau de magnetização é proporcional ao sinal .
- 2) Gravação com modulação de uma frequência portadora com amplitude constante ; um sinal de frequência constante e amplitude constante é modulado pelo sinal de interesse e gravado .

O uso de gravação em frequência modulada (FM) é recomendado /20/ quando o sinal tem frequências baixas, menor que 100 Hz, isto deve-se a alguns inconvenientes que a gravação apresenta a baixas frequências :

- 1) A saída da cabeça reprodutora é diretamente proporcional à frequência , assim, a razão sinal/ruído é pequena a baixas frequências;
- 2) Não homogeneidade na fita introduz ruído indesejável na forma direta e;
- 3) As trilhas adjacentes na fita magnética têm mais influência umas sobre as outras na gravação direta do que em FM .

4.2. Característica geral dos dados

Um dado, que representa um processo físico, pode ser classificado primeiramente como determinístico ou aleatório. O dado determinístico é aquele que pode ser descrito por uma expressão matemática explícita, isto é, pode-se calcular seu valor a qualquer instante. O dado aleatório é aquele que só pode ser descrito por propriedades estatísticas, pode-se prever um valor futuro com um certo erro .

4.2.1. Classificação dos dados aleatórios

O diagrama de blocos da Fig. 4.1. sintetiza a classificação dos dados aleatórios .

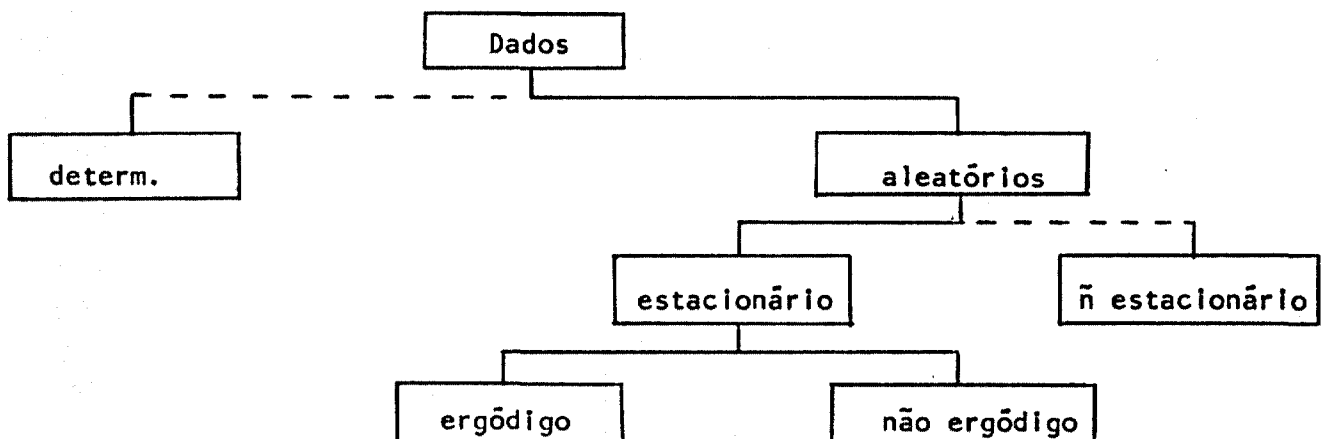


FIG. 4.1. Classificação dos dados aleatórios .

Um fenômeno aleatório, quando é representado em função do tempo, é dito ser uma função amostral do fenômeno. Um conjunto de todas as funções amostrais de um fenômeno físico forma um processo estocástico, denotado por $\{x_k(t)\}$, a Fig. 4.2 é um exemplo de um processo deste tipo.

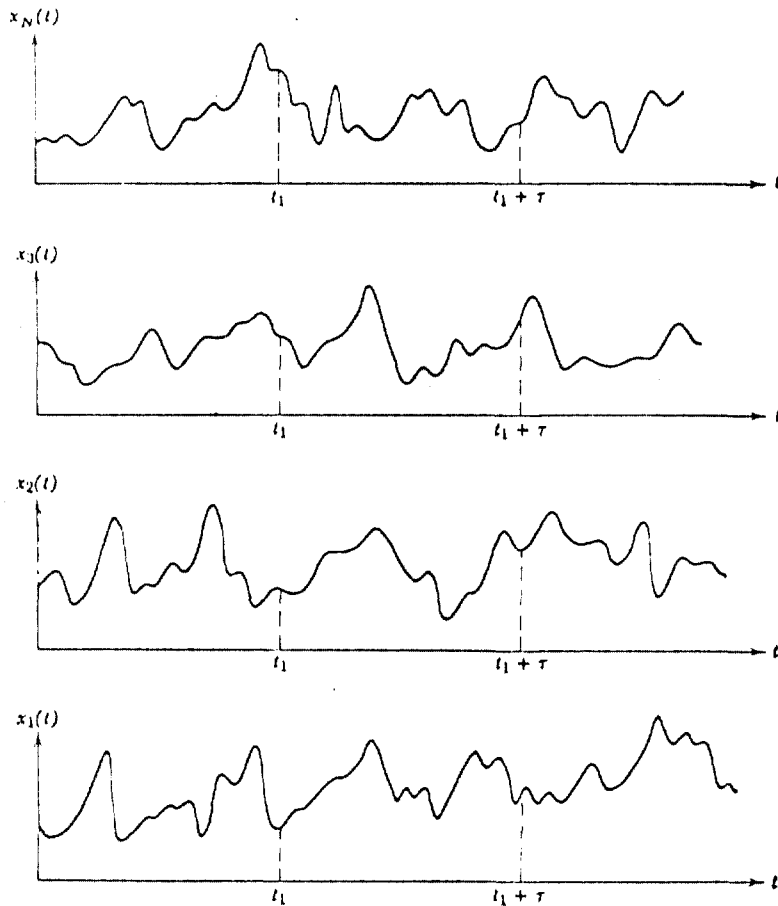


FIG. 4.2. Conjunto de funções amostrais formando um processo aleatório.

Dois relações importantes em um processo estocástico são :

- 1) Valor médio μ_x em um instante t_1 .

$$\mu_x(t_1) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k(t_1) \quad (4.1)$$

- 2) Função autocorrelação $R_x(t_1, t_1 + \tau)$

$$R_x(t_1, t_1 + \tau) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k(t_1) x_k(t_1 + \tau) \quad (4.2)$$

Se variarmos t_1 no cálculo de μ_x e R_x e estes valores não variarem, o processo estocástico é dito estacionário, caso contrário é não estacionário. Portanto para o caso estacionário a média e a função autocorrelação não dependem de t_1 , e assim tem-se :

$$\mu_x(t_1) = \mu_x(t_2) = \dots \quad (4.3)$$

$$R_x(t_1, t_1 + \tau) = R_x(t_2, t_2 + \tau) = \dots = R_x(\tau)$$

Se um processo estocástico estacionário puder ser caracterizado pelo estudo de somente uma função amostras x_k do conjunto de funções amostrais tal que :

$$\mu_x(k) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x_k(t) dt \quad (4.4)$$

\nmid k do processo

$$R_x(\tau, k) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x_k(t) x_k(t + \tau) dt \quad (4.5)$$

e μ_x e R_x não diferirem uma das outras ao variar-se k o processo estocástico é ergódico, caso diferirem ele é não ergódico .

4.3. Transformada de Fôurier

Um sinal temporal pode ser expresso por suas componentes no domínio da frequência. Se ele é periódico esta caracterização é dada pela série de Fourier, e no caso do sinal ser aperiódico, ou melhor, se seu período aproxima-se do infinito, a função que o descreve em frequência é a transformada de Fourier definida como /29/ :

$$F_x(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-i 2 \pi f t} dt \quad (\text{transformada direta}) \quad (4.6)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} F_x(f) e^{i 2 \pi f t} df \quad (\text{transformada inversa}) \quad (4.7)$$

4.4. Teorema da convolução

A convolução de duas funções $y(t)$ e $g(t)$ denotado por $y(t) * g(t)$ é definida pela integral :

$$y(t) * g(t) = \int_{-\infty}^{\infty} y(\tau) g(t-\tau) dt \quad (4.8)$$

onde τ é uma variável auxiliar falsa de integração .

Propriedade

Seja F_y e F_g as transformadas de Fourier de $y(t)$ e $g(t)$ respectivamente, o teorema da convolução estabelece que /29/ :

$$\int_{-\infty}^{\infty} [y(t) * g(t)] e^{-i2\pi ft} dt = F_y \times F_g \quad (4.9)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} [F_y * F_g] e^{i2\pi ft} df = y(t) \times g(t) \quad (4.10)$$

em palavras, convolução em um domínio corresponde a multiplicação no outro domínio .

4.5. Conceito de Amostragem

Considere uma função $x(t)$ contínua e infinita no tempo, e que no domínio da frequência ela tem uma banda passante limitada no intervalo $[-f_m, f_m]$, Fig. 4.3.a, uma função com esta propriedade será denominada limitada em banda .

Para ter-se uma versão amostrada de $x(t)$ basta multiplicar esta função por um trem de impulsos $y(t)$ separados por um intervalo de tempo Δt , Fig. 4.3.b.

Pelo teorema da convolução tem-se que multiplicação no domínio do tempo corresponde à convolução do domínio da frequência, Fig. 4.3.c . Se a amostragem é realizada com intervalo Δt , a transformada de Fourier é periódica com período $1/\Delta t$, se este intervalo não é conveniente as repetições individuais de F_x podem sobrepor-se. No primeiro período da Fig. 4.3.c. por exemplo o centro de sobreposição ocorre para $f_0 = \pm 1/2\Delta t$ que é menor que f_m .

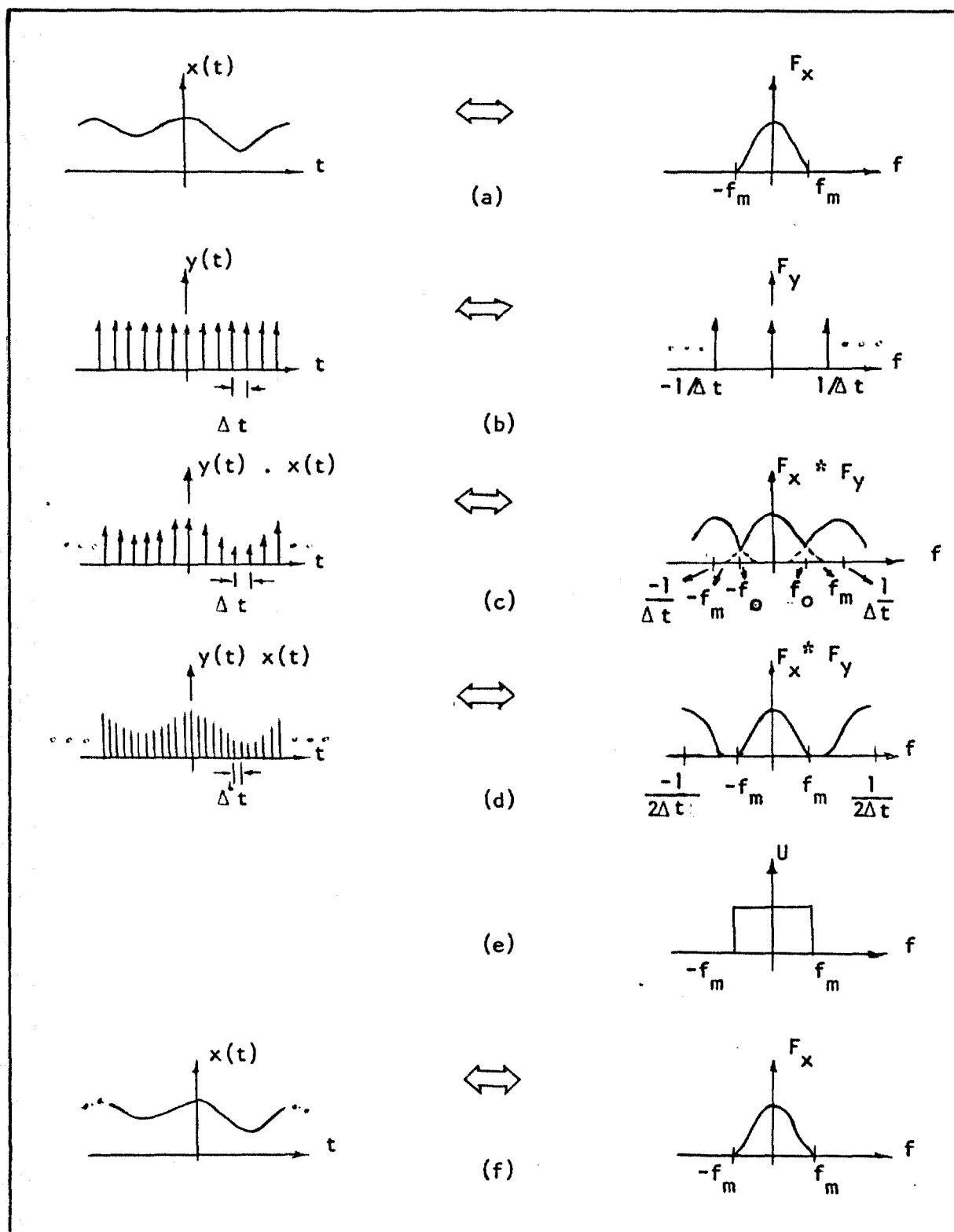


FIG. 4.3. Desenvolvimento gráfico do conceito de amostragem .

Para evitar esta superposição de informações deve-se selecionar o intervalo de amostragem Δt tal que :

$$\frac{1}{2\Delta t} > f_m \text{ ou } \Delta t < \frac{1}{2f_m} \quad (4.11)$$

O efeito de diminuir-se Δt é mostrado na Fig. 4.3.d. O resultado líquido deste procedimento é que agora não ocorre o efeito de superposição. A importância desta operação está no fato de que se multiplicarmos a transformada acima pela função da Fig. 4.3.e :

$$U(f) = \begin{cases} 1 & -f_m < f < f_m \\ 0 & \text{fora} \end{cases},$$

é possível então isolar F_x completamente, como mostra a Fig. 4.3.f. Portanto, estamos nas condições da função limitada em banda; se a transformada inversa de Fourier for aplicada podemos ter recuperada a função original e contínua $x(t)$.

O resultado de que uma função limitada em banda pode ser recuperada completamente se a amostragem satisfaz a equação (4.11) é conhecido como teorema da amostragem de Witteraker-Shannon /26/ .

Praticamente, se o sinal a ser analisado contém frequência máxima f_m , e admitindo-se que a frequência de análise seja f_{an} , da equação (4.11) segue que a frequência de amostragem (f_{am}) necessária será :

$$f_{am} > 2f_{an} \quad (4.12)$$

Os sinais aleatórios muitas vezes não satisfazem as condições limitada em banda e assim a superposição quase sempre ocorre, Este efeito é conhecido como erro de "aliasing" e as maneiras de diminuir seus efeitos são :

- 1) Fazermos o intervalo de amostragem Δt tão pequeno que não exista frequência acima da frequência de análise, é equivalente dizer-se: se f_m é a máxima frequência contida no sinal então devemos amostrar a função com:

$$\Delta t < \frac{1}{2f_m}$$

- b) Filtrar o sinal, utilizando filtro passa baixa com frequência de corte f_c e taxa de decaimento elevada, 48dB/oitava ou mais. Neste caso as frequências que se superpõem com a frequência f são do tipo /27/ $(2f_{an} \pm f)$, $(4f_{an} \pm f)$, ...

Uma boa prática é fazer uso das duas possibilidades de diminuição dos efeitos de "aliasing", filtrar o sinal e aumentar a frequência de amostragem.

A frequência de corte (f_c) do filtro não é um valor bem definido, ela pode variar entre, e de tal maneira que, $f_{an} = 0,5 f_c$ e $f_{an} = 0,9 f_c$ /28/.

A frequência de amostragem (f_{am}) pode variar entre 2 e 4 vezes a frequência de análise /27/.

4.6. Transformada de Fourier Discreta

Quando se faz análise espectral digital a função temporal é discretizada a intervalos regulares Δt , portanto o que se tem não é a função contínua e sim valores para intervalos Δt ($\Delta t \rightarrow 0$), por considerações físicas o conversor analógico/digital não realiza amostragens tão rápidas, então o cálculo da integral é aproximada por uma somatória e o que se obtém é a transformada de Fourier discreta e infinita (TDI) /29/ :

$$F_x(f) = \Delta t \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n \Delta t) e^{-i2\pi f n \Delta t} \quad (4.13)$$

Para calcular F é preciso de um número infinito da amostragens da função temporal. Isto no entanto não é possível pois precisa-se limitar o tempo de observação a um tempo finito T . Assim uma amostragem a intervalos Δt da função irá ocasionar N pontos amostrados da função tal que:

$$T = N \Delta t \quad (4.14)$$

Então se o sinal original possui componentes em frequência de 0 a f_m com esta aproximação as componentes em frequência também serão discretas e tem-se então a transformada de Fourier discreta e finita (TDF), dada na equação seguinte :

$$F_x(m \Delta f) = \Delta t \sum_{n=0}^{N-1} x(n \Delta t) e^{-i \frac{2\pi m n \Delta t}{N}} \quad (4.15)$$

$$m=0, 1, \dots, N-1$$

Somente função periódica tem espectros discretos, assim a equação (4.15) assume que a função observada entre 0 e T segundos repete-se com período T por todo o tempo Fig. 4.4 .

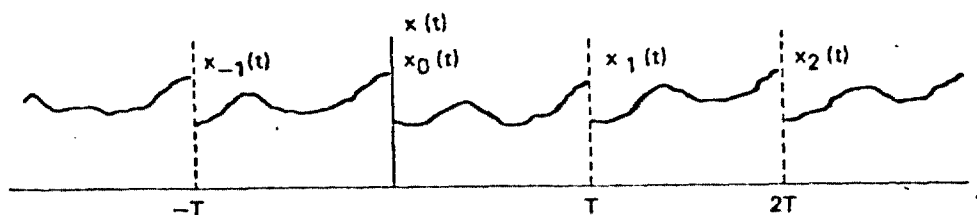


FIG. 4.4 Função periódica assumida pela transformada de Fourier discreta e finita (TDF) .

4.6.1. Transformada rápida de Fourier (FFT)

A transformada rápida de Fourier é uma maneira eficiente de se realizar a TDF em computadores. Para se ter uma idéia desta eficiência para $N = 1024$ pontos amostrados de uma função $x(t)$ a FFT tem um tempo de cálculo 50 vezes menor que o cálculo através da equação 4.15 /30/, para a mesma precisão.

A técnica

Pode-se dizer que a FFT é uma combinação sequencial e progressiva da soma de uma quantidade muito grande de dados amostrais para produzir os coeficientes da TDF definida por :

$$A_m = \sum_{n=0}^{n-1} x_n W^{m \cdot n} \quad m = 0, \dots, N-1 \quad (4.16)$$

$$x_n = x(n \Delta t)$$

$$A_m = F_x \times f_{am} \quad (4.17)$$

$$W = \exp \left(-i \frac{2\pi}{N} \right) \quad (4.18)$$

Assim dada a função amostrada x_n em N pontos, onde N é uma potência inteira de 2, Fig. 4.5.a., divide-se x_n como uma soma de duas funções Q_n e y_n , de tal

maneira que Q_n , Fig. 4.5.b., seja composta das amostras pares, e V_n , Fig. 4.5.c, das amostras ímpares :

$$\begin{aligned}
 Q_n &= x_{2n} \\
 n &= 0, \dots, \frac{N}{2} - 1 \\
 V_n &= x_{2n+1} \\
 Q_n &= (x_0, x_2, x_4, \dots) \\
 V_n &= (x_1, x_3, x_5, \dots)
 \end{aligned}
 \tag{4.19}$$

Como Q_n e V_n são seqüências de $N/2$ pontos cada, elas tem TDF definidas por :

$$\begin{aligned}
 B_m &= \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} Q_n \exp(-i4\pi \frac{mn}{N}) \\
 m &= 0, \dots, \frac{N}{2} - 1 \\
 C_m &= \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} V_n \exp(-i4\pi \frac{mn}{N})
 \end{aligned}
 \tag{4.20}$$

Pode-se agora escrever a A_m em função de B_m e C_m :

$$A_m = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} \left(Q_n \exp(-i4\pi \frac{mn}{N}) + V_n \exp(-i2\pi \frac{m(2n+1)}{N}) \right)
 \tag{4.21}$$

$m = 0, 1, \dots, N-1$

Notando que B_m e C_m são periódicas com período $N/2$, isto é

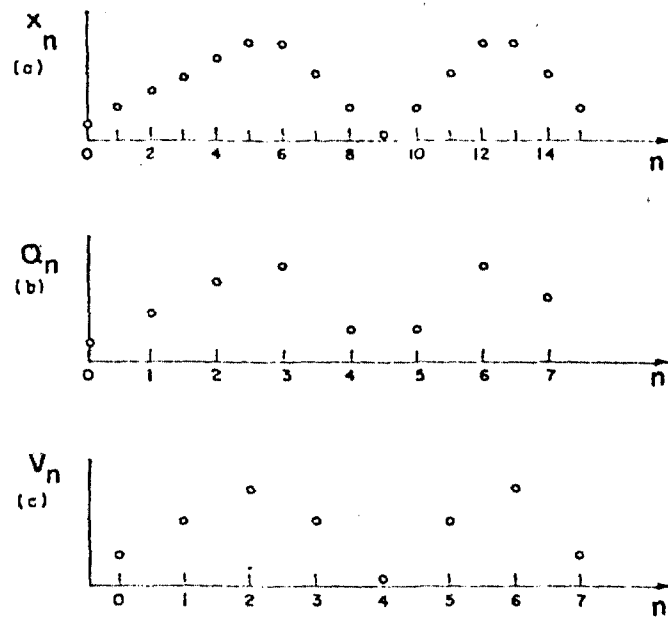


FIG. 4.5 Decomposição da função amostrada x_n (a), em 2 funções parciais Q_n (b) e V_n (c), cada uma consistindo de metade da amostra .

para valores $m > N/2$, B_m e C_m repetemos valores de $m < N/2$ então tem-se que :

$$A_m = B_m + W^m C_m$$

$$0 < m < \frac{N}{2} - 1 \quad (4.22)$$

$$A_{m + \frac{N}{2}} = B_m - W^m C_m$$

Portanto de (4.22) tem-se que os $N/2$ primeiros termos e os últimos $N/2$ termos da TDF de $x(t)$ podem ser simplesmente obtidas da TDF de Q_n e V_n ambas seqüências de $N/2$ amostras .

O raciocínio envolvido no desenvolvimento acima pode ser feito de uma maneira progressiva, isto é, como N é uma potência de 2 pode-se ir reduzindo o cálculo das TDFs a cálculos de seqüências de $N/2$, $N/4$, $N/8$... pontos de tal maneira que chegamos ao limite $N = 2$. A TDF de uma função de 1 ponto é a própria amostra, então a partir disto pode-se reconstruir todos os A 's da TDF de $x(t)$ de uma maneira progressiva .

4.6.2. Relações importantes em amostragem

Para um sinal amostrado no tempo a intervalos Δt em N pontos tem-se :

$$f_{\text{am}} : f_{\text{am}} > 2 f_{\text{an}}$$

$$f_{\text{an}} : f_{\text{an}} = \frac{N}{2} \cdot \Delta f \text{ e } T = N \Delta t = \frac{1}{\Delta f}$$

$$\Delta t = \frac{1}{2f_{\text{an}}} = \frac{1}{f_{\text{am}}}$$

4.7. Efeito da limitação da função no tempo ("windowing")

Praticamente não se observa uma função por todo o tempo, a TDF assume que a função é periódica com período T , então amostra-se a função neste período finito, isto pode ser representado matematicamente pela multiplicação da função amostrada pela função $h(t)$, Fig. 4.6, definida como :

$$h(t) = \begin{cases} 1 & 0 < t < T \\ 0 & \text{fora} \end{cases}$$

esta função é conhecida como janela de tempo .

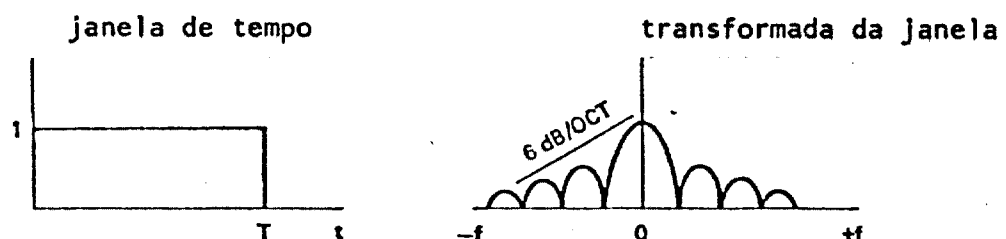


FIG. 4.6. Função janela de tempo e respectiva transformada de Fourier .

Para se ter uma idêia do efeito de truncamento da função vejamos o caso de um seno $x(t)$:

$$x(t) = 2 A_n \text{ sen } (2\pi f_s t)$$

A transformada de Fourier desta função contínua e ilimitada no tempo é 2 funções Delta de Dirac localizadas nas frequências $\pm 1/T_s$, Fig. 4.7.a.

Se agora $x(t)$ for observada por uma janela de tempo $h(t)$, não se tem mais as funções Delta, mas sim a convolução destas funções com a transformada da janela de tempo centrada nas frequências $\pm 1/T_s$, Fig. 4.7.b.

Transformada de Fourier
contínua da função seno

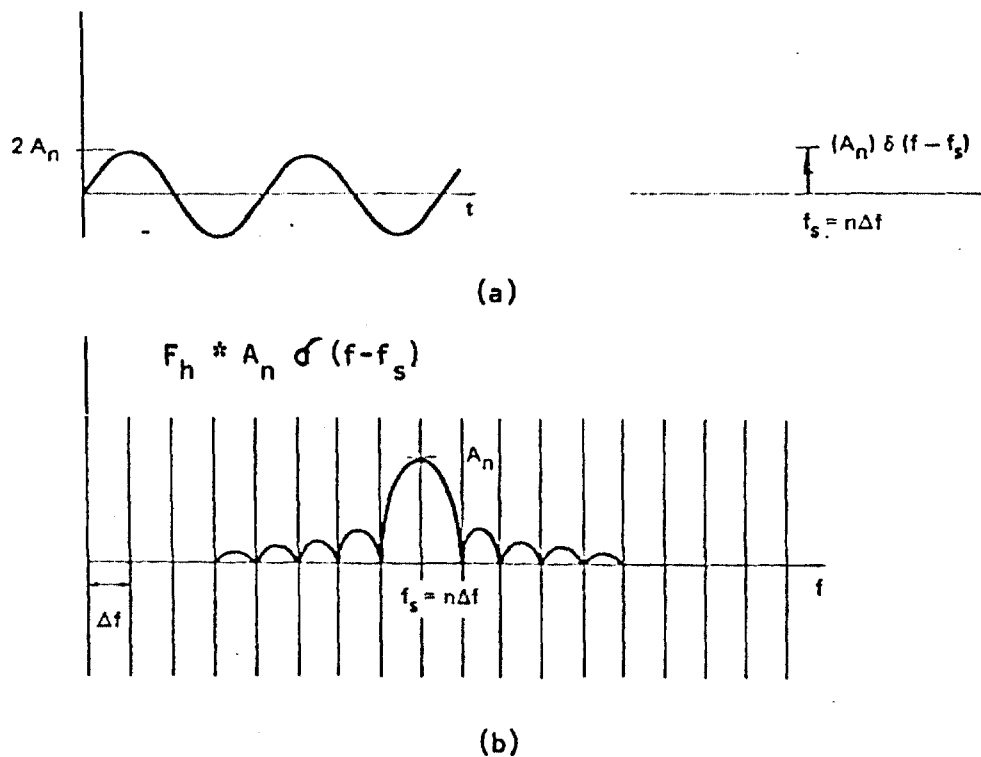


FIG. 4.7.a. Função seno e respectiva transformada de Fourier
b. convolução da função janela de tempo com a transformada da função seno .

Dois casos devem ser analisados quando se faz este tipo de truncamento :

- a) O seno tem um número inteiro de períodos T_s no tempo de janela T , isto é $T = n T_s$ onde n é um número inteiro, então :

$$f_s = \frac{1}{T_s} = n \Delta f$$

isto quer dizer que a transformada do seno cairá em uma das linhas exatamente

discretizada pela TDF, Fig. 4.8., em outras palavras a TDF neste caso será igual à transformada de Fourier contínua e infinita .

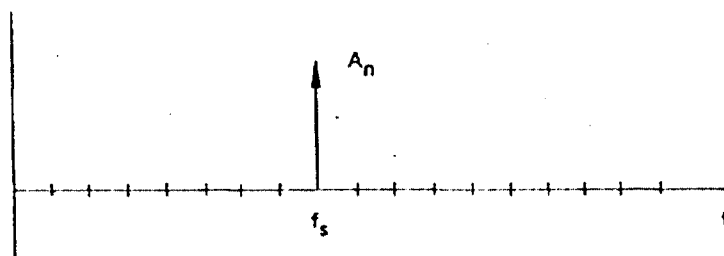
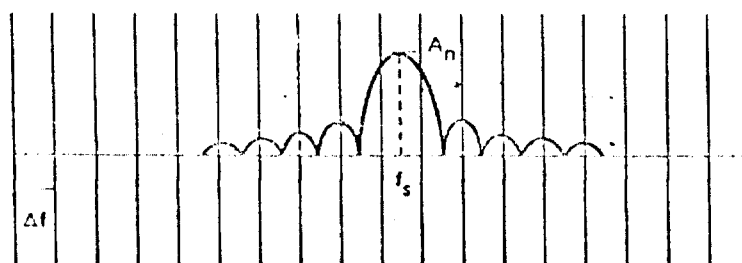
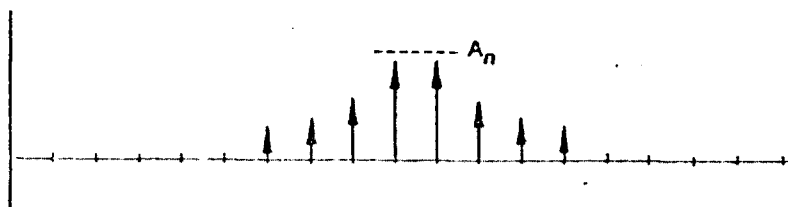


FIG. 4.8. TDF da função seno com um número inteiro (n) de períodos (T_s) contidos na janela de tempo .

b) O seno não possui um número inteiro de períodos no tempo de janela T , neste caso a fórmula $T = nT_s$ ainda é válida, só que agora n não é mais um número inteiro, e o resultado disto é que a transformada discreta e finita do seno não mais corresponde à transformada contínua e infinita, Fig. 4.9.a, a TDF da função será realmente como na Fig. 4.9.b. Então, neste caso, a TDF aparecerá em mais de uma linha espectral, este efeito de espalhar-se pelas laterais é conhecido como fuga ("leakage"), além do que a amplitude da função será atenuada e existe uma incerteza $\epsilon < \Delta f$ na localização de f_s .



(a)



(b)

FIG. 4.9. (a) Convolução da função janela de tempo com a transformada da função seno; (b) TDF da função seno com um número de períodos (T_s), não inteiro, contido na janela de tempo .

Para se atenuar estes efeitos indesejáveis usam-se janelas de tempo mais convenientes. Uma das mais empregadas em análise espectral digital é a conhecida "Hanning", Fig. 4.10, cuja fórmula é dada por :

$$H(t) = \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cos\left(\frac{2\pi t}{T}\right) \right) \quad (4.23)$$

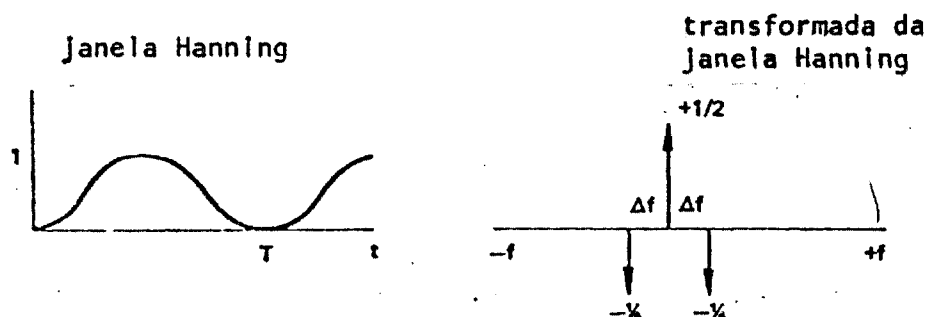


FIG. 4.10. Forma da janela Hanning e respectiva transformada de Fourier.

Ao se utilizar uma janela alternativa estaremos multiplicando a janela de tempo $h(t)$ pela janela escolhida, o que corresponderá a uma convolução no domínio da frequência. No caso da janela alternativa ser a Hanning o resultado desta convolução é dado na Fig. 4.11. As características desta nova janela são melhores para análise digital: lobo central achatado (melhora a incerteza na amplitude da estimativa) e amplitudes dos lobos laterais baixas (diminui o efeito de fuga pelas laterais).

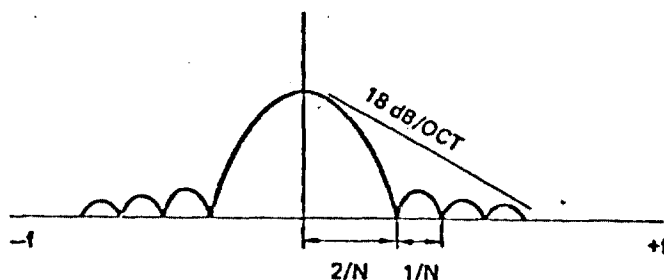


FIG. 4.11 Resultado da Convolução da transformada da janela de tempo $h(t)$ com a transformada da janela Hanning .

4.8. Função densidade espectral da potência (DEP)

A função densidade espectral de potência de uma sequência de dados aleatórios descreve a composição em frequência dos dados em termos de seu valor quadrático médio .

No domínio do tempo a potência de um sinal é definida como o valor quadrático médio do sinal no intervalo observado :

$$P(t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T (x(t))^2 dt \quad (4.24)$$

No domínio da frequência, a potência de um sinal no intervalo de f a $f + \Delta f$ é igualmente definida como o valor quadrático médio do sinal dentro deste intervalo:

$$\psi^2 (f, \Delta f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x^2(t, f, \Delta f) dt \quad (4.25)$$

para Δf pequeno define-se uma função densidade espectral de potência $G_x(f)$ /27/, positiva e real, tal que :

$$\psi^2 (f, \Delta f) = G_x (f) \Delta f \quad (4.26)$$

Considerando um processo aleatório $\{x_k(t)\}$ Gaussiano estacionário (ergódico), especificamente, uma função amostral $x(t)$, a potência espectral pode ser derivada de uma forma mais conveniente para uso com a TDF /27/ :

$$G_x (f) = 2 \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left[|F(f, T)|^2 \right] \quad (4.27)$$

onde $E \left[\right]$ é o valor esperado de $\left[\right]$.

Uma estimativa $G_x(f)$ pode ser calculada por :

$$\hat{G}_x (f) = \frac{2}{T} |F(f, T)|^2 \quad (4.28)$$

desde que $F(f, T)$ é a TDF de $x(t)$ temos que :

$$\hat{G}_x (m \Delta f) = 2 \Delta f |F(m \Delta f)|^2 \quad (4.29)$$

que é uma fórmula conveniente para o uso com a FFT .

4.8.1. Erro da estimativa da DEP

A transformada de Fourier produz uma função complexa $X(f, t)$ com parte real $X_R(f)$ e imaginária $X_I(f)$ que são variáveis aleatórias com média zero e igual variância /27/. Desde que a transformada de Fourier é uma operação linear, se $x(t)$ tiver função densidade de probabilidade Gaussiana, X_R e X_I também serão variáveis Gaussianas, então :

$$|X(f,t)|^2 = X_R^2(f,t) + X_I^2(f,t) \quad (4.30)$$

que é a soma de duas variáveis Gaussianas. Pela definição da variável chi-quadrado com n graus de liberdade :

$$X_n^2 = Z_1^2 + Z_2^2 + \dots + Z_n^2 \quad (4.31)$$

onde Z_1 é a variável Gaussiana padrão, tem-se que $|X(f,t)|^2$ é uma variável chi-quadrado. Então cada componente em frequência da estimativa $\hat{G}_x(f)$ tem uma distribuição amostral dada por /27,14/ .

$$\frac{G_x(f,t)}{G_x(f)} = \frac{X_n^2}{2} \quad (4.32)$$

Este resultado é independente de T , isto implica que aumentando T não se alterará a função distribuição do erro aleatório da estimativa, isto é, aumentando T somente aumentaremos o número de componentes espectrais. Assim a equação (4.28) produz um estimador inconsistente da DEP /27/. O erro padrão normalizado, que define a parte aleatória da estimativa do erro para a variável chi-quadrado com n graus de liberdade, média e variância igual a n e $2n$ respectivamente, é /27/ :

$$\epsilon_r = \frac{\sigma[\hat{G}_x(f)]}{G_x(f)} = \frac{\sqrt{2n}}{n} = \sqrt{\frac{2}{n}} \quad (4.33)$$

Para o caso de n ser igual a 2, o erro ϵ_r é igual a 1, o que quer dizer que o desvio padrão da estimativa é tão grande quanto a quantidade a ser estimada .

Na prática, o erro aleatório da estimativa dada pela equação (4.28) é reduzida ao se trabalhar com uma média de estimativas. Denominando uma estimativa individual de $\hat{G}_x(f,t)$ como um bloco, calcula-se pela equação (4.28) uma série de blocos, a estimativa a ser usada é a média deste conjunto de blocos. Portanto se o número de blocos que entram no cômputo da estimativa de $\hat{G}_x(f,t)$ é N^* tem-se que :

$$\mu_{X_{2N^*}^2} = 2N^*$$

$$\sigma_{X_{2N^*}^2} = 4N^*$$

da equação (4.33) obtem-se ,

$$\epsilon_r = \frac{\sqrt{4N^*}}{2N^*} = \frac{1}{\sqrt{N^*}} \quad (4.35)$$

A escolha do número de blocos N^* que compõem a estimativa da DEP depende da aplicação e da experiência do analista com o sistema que está sendo analisado. Tipicamente os erros em medidas de ruído estão no intervalo de 1% a 30% /31, 32, 33/ .

5. O PROGRAMA PSDREC ("POWER SPECTRUM DENSITY RECOGNITION")

5.1. Introdução

O algoritmo estatístico PSDREC desenvolvido originalmente no ORNL foi implantado no computador PDP-11/45 do Centro de Engenharia Nuclear do IPEN /2/. Este algoritmo objetiva a monitoração automática em tempo real da função densidade espectral de potência DEP; medidas desta função em sinais de processo dinâmico podem caracterizar o comportamento do sistema, a estatística provê um meio de detecção quantitativa do estado normal/anormal.

5.2. Considerações para uso

Apesar da generalidade do algoritmo existem algumas observações para seu uso :

- 1) O algoritmo utiliza técnicas estatísticas derivadas estritamente para o descritor DEP.
- 2) A estatística utilizada assume uma distribuição Gaussiana.
- 3) No período de aprendizado o sistema que está sendo analisado é assumido em operação normal.
- 4) A detecção de condições de anomalia é determinada por discriminantes de decisão.
- 5) O algoritmo não tem capacidade de diagnosticar as anomalias reportadas.
- 6) Só é aplicável a estado estacionário do sistema.
- 7) Esta versão tem capacidade de analisar somente um sinal por vez.
- 8) Para uma dada análise a máxima resolução possível no tempo é de 1024 pontos (intervalos de tempo) e a mínima de 16 pontos.

5.3. Espectros de teste

Os testes estatísticos realizados pelo algoritmo estão baseados na razão de espectros, para isto o programa mantém três espectros armazenados que caracterizam toda a vida do sistema, são eles :

DEPZ - Espectro que caracteriza o comportamento instantâneo do sistema, calculado pela média de n_1 espectros.

DEPT - Espectro tendência, caracteriza o comportamento mais recente do

sistema, calculado pela média de n_2 espectros ($n_2 = n' \cdot n_1$). No período de monitoração a cada n_4 espectros analisados ($n_4 = n'' \cdot n_2$), o algoritmo troca a DEPT* antiga por uma nova DEPT se condições normais prevalecem. No período de aprendizado uma nova DEPT sempre substitui sua precedente. Assim este espectro tem a característica de se adaptar a pequenas mudanças normais do sistema. Comparações com este espectro permitem a detecção de variações rápidas e abruptas.

DEPB - Espectro básico inicial, caracteriza o comportamento inicial do sistema, calculado pela média de n_3 espectros ($n_3 = n' \cdot n_1$), este nunca é trocado. Comparações com este espectro permitem uma sensibilidade máxima para fenômenos de desenvolvimento lento.

O esquema da Fig. 5.1. mostra a relação entre estes vários parâmetros de entrada do algoritmo.

Estes três espectros são combinados em três razões onde o programa aplica, em cada uma delas, 8 testes estatísticos para estabelecer a normalidade do sistema. As três razões são:

$$\frac{DEPZ}{DEPT^*} = \frac{\text{Espectro instantâneo}}{\text{Espectro tendência}} = \text{comparações Z}$$

$$\frac{DEPT}{DEPT^*} = \frac{\text{Espectro tendência novo}}{\text{Espectro tendência antigo}} = \text{comparações T}$$

$$\frac{DEPT}{DEPB} = \frac{\text{Espectro tendência novo}}{\text{Espectro básico inicial}} = \text{comparações B}$$

5.4. Aprendizado de monitoração

O PSDREC incorpora a técnica de reconhecimento padrão, assim ele possui duas fases distintas:

- 1) Período de aprendizado, durante este período o algoritmo forma os dois espectros básicos, DEPT* e DEPB. Nesta fase ele calcula dos dados de entrada os critérios de aceitação iniciais e realiza os testes estatísticos no sinal com que ele está aprendendo o comportamento normal do sistema; portanto tem-se um aprendizado supervisionado. Este período é composto de n_5 espectros analisados. Ao final deste período a estatística teórica é

atualizada com a estatística aprendida .

- 2) Período de monitoração, nesta fase o algoritmo classifica, com base nas informações passadas, se o sinal que está sendo analisado é normal ou não . Se condições normais ocorrem, o espectro de tendência e a estatística são atualizados a cada n_4 espectros analisados .

A técnica de reconhecimento padrão garante ao algoritmo duas propriedades importantes :

- 1) Adaptabilidade às características dos dados .
- 2) Capacidade de aprender, seguir mudanças e atualizar os dados básicos .

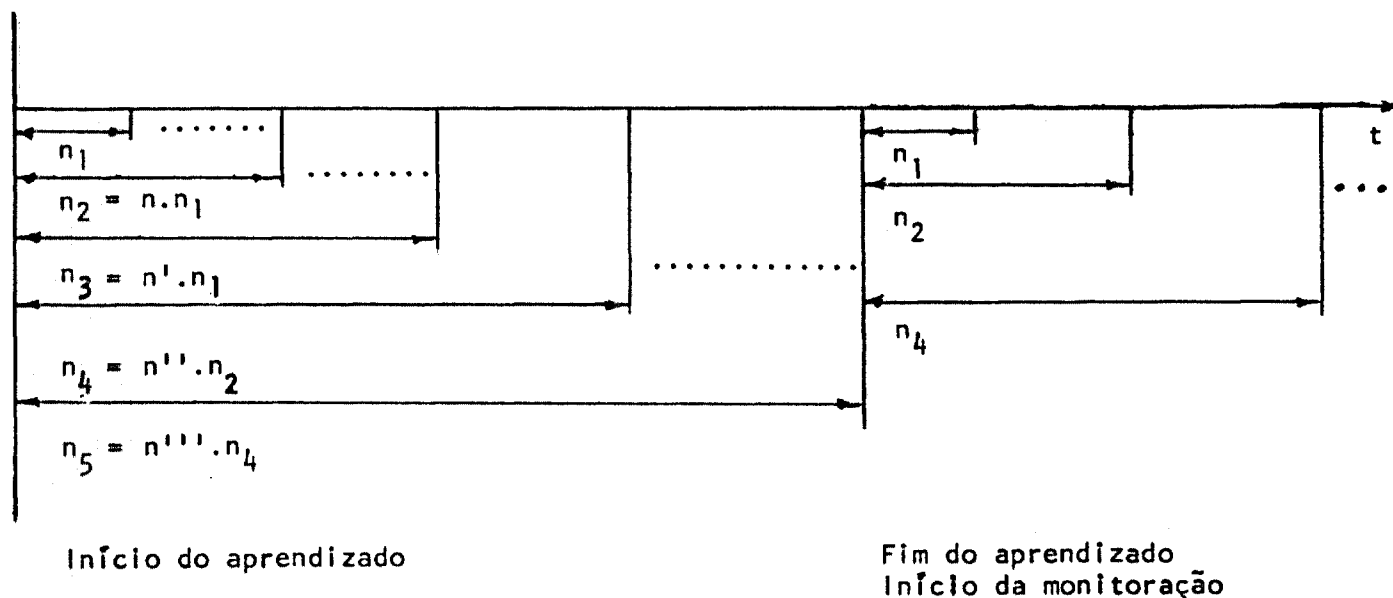


FIG. 5.1. Esquema da relação entre as quantidades de blocos que definem os espectros de teste, período de aprendizado e período de monitoração (1 bloco = 1 espectro) .

5.5. Níveis de aceitação de normalidade

Durante a fase de monitoração o algoritmo estabelece a normalidade do sistema comparando os discriminantes de decisão calculados com dois níveis de aceitação hierárquicos: um nível de alerta e um nível de alarme . Se o sinal

monitorado exceder 2 vezes consecutivas o nível de alerta ou 1 vez o nível de alarme em qualquer discriminante, nas comparações Z , em n_4 espectros analisados, o algoritmo reporta condição suspeita e os critérios não são atualizados .

5.6. Considerações estatísticas

5.6.1. Discriminantes de decisão

Os discriminantes de decisão são baseados na razão de uma DEP de teste ($P(f_i)$), com um sinal básico ($P^*(f_i)$), onde f_i é uma frequência da estimativa .

O algoritmo possui 8 discriminantes de decisão para detetar os quatro tipos de mudanças espectrais que possam ocorrer, sendo :

- 1) Mudanças na integral de potência, Fig. 5.2.a.
- 2) Desvios na amplitude da DEP em uma dada frequência, Fig. 5.2.b.
- 3) Deslocamento dos picos espectrais em frequência, Fig. 5.2.c.
- 4) Mudanças na forma espectral, Fig. 5.2.d.

A Tabela 5.1 relaciona os 8 discriminantes de decisão e sua características gerais .

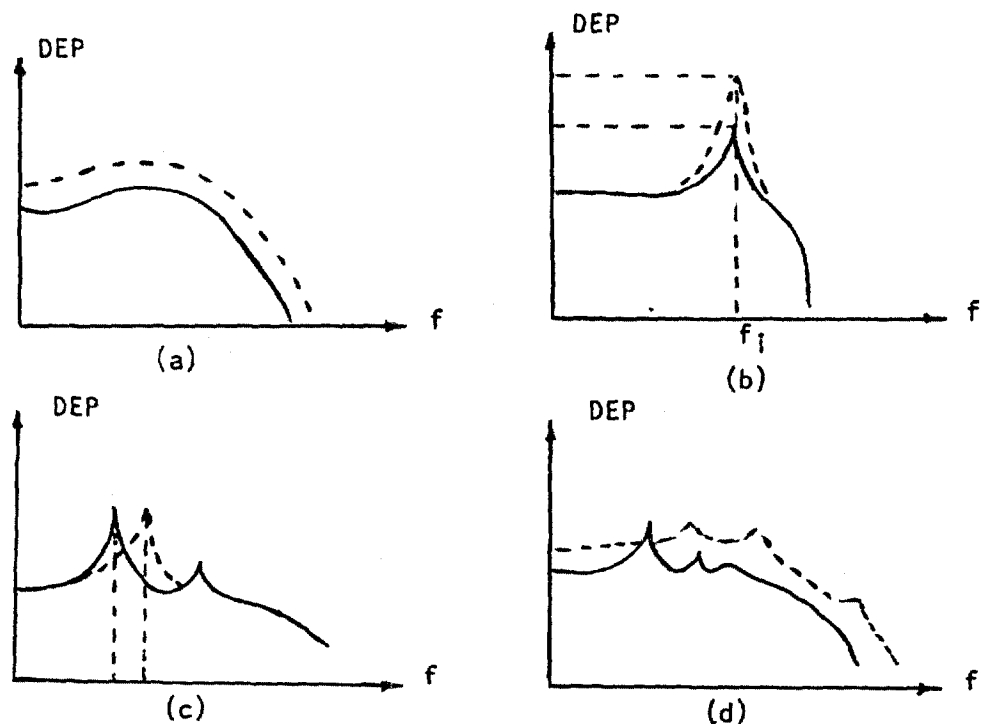


FIG. 5.2. Possíveis mudanças que podem ocorrer no espectro; (a) mudanças na integral de potência, (b) desvios na amplitude, (c) deslocamentos de picos, (d) mudanças na forma espectral .

$D_I = \log \frac{\sum_i P(f_i)}{\sum_i P^*(f_i)}$	<p>É um discriminante sensível à mudanças na integral de potência em r estimativas .</p>
$D_{II} = \min \left[\log \frac{P(f_i)}{P^*(f_i)} \right] \forall i$	<p>Estes discriminantes são medidas simples de desvios .</p>
$D_{III} = \max \left[\log \frac{P(f_i)}{P^*(f_i)} \right] \forall i$	
$D_{IV} = \frac{1}{r} \sum_i \log \frac{P(f_i)}{P^*(f_i)}$	<p>É a razão média calculada de r estimativas. É uma medida da diferença integral entre espectros. É sensível a variações espectrais uniforme .</p>
$D_V = \frac{1}{r} \sum_i \left[\log \frac{P(f_i)}{P^*(f_i)} \right]^2$	<p>Para evitar os efeitos de cancelamento do teste anterior foi construído este discriminante. Ele é uma medida da variância do conjunto de razões .</p>
$D_{VI} = \text{Maior } n^\circ \text{ entre } \{ (n^\circ \text{ de razões } \log > \text{média}) \text{ ou } (n^\circ \text{ de razões } \log < \text{média}) \}$	<p>Estes três últimos discriminantes são testes não paramétricos baseados no teste de sinal . São teste de mudanças globais. Não são influenciados pelas magnitudes das DEPs individuais .</p>
$D_{VII} = (n^\circ \text{ de seqüências de sinais } > \text{média}) + (n^\circ \text{ de seqüências de sinais } < \text{média})$	
$D_{VIII} = \text{Seqüência de maior comprimento entre } \{ (seqüências > \text{média}) \text{ ou } (seqüências < \text{média}) \}$	

TABELA 5.1. Relação dos discriminantes de decisão do programa PSDREC .

5.6.2. Critérios limites teóricos

Os cinco primeiros discriminantes são testes paramétricos derivados da hipótese que a função temporal $x(t)$ do sinal monitorado tem distribuição de amplitude Gaussiana. Como a transformada de Fourier é um processo linear /27/, a função complexa resultante tem em cada frequência f_i componentes $X_R(f_i)$ e $X_I(f_i)$ também Gaussianas /27/. A DEP da estimativa em f_i é dada por :

$$\bar{P}(f_i) = X_R^2(f_i) + X_I^2(f_i) \quad (5.1)$$

A soma do quadrado de n variáveis independentes Gaussianas resulta e uma distribuição χ_n^2 (chi-quadrado) com n graus de liberdade, da relação (4.32) tem-se que :

$$\frac{\bar{P}(f_i)}{P(f_i)} = \frac{\chi_n^2}{2} \quad (5.2)$$

onde $P(f_i)$ é a DEP verdadeira e desconhecida. Para se ter uma estimativa consistente da verdadeira DEP faz-se uma média de n estimativas e obtem-se a DEP média \bar{P} ; portanto de (5.2) e levando-se em conta que :

$$\chi_{a+b}^2 = \chi_a^2 + \chi_b^2 \quad \text{obtem-se :}$$

$$\frac{\bar{P}(f_i)}{P(f_i)} = \frac{\chi_{2n}^2}{2n} \quad (5.3)$$

A razão de duas DEPs tomadas a tempos diferentes resulta em,

$$\frac{\bar{P}_1(f_i) / P(f_i)}{\bar{P}_2(f_i) / P(f_i)} = \frac{2n_2 \chi_{2n_1}^2}{2n_1 \chi_{2n_2}^2} = F'_{2n_1, 2n_2} \quad (5.4)$$

Esta nova variável obtida é a distribuição $F'_{2n_1, 2n_2}$ /27/. A variável F' só assume valores positivos e é não simétrica como pode-se notar na Fig. 5.3. Para melhorar as características de simetria e normalidade faz-se uma transformação

logarítmica. Na Fig. 5.3. nota-se esta melhoria na simetria, os valores negativos e positivos podem ocorrer com aproximadamente igual probabilidade, assim as características da distribuição Gaussiana podem ser usadas com mais confiança.

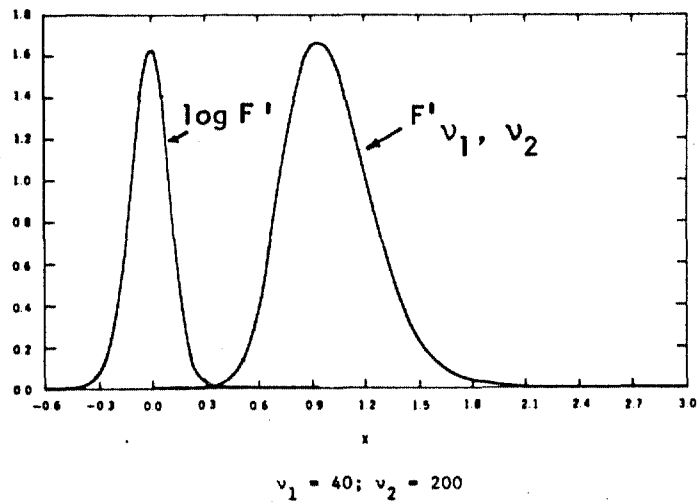


FIG. 5.3. Função densidade de probabilidade (FDP) da distribuição

$$F'_{v_1, v_2}, \text{ e } \log_{10} F'_{v_1, v_2}$$

Uma aproximação funcional /34/ é usada para calcular o ponto de aceitação $L_p(v_1, v_2)$; onde $v_1 = 2n_1$; $v_2 = 2n_2$, da distribuição $\log F'_{2n_1, 2n_2}$

$$L_p(v_1, v_2) = \log F'_p(v_1, v_2) = \frac{2w}{\ln(10)} \quad (5.5)$$

onde,

$$w = \frac{x_p (c + \lambda)^{1/2}}{h} - \frac{1}{v_1 - 1} - \frac{1}{v_2 - 1} \quad \lambda + \frac{5}{6} - \frac{2}{3h} \quad (5.6)$$

$$c = 2 \left(\frac{1}{v_2 - 1} + \frac{1}{v_1 - 1} \right) \quad (5.7)$$

$$\lambda = \frac{x_p^2 - 3}{6} \quad (5.8)$$

x_p é o ponto para aceitação da estatística Gaussiana.

Esta aproximação é usada diretamente para calcular os critérios teóricos para os discriminantes D_I , D_{II} e D_{III} , com a ressalva de que para D_I o grau de liberdade deve ser alterado para $\nu_1 = 2rn_1$ e $\nu_2 = 2rn_2$, onde r é o número de estimativas que entram no cômputo da somatória.

Critérios teóricos para D_{IV} e D_V .

As razões logarítmicas podem ser vistas como um conjunto de valores amostrais independentes, tendo a mesma distribuição de probabilidade. O mesmo é válido para as razões logarítmicas quadradas. Portanto, pode-se aplicar o teorema do limite central (TLC) /27/. Definindo,

$$y = \log \frac{P_1(f)}{P_2(f)} \quad (5.9)$$

$$z = y^2 \quad (5.10)$$

tem-se então,

$$D_{IV} = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r y_i \quad (5.11)$$

$$D_V = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r z_i \quad (5.12)$$

Pelo teorema do limite central estes dois discriminantes têm distribuição aproximadamente Gaussiana (exata se $r \rightarrow \infty$) com,

$$\mu(D_{IV}) = \mu_y \quad (5.13)$$

$$\sigma(D_{IV}) = \sigma_y / \sqrt{r} \quad (5.14)$$

$$\mu(D_V) = \mu_z \quad (5.15)$$

$$\sigma(D_V) = \sigma_z / \sqrt{r} \quad (5.16)$$

Estas médias e variâncias podem ser expressas em termos de funções poligama onde aproximações funcionais existem /34/, ver apêndice A. O critério limite é então calculado baseado na distribuição Gaussiana .

Critérios teóricos para D_{VI} , D_{VII} , e D_{VIII} .

Estes discriminantes são testes não paramétricos que testam mudanças gerais no espectro, eles são baseados nos sinais que possam ter os valores em relação à média .

São dados "sinais" às razões de DEPs em relação à mediana da distribuição F' , assim cada sinal tem a mesma probabilidade de ocorrência /14/. Para grandes conjuntos de amostras tendo r razões, os discriminantes podem ser testados usando-se uma curva normal .

$$Z_{VI} = \frac{D_{VI} - \mu_{VI}}{\sigma_{VI}} \quad (5.17)$$

$$\mu_{VI} = \frac{r}{2}, \text{ e } \sigma_{VI} = \frac{r}{4} \quad (5.18)$$

Os dois outros testes de sinais são técnicas propostas para testar-se a "randomicidade" em um conjunto de dados amostrados. Se a DEP de teste é estatisticamente idêntica à DEP básica, as razões logarítmicas são um conjunto de valores amostrados da mesma população e precisam estar distribuídos aleatoriamente em torno da média. Se uma mudança no espectro ocorrer, uma sequência de sinais do mesmo tipo pode ocorrer, ou o número de sequências de sinais pode ter sido alterado significativamente.

Se o comprimento amostral r é superior a 20 /14/, uma variável Gaussiana padrão Z_{VII} pode ser construída de D_{VII} , e do número de sinais positivos p e negativos n , tal que,

$$Z_{VII} = \frac{(D_{VII} - \mu_{VII})}{\sigma_{VII}} \quad (5.19)$$

$$\mu_{VII} = \frac{2pn}{n+p} + 1 \quad (5.20)$$

$$\sigma_{VII} = \left(\frac{2pn(2pn-p-n)}{(p+n)^2(p+n-1)} \right)^{1/2} \quad (5.21)$$

O critério limite para a maior sequência de sinais está baseado na fórmula que prediz $M(R_k)$, o número médio de sequências de sinais de comprimento k ou maior que se espera em r amostras.

$$M(R_k) = \frac{r-k+2}{2^k} \quad (5.22)$$

O valor de k pode ser achado de uma maneira iterativa /34/ assumindo um valor inicial da ordem de (0,001) para $M(R_k)$, e usando um passo inicial para k dado por,

$$k = \frac{\ln\left(\frac{M(R_k)}{r}\right)}{\ln(0,5)} \quad (5.23)$$

5.6.3. Aceitação e correção de parâmetros

Durante o período de aprendizado, médias e variâncias são calculadas dos dados amostrados. Esta estatística amostral é usada para corrigir os valores teóricos levando-se em consideração que a distribuição teórica está correta e somente as médias e variâncias contêm erros.

Discriminantes D_I , D_{II} , e D_{III}

Para estes discriminantes o intervalo de aceitação é alterado pela normalização dos critérios teóricos com a média e desvio padrão teóricos e os discriminantes com a média e desvio padrão amostrados /14/.

$$\frac{C_I - \mu_I}{\sigma_I} \leq \frac{D_I - M_I}{S_I} \leq \frac{C_I^S - \mu_I}{\sigma_I} \quad (5.24)$$

$$\frac{D_{II} - M_{II}}{S_{II}} \geq \frac{C_{II} - \mu_{II}}{\sigma_{II}} \quad (5.25)$$

$$\frac{D_{III} - M_{III}}{S_{III}} \leq \frac{C_{III} - \mu_{III}}{\sigma_{III}} \quad (5.26)$$

aqui μ e σ indicam teóricos, M e S indicam média e desvio padrão medidos respectivamente, portanto:

$$D_{II} \geq (C_{II} - \mu_{II}) \frac{S_{LR}}{\sigma_{II}} + M_{LR} \quad (5.27)$$

$$D_{III} \leq (C_{III} - \mu_{III}) \frac{S_{LR}}{\sigma_{III}} + M_{LR} \quad (5.28)$$

$M_{LR} = M_{II} = M_{III}$ = média amostral das razões logarítmicas individuais.

$S_{LR} = S_{II} = S_{III}$ = desvio padrão das razões logarítmicas individuais.

Discriminantes D_{IV} e D_V .

Estes discriminantes são variáveis Gaussianas, portanto os parâmetros calculados são substituídos pelos parâmetros estimados.

$$\frac{D_{IV} - M_{LR}}{S_{LR} / \sqrt{r}} \leq C_{IV} \quad (5.29)$$

$$\frac{D_V - M_{SLR}}{S_{SLR}} \leq C_V \quad (5.30)$$

M_{SLR} = média amostral das razões logarítmicas individuais quadrática .

S_{SLR} = desvio padrão das razões logarítmicas individuais quadrática .

Critérios para os discriminates D_{VI} , D_{VII} e D_{VIII} .

Os testes não paramétricos valem estritamente se a média verdadeira da população das razões logarítmicas é conhecida. A média para a distribuição log F' é obtida de (5.5) até (5.8) tomando-se $X_p = 0,0 / 14/$. Em vez de se usar a média amostral para corrigir o valor calculado, a proporção relativa, f_p , da população maior que a média prevista é tabulada. A correção de D_{VI} é alterada pela mudança de μ_{VI} em (5.17) por $M_{VI} = r f_p$. O desvio padrão teórico é mantido porque ele é uma estimativa conservadora. Da mesma maneira a correção de D_{VII} é feita alterando a média e variância calculadas colocando-se $p = r f_p$ e $n = r - p$.

O discriminante D_{VIII} tem uma característica robusta e é insensível a erros pequenos na média teórica. A experiência mostrou ser desnecessário o processo de correção /14/ .

5.6.4. Critérios de aceitação iniciais

Os critérios de aceitação iniciais (C_i , $i = I, II, \dots, VIII$) foram fixados empiricamente com ruído branco. Na Tabela 5.2. temos os critérios usados inicialmente, relativos a uma distribuição Gaussiana padrão .

5.6.5. Atualização dos critérios de aceitação

Na fase de monitoração se condições normais prevalecem, os critérios de aceitação são atualizados periodicamente. Esta correção está baseada no erro que se tem associado a um estimador $\hat{\phi}$ /2, 27/ .

$$\text{Erro} = \sqrt{E|\hat{\phi}^2| - E|\hat{\phi}|} \quad (5.31)$$

Onde E é a esperança matemática .

DISCRIMINANTE	NÍVEL DE ALERTA	NÍVEL DE ALARME
D_I	$\pm 5,0$	$\pm 10,0$
D_{II}	$- 5,0$	$- 10,0$
D_{III}	$5,0$	$10,0$
D_{IV}	$\pm 4,0$	$\pm 10,0$
D_V	$\pm 4,5$	$\pm 10,0$
D_{VI}	$\pm 4,2$	$\pm 7,0$
D_{VII}	$\pm 4,2$	$\pm 7,0$
D_{VIII}	$0,003$	$0,0003$

TABELA 5.2. Critérios de aceitação inicial .

Se o estimador $\hat{\phi}$ tiver uma distribuição Gaussiana, ou puder ser aproximado como tal tem-se que :

$$E [\hat{\phi}^2] = S [\hat{\phi}] \quad (5.32)$$

onde S é a variância do estimador .

Para $E[\hat{\phi}]$ espera-se sempre a média, portanto :

$$\text{Erro} = \sqrt{S_{\hat{\phi}} - M_{\hat{\phi}}} \quad (5.33)$$

O novo critério de aceitação C_N é obtido do antigo critério C_A pela correção com a razão do novo erro e o antigo erro .

$$C_N = C_A \cdot \frac{\text{Erro Novo}}{\text{Erro Antigo}} \quad (5.34)$$

5.7. A execução do algoritmo

O programa foi montado de maneira a permitir uma ampla interação entre o operador e o algoritmo, a tarefa executada pelo programa está sucintamente exposta no fluxograma da Fig. 5.4. .

A interface operador/algoritmo é realizada por um dos terminais do sistema de processamento de dados, detalhes deste sistema no apêndice B. Os dados de entrada iniciais são fornecidos ao algoritmo no diálogo inicial, detalhes no apêndice D. Após este diálogo o algoritmo calcula os parâmetros iniciais e espera a ordem de iniciar o aprendizado, após o qual passa à monitoração automaticamente. Durante qualquer fase da execução é permitido o bloqueio da execução para alterações, como especificar saídas nos terminais, finalizar a execução, forçar a aceitação pelo algoritmo de um novo estado do sistema monitorado. Finalizada a execução é possível reiniciá-la sem perder as características anteriores. As saídas que o programa tem estão expostas no Apêndice D. Na implantação do algoritmo foi necessário um modo indireto de se tirar os gráficos, isto é, o sistema não tem graficador, portanto os gráficos são armazenados em disco e posteriormente levados a um outro sistema graficador. Maiores detalhes das características de implantação podem ser obtidos na referência /2/ .

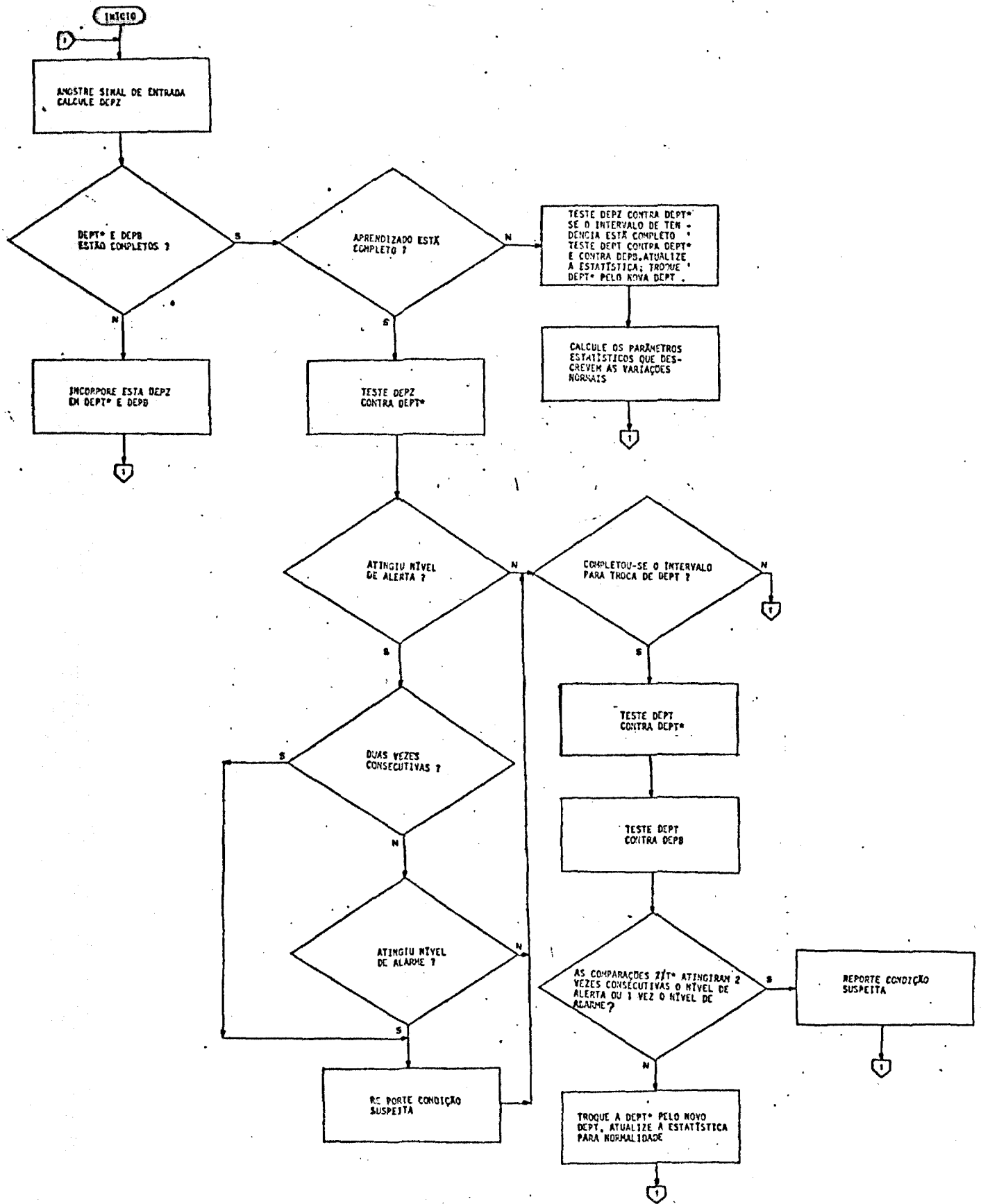


FIG. 5.4. Fluxograma sucinto do programa PSDREC .

6. TESTES DE DESEMPENHO DO PROGRAMA PSDREC

6.1. Introdução .

Este capítulo é dedicado às considerações práticas e testes realizados com o algoritmo PSDREC. Os testes compreenderam a análise pelo algoritmo de sinais gravados em fita magnética de parâmetros amplamente discutidos como significativos para análise de ruído e monitoração dos sistemas onde foram obtidos. Estes parâmetros são, vibração /4,24,35,36/, e o fluxo de nêutrons /2,14,22,37/. Os sinais foram obtidos em três sistemas distintos :

- 1) Uma montagem de testes de bombas da firma KSB de Jundiaí consistindo de um motor elétrico e uma bomba de água .
- 2) Reator nuclear tipo BWR da central nuclear de BRUNSBUETTEL, República Federal da Alemanha .
- 3) Motor diesel ensaiado no IPT .

6.2. Sistema eletrônico montado para os testes .

Todas as análises dos dados gravados em fita magnética foram realizadas usando-se o sistema mostrado esquematicamente na Fig. 6.1.

Relação do equipamento*

- 1) Gravador 2 canais FM, 2 canais gravação direta, uso : reprodução do sinal para análise, velocidades de reprodução usadas, todas as disponíveis .
- 2) Fonte de tensão DC, uso : elevação do nível de sinal para o intervalo aceito pelo conversor A/D .
- 3) Filtro anti-aliasing, uso : filtro passa baixa, objetivo atenuar as frequências acima da frequência de análise, diminuindo assim os erros de superposição; frequência de corte escolhida de acordo com a máxima frequência de análise que se deseja estudar .
- 4) Disparador externo do conversor A/D, uso : disparar o conversor A/D; frequência de disparo escolhida de acordo com a máxima frequência de análise que se deseja estudar .
- 5) Conversor A/D, uso : converter os dados analógicos em digitais para análise pelo PSDREC .

* Identificação e valores usados , : Apêndice C

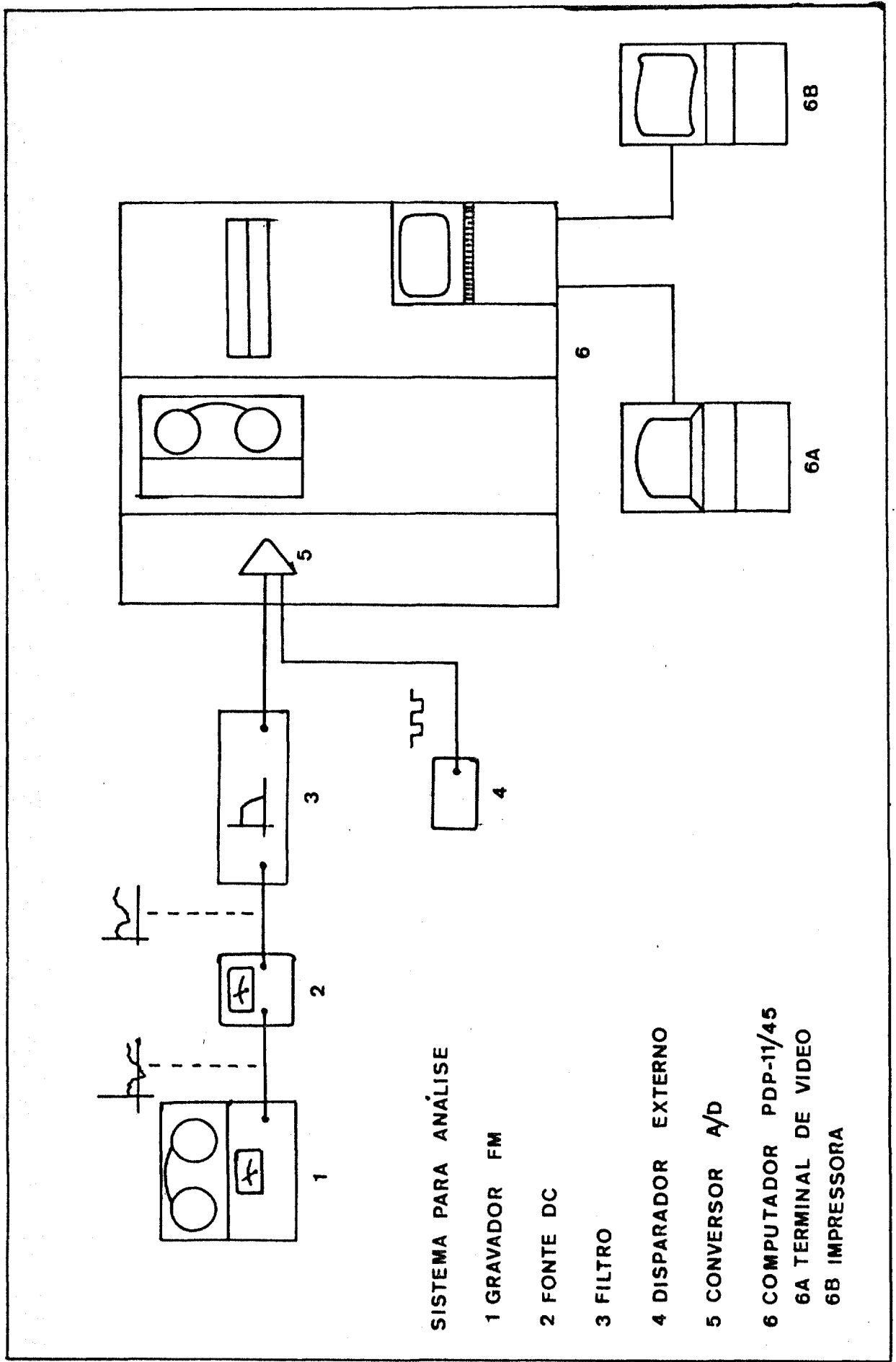


FIG. 6.1. - Sistema eletrônico montado para os testes realizados com o programa PSDREC .

- 6) Computador PDP-11/45 : computador típico para análise e aquisição de dados de sistemas dinâmicos e onde está armazenado o algoritmo de teste .

Equipamento auxiliar

- 7) Freqüencímetro digital, uso : leitura do disparador externo do conversor A/D devido ao fato de que a leitura do dial do disparador é imprecisa; verificar alguns sinais de identificação das fitas magnéticas .
- 8) Osciloscópio, uso : verificação de sinais no sistema montado .

6.2.1. Verificação do sistema eletrônico .

Os testes de verificação do sistema eletrônico foram de dois tipos, testes de verificação periódica e um teste de operacionalidade inicial .

Os testes de verificação periódica tiveram por objetivo verificar as conexões do sistema eletrônico, o nível DC utilizado e a operacionalidade do sistema durante todo o período dos testes .

Para testar-se o nível DC e as conexões foi feito um programa; ele amostra o nível DC do canal de entrada do conversor A/D e mostrava o resultado no terminal de vídeo, por duas vezes este teste constatou desconexões no sistema. Outro teste periódico foi realizado com o próprio programa PSDREC, nestes analisava-se o ruído branco de fita magnética, os dois canais FM do gravador eram testados , o programa sempre acusou absoluta normalidade dos sinais. Com estes testes garantiu-se então que o sistema sempre trabalhava dentro de condições favoráveis .

Os testes de operacionalidade inicial foram realizados com o objetivo de verificar se o sistema estava apto a trabalhar e foram de dois tipos :

- 1) Teste com ruído branco .

O ruído branco é um sinal amplamente usado na verificação de sistemas eletrônicos para análise de ruído, isto porque este sinal contém teoricamente todas as frequências possíveis, e com densidade espectral de potência dentro de uma incerteza definida .

Assim, este teste verifica se o sistema eletrônico responde na faixa de utilização e se a quantização do sinal está correta .

O ruído branco usado está gravado em fita magnética. Foram verificados os dois canais FM do gravador .

Dados da análise

Frequência de análise, escolhida de acordo com a faixa de frequência que mais se utilizaria nos testes, $f_{an} = 1000$ Hz, frequência de análise real usada $f_{an} = 1003,5$ Hz, devido ao fato de que os ajustes do disparador externo do conversor A/D não permitiram uma regulagem perfeita da frequência de amostragem :

$$f_{am} = 2007 \text{ Hz}$$

$$f_c = \text{frequência de corte do filtro anti-aliasing} = 1000 \text{ Hz,}$$

Resolução no tempo, 1024 pontos, $\Delta f = 1,96$ Hz

Número de blocos que compõem a média do espectro, 60, $\epsilon_r = 12\%$, tempo de sinal, 30,72 seg.

O Gráfico 6.1. ilustra este teste .

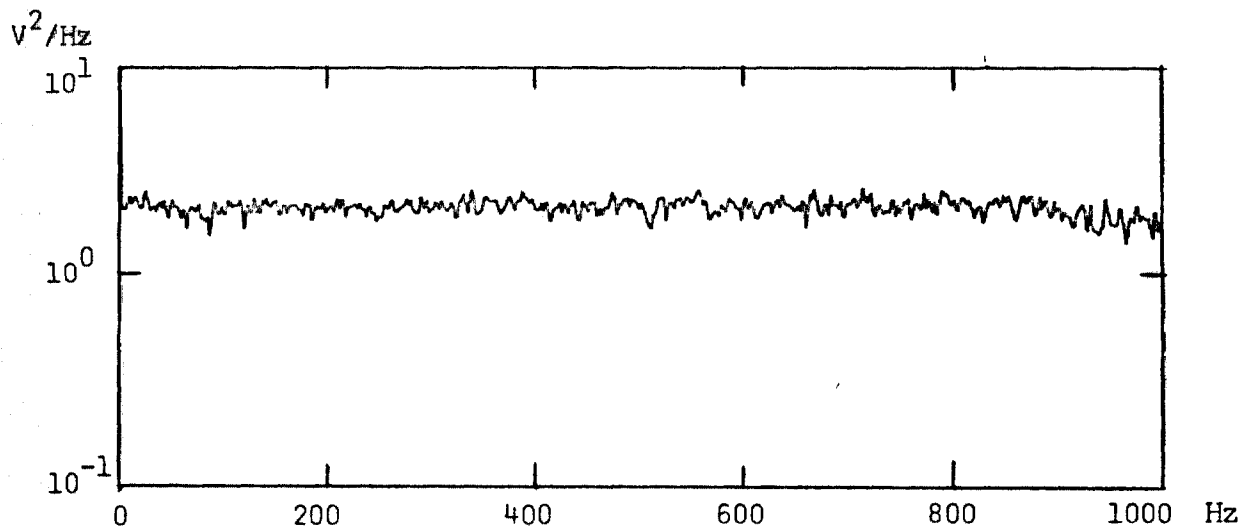


GRÁFICO 6.1 - DEP do ruído branco, número de blocos, 60, $\Delta f = 1,96$ Hz .

Nota-se que a DEP é aproximadamente constante.

A constatação da operacionalidade do sistema, quanto à quantização dos dados, foi realizada com a verificação da distribuição da amplitude do ruído em torno da média. O ruído branco tem, teoricamente, distribuição Gaussiana, um teste

para se observar esta característica é calcular a média e o desvio padrão dos dados digitados e verificar quantas medidas estão nos intervalos $\pm \sigma$, $\pm 2\sigma$, $\pm 3\sigma$ em torno da média, o resultado obtido está na Tabela 6.1 .

Pelo Gráfico 6.1 tem-se que o sistema responde corretamente em frequência na faixa de utilização. Pela Tabela 6.1 tem-se que o sistema responde com distribuição de dados muito próximo da distribuição Gaussiana, o que concorda com o esperado, visto que teoricamente o ruído branco tem distribuição Gaussiana. Portanto, o sistema está operando corretamente e apto a ser usado nas análises .

Distribuição Gaussiana		Distribuição medida do ruído branco	
Fração dos dados no intervalo		Fração dos dados no intervalo	
$\pm \sigma$	0,682	$\pm \sigma$	canal 1 0,693 canal 2 0,668
$\pm 2\sigma$	0,954	$\pm 2\sigma$	canal 1 0,960 canal 2 0,959
$\pm 3\sigma$	0,997	$\pm 3\sigma$	canal 1 1,000 canal 2 1,000

Tabela 6.1. Comparação entre a distribuição Gaussiana teórica e a distribuição dos dados digitados do ruído branco .

2) Verificação do nível de sinal em relação ao nível de ruído .

O ruído intrínseco do sistema eletrônico deve estar abaixo do nível de sinal de interesse. Se estes níveis estiverem muito perto um do outro, o ruído intrínseco pode mascarar as informações do sinal a ser analisado. Este teste teve por objetivo verificar esta característica .

Para este teste, no lugar do gravador, Fig. 6.1, foi colocado um gerador de função com a finalidade de injetar no sistema eletrônico um sinal de referência . O PSDREC amostrou este sinal e gerou o Gráfico 6.2 .

Dados da análise

Pelos mesmos fatores do teste anterior as frequências foram definidas como:

$$f_{an} = 402 \text{ Hz}$$

$$f_{am} = 804 \text{ Hz}$$

$$f_c = 500 \text{ Hz}$$

Resolução no tempo = 1024 pontos, $\Delta f = 0,78 \text{ Hz}$.

Número de blocos que compõem a média do espectro 20, tempo de sinal, 25,6 seg, $\epsilon_r = 22\%$.

Sinal de referência utilizado - seno de 260 Hz e aproximadamente 120 mV_{pp}

Pelo Gráfico 6.2 nota-se que o intervalo entre o nível de sinal e o nível de ruído do sistema é, aproximadamente, 50 dB, a ressonância em 60 Hz é devida à rede e o intervalo entre seu nível e o do sinal é de, aproximadamente, 30 dB. Estes resultados podem ser considerados bons para as análises, tendo em conta que o nível do sinal de referência é da ordem dos menores níveis que se tem nos sinais de análise; a influência da rede não é significativa porque ocorre para frequência bem distinta. O aumento de nível das frequências mais altas deve-se ao efeito de superposição.

Com estes testes terminamos a verificação do sistema eletrônico, que estava apto a realizar os testes de desempenho do algoritmo PSDREC .

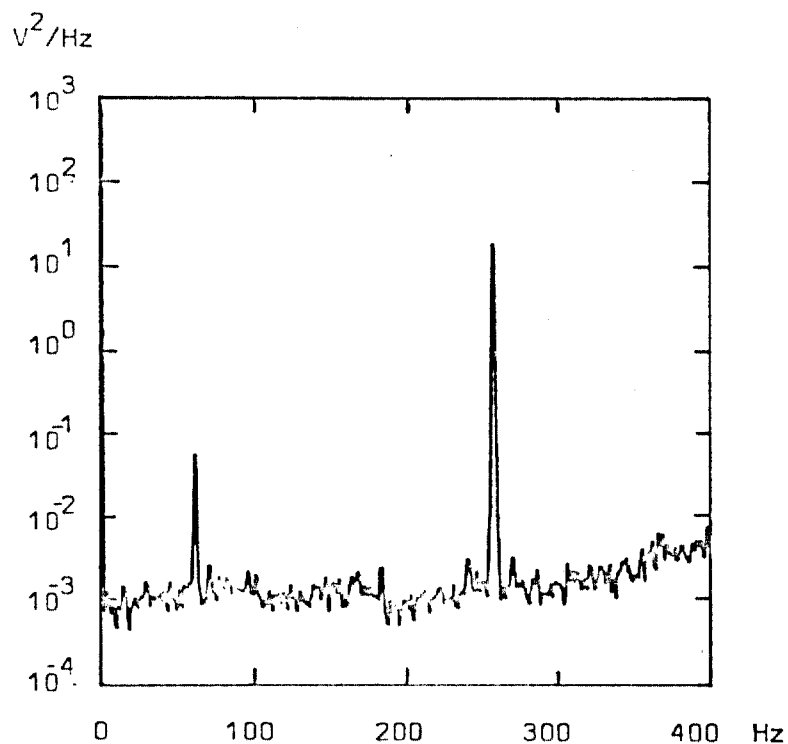


GRÁFICO 6.2. DEP do ruído intrínseco do sistema eletrônico e do seno de referência, número de blocos 20, $\Delta f = 0,78 \text{ Hz}$.

6.3. Procedimento utilizado nos testes de verificação de desempenho do algoritmo PSDREC .

Devido ao fato de haver vários sinais para teste foi preciso definir um procedimento de ensaio para verificar o desempenho do programa. Situações normais e anormais precisam ser bem definidas, para se contatar a sensibilidade de detecção das diferentes situações. Para isto adotou-se o seguinte procedimento :

- 1) Escolhido um ponto (sinal) do sistema a ser monitorado o programa aprende o comportamento característico deste ponto em um dado regime de trabalho; este é considerado o sinal normal .
- 2) Terminado o aprendizado o algoritmo passa a monitorar este ponto (sinal) no mesmo regime de trabalho; nesta fase, o programa deve acusar uma taxa de alarme baixa ou nenhuma taxa de alarme .

Após estes dois passos iniciais foram simuladas situações anômalas com este aprendizado :

- 3) Monitoração pelo algoritmo deste ponto (sinal) com diferentes regimes de trabalho, quando houver. Para nós, um regime diferente do aprendizado tem uma conotação anômala .
- 4) Monitoração pelo algoritmo de outros pontos (sinais) para o mesmo regime de trabalho e para outros regimes. Esta é uma simulação de uma anomalia genérica .

6.3.1. Definições de taxas de alarmes .

Em programas para monitoração automática de sistemas dinâmicos deve-se ter uma taxa de alarme falso pequena, isto é, situações normais não devem ser calculadas como anormais. Para se avaliar esta característica do algoritmo definiram-se três taxas de indicação de anormalidade .

- 1) Taxa de alarme (TA) (%) .

$$TA = \frac{\text{Número de condições suspeitas acusadas pelo algoritmo}}{\text{Número total de comparações Z realizadas}}$$

As condições suspeitas são reportadas se um discriminante excede 2 vezes consecutivas seu nível de alerta ou 1 vez seu nível de alarme. O número total de comparações Z é o número de vezes que um espectro instantâneo foi comparado com o espectro tendência durante o período de monitoração .

A mensagem de condição suspeita é mostrada no terminal de vídeo, se ocorrer, e é da forma ("SUSPECT CONDITION") .

Esta taxa indica :

- 1) Se o sinal monitorado for o mesmo do aprendido, é a taxa de alarme falso
 - 2) Se o sinal monitorado for outro sinal ou o mesmo sinal do aprendido para o outro regime, é uma indicação da sensibilidade em reconhecimento da diferença entre o sinal aprendido e o monitorado .
- 2) Taxa de alarme de discriminante (TAD) (%)

Para ter-se uma característica da sensibilidade dos discriminantes em acusar diferenças nos espectros, definiu-se uma taxa de alarme de discriminantes :

$$TAD = \frac{\text{Número total de vezes que o discriminante } (D_i, i=1, \dots, VIII) \text{ excedeu o limite de alerta ou alarme nas comparações } Z}{\text{Número total de comparações } Z \text{ realizadas com o discriminante}}$$

Esta taxa permite verificar no teste quais (ou qual) os discriminantes mais sensíveis para o tipo de sinal analisado .

3) Taxa de alarme geral (TAG) (%)

Como a cada N_4 espectros testa-se uma nova DEPT contra a antiga DEPT* e com DEPB definiu-se uma taxa de alarme geral :

$$TAG = \frac{\text{Número total de vezes que os discriminantes excederam os limites de alerta ou alarme para o tipo de comparação considerada (T ou B)}}{\text{Número total de comparações do tipo considerado (T ou B)}}$$

Esta taxa é uma indicação de :

- 1) Na comparação T, indica se a nova tendência difere ou não da antiga tendência.

Se estivessemos em uma operação normal de monitoração de um sistema dinâmico esta taxa poderia ser uma indicação de que o sistema está mudando de operação ou tem-se um caso de anomalia.

- 2) Na comparação B, indica se o sistema está em operação muito diferente da inicial. Se estivessemos em uma operação normal de monitoração de um sistema dinâmico esta taxa poderia ser usada como um indicador para manutenção.

Para esclarecer melhor as definições das taxas de alarme damos a seguir um exemplo.

Com base no apêndice D, Ítem D.3.

O Ítem D.3 é uma saída padrão do algoritmo e apresenta todo um período de monitoração para um intervalo de troca de espectros tendências, uma monitoração de um sinal qualquer possui várias sequências de saídas padrões como esta.

Neste caso, o intervalo para troca de tendências possui 4 comparações instantâneas do tipo Z(1), ao qual segue as comparações do tipo T(11) e do tipo B(12).

Calculando as taxas de alarme definidas:

Taxa de alarme TA.

Analisando D.3, vemos que, nas 4 comparações instantâneas que houve, o discriminante D_V (**#5**) excedeu duas vezes consecutivas o nível de alerta; o algoritmo reportou no terminal de vídeo ("SUSPECT CONDITION"), esta mensagem não sai no terminal impressor; como esta é uma monitoração do sinal de aprendizado, é uma taxa de alarme falso e ocorreu uma vez, portanto:

$$TA = \frac{1}{4} \times 100 = 25\%$$

Taxa de alarme TAD

Novamente, só o discriminante D_V excedeu seus critérios de aceitação, e excedeu 2 vezes em 4 comparações realizadas, portanto:

$$TAD(D_V) = \frac{2}{4} \times 100 = 50\%$$

para os outros discriminantes TAD = 0% .

Taxa de alarme TAG .

Considerando as comparações do tipo T(11) e B(12) vemos que nenhum discriminante excedeu seus critérios em nenhum dos dois tipos de comparações .

Mas, suponhamos que nas comparações do tipo T os discriminantes D_I , D_{IV} e D_{VII} tenham excedido seus critérios de aceitação e nas comparações do tipo B os discriminantes D_{II} , D_{III} tenham excedido seus critérios, assim as respectivas TAG serão :

$$\text{TAG (para as comparações T)} = \frac{3}{8} \times 100 = 38\%$$

$$\text{TAG (para as comparações B)} = \frac{2}{8} \times 100 = 25\%$$

OBS.: aqui o exemplo está baseado em somente 1 intervalo padrão para troca dos espectros tendências, numa monitoração real pode-se ter um ou mais intervalos deste tipo; então as taxas devem levar em conta todos os intervalos padrões .

6.4. Restrição à análise

As análises pelo algoritmo tiveram três restrições :

- 1) Memória do sistema digital que suporta o programa de teste.

O computador utilizado PDP-11/45, FIG. 6.5, está configurado para a aquisição de dados de um circulador de hélio do CEN; possui 32 KW¹ de memória física. O armazenamento do executivo do sistema operacional mais o programa de análise permite uma resolução máxima de 1024 pontos no tempo (1 KW) .

- 2) Tempo disponível do sinal gravado em fita magnética .

O tempo para a aquisição de um bloco de dados é inversamente proporcional à resolução em frequência, $\Delta f \approx 1/T$; quanto melhor a resolução maior o tempo (T) de sinal que se deve ter. Dependendo do erro da estimativa que se quer, o tempo total de sinal gravado cresce ainda mais, se um erro de 10% (

1 - 'Kilowords'

($\epsilon_r = 0,1$) é aceitável precisa-se de 100 blocos de dados e o tempo total de sinal gravado (T_t) será $100 T$. Ainda precisa-se levar em conta o tempo de processamento dos dados pelo computador. Assim, todo o processo de análise fica restrito pelo tempo de sinal disponível.

3) Definição do período de aprendizado.

O período de aprendizado é um parâmetro difícil de se determinar. Sides na referência /15/ explicita "algumas horas" como seu período normal de aprendizado, Piety na referência /14/ apresenta 1 hora, enquanto que Gonzalez na referência /12/ estabelece 12 horas de aprendizado para seu processo de reconhecimento padrão. Esta variedade de tempos do período de aprendizado está relacionado ao tipo de reconhecimento padrão empregado, ao pouco estudo realizado no âmbito de aprendizado dos processos de reconhecimento padrão, à experiência do analista e à sua familiarização com o sistema dinâmico ensaiado. Portanto, nos aspectos do aprendizado destes processos o empirismo prevalece; uma teoria consistente está ainda para ser formulada.

Em nossos ensaios, usamos a experiência dos autores acima mencionados para definir o período de aprendizado. Idealmente, seria preciso um tempo de sinal gravado grande, principalmente se as análises são às baixas frequências. Porém em muitas situações reais o tempo de sinal gravado será muito menor do que o ideal. Assim, o tempo de sinal gravado limitou nossos períodos de aprendizado. No nosso caso este período foi o máximo permitido pelo tempo de sinal gravado disponível.

6.5. Testes com os sinais do sistema motor/bomba da firma KSB de Jundiaí.

Sinais para este teste foram obtidos de um sistema de ensaio da firma KSB, fabricante de bombas de água na cidade de Jundiaí. O sistema possuía os dispositivos especificados abaixo:

Motor ARNO - modelo ER 250 L
potência 350 HP
Cat. A

Bomba KSB - modelo SPK 250-31

Os sinais foram obtidos usando-se acelerômetros, SUNDSTRAND - modelo 305BT, posicionados nos pontos do sistema motor/bomba mostrado esquematicamente na FIG.6.2.

Os sinais gerados, para diversos regimes de vazão da bomba, Tabela 6.2, foram gravados em fita magnética em dois canais FM .

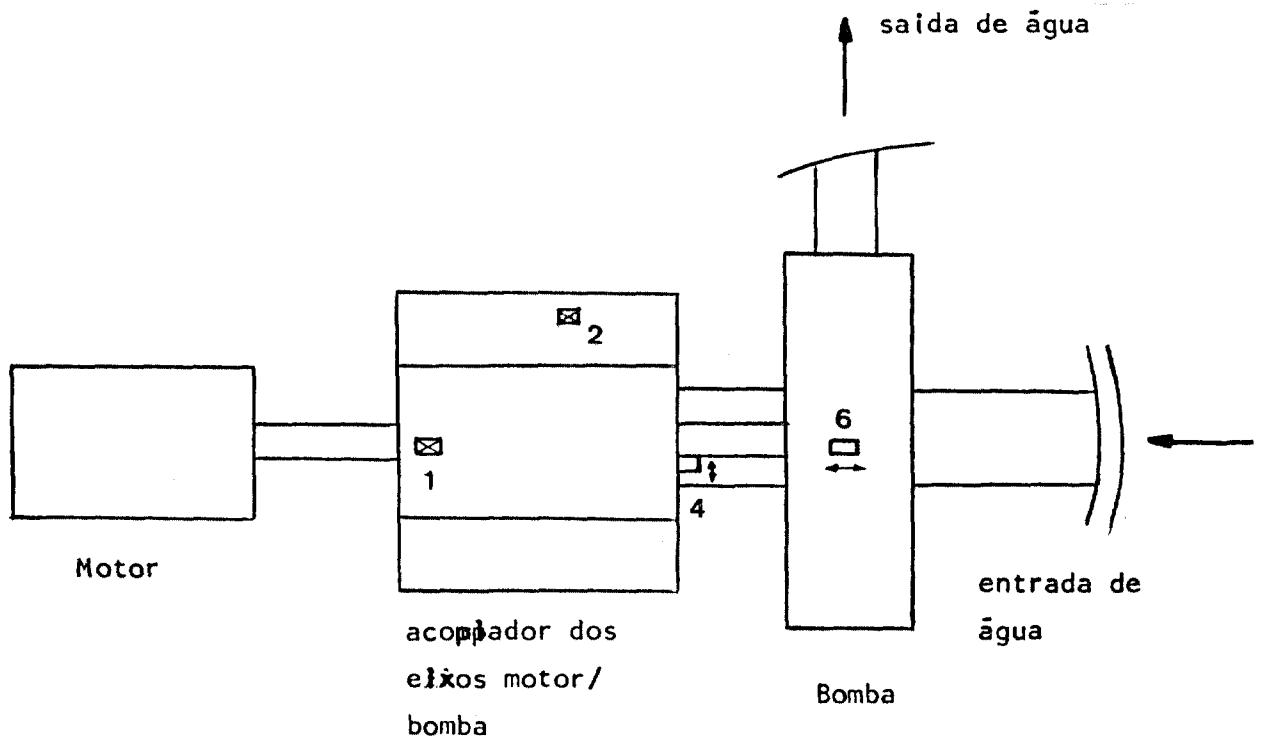


FIG. 6.2. Planta do posicionamento dos acelerômetros no conjunto motor/bomba da firma KSB de Jundiaí, \boxtimes medem vibrações perpendiculares ao plano do papel, \boxplus medem vibrações paralelas ao plano do papel .

Os sinais (pontos) para o aprendizado do programa, Tabela 6.2, foram definidos de acordo com o tempo de sinal gravado disponível, escolheram os que tinham maiores tempo; pontos 1,4,6 com vazão de $700 \text{ m}^3/\text{hora}$ e ponto 1 com vazão $150 \text{ m}^3/\text{hora}$.

Regime de trabalho		Ponto onde se obteve o sinal (ver Fig. 6.2.)
Vazão m^3/hora	Rotação rpm	
150	1780	1,4,6
700	1780	1,4,6,2
850	1780	1,4,6

Tabela 6.2. Relação dos pontos e o regime de trabalho em que foram obtidos os sinais do sistema motor/bomba da firma KSB .

6.5.1. Considerações práticas da análise .

Como o PSDREC realiza análise no domínio da frequência, os seguintes parâmetros precisam ser definidos :

1) Intervalo de análise .

Para este sistema, o intervalo inicial de análise foi definido pela resposta do acelerômetro em frequência .

A curva de resposta em frequência dos acelerômetros usados para as medidas ; Fig. 6.3, decai a aproximadamente - 2dB em 1000 Hz, ainda a referência /25/ indica que em medidas de vibrações as frequências importantes estão abaixo de 1000 Hz. Assim, o intervalo de análise inicial será (0-1000) Hz .

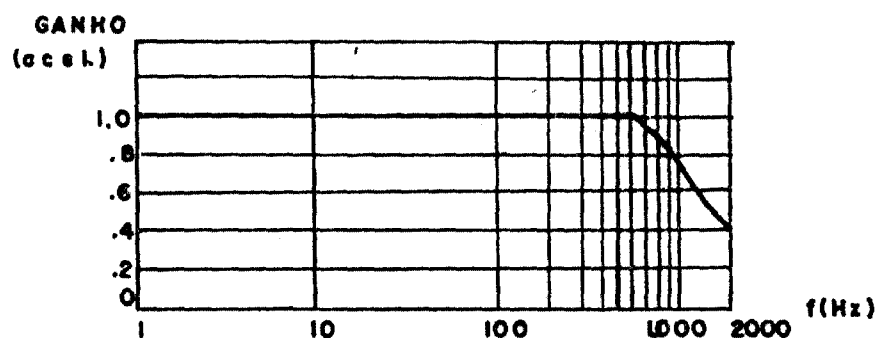


FIG. 6.3 Resposta em frequência dos acelerômetros usados nas medidas realizadas no sistema motor/bomba da firma KSB .

2) Frequência de amostragem .

No capítulo 4 esboçamos a teoria básica e mostrou-se que a frequência de amostragem (f_{am}) deve ser, no mínimo, o dobro da máxima frequência de análise. Bendat na referência /27/ sugere que f_{am} seja de até quatro vezes a frequência de análise, justifica-se o uso maior que o mínimo de dois devido ao efeito de "aliasing", ainda uma frequência de amostragem ótima é objeto de estudo atualmente. Portanto as análises aqui realizadas foram com :

$$f_{am} = 4. f_{an} = 4000 \text{ Hz}$$

$$f_c = 1200 \text{ Hz}$$

3) Resolução em frequência

A resolução em frequência está restrita por problema de memória disponível. O máximo número de pontos possíveis em frequência é 512 e o mínimo 8. Escolheu-se a máxima resolução em frequência possível para este teste, isto deve-se ao fato de que o espectro do sinal de vibração do sistema possui muitas ressonâncias próximas umas das outras, Graf. 6.3, uma resolução menor poderia mascarar estas ressonâncias .

Resolução em frequência - 512 pontos .

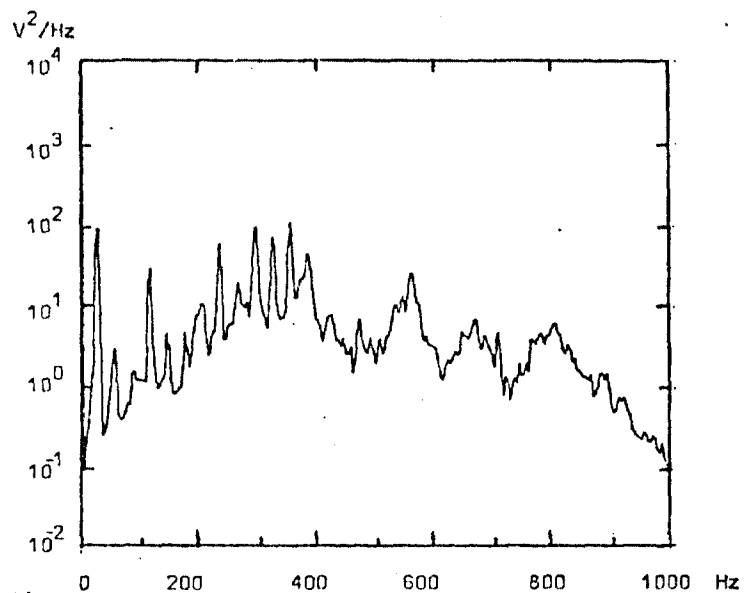


GRÁFICO 6.3. DEP do sinal 1 (ponto), Fig. 6.2, vazão $850 \text{ m}^3/\text{hora}$, $\Delta f = 3,9 \text{ Hz}$.

4) Quantidade de blocos que definem os espectros .

Em análise de ruído, a quantidade de blocos que define o espectro está baseada no erro da estimativa ϵ_r que é aceitável. Nos trabalhos desenvolvidos nesta área este erro tem sido bem flexível, de 1% a 30%, aproximadamente, como mencionado anteriormente. A referência /20/ indica que para análise espectral via FFT o erro deve ser calculado como mostramos no capítulo 4, isto é, $\epsilon_r = 1/\sqrt{N^*}$. Aqui, por considerações de tempo do sinal disponível, frequência de amostragem escolhida, resolução em frequência, foram definidas as seguintes quantidades de blocos para compor a média dos espectros :

DEPZ = 10 blocos, 2,5 segundos de sinal, $\epsilon_r = 31,6\%$
 DEPT = 20 blocos, 5 segundos de sinal, $\epsilon_r = 22,3\%$
 DEPB = 120 blocos, 30 segundos de sinal, $\epsilon_r = 9,1\%$

6.5.2. Testes realizados no intervalo (0-1000) Hz .

Para este intervalo de frequência realizaram-se 4 testes sintetizados na Tabela 6.3. .

Os resultados destes testes são dados nas Tabelas 6.4, 6.5, 6.6, 6.7 .

Discussão dos testes para o intervalo (0-1000) Hz .

- 1) O algoritmo monitorou como normal os sinais com que ele aprendeu as condições de regime normal, testes 1A, 2A, 3A e 4A, o significado de normal aqui indica que o programa reportou uma baixa taxa de alarme falso (TA) . Em três deles, testes 1A, 2A e 3A, Tabelas 6.4, 6.5 e 6.6 acusou taxa TA nula, isto quer dizer que durante todo o período de monitoração os discriminantes não excederam o nível de alarme, nem 2 vezes consecutivas o nível de alerta .

No teste 1A as comparações do tipo B acusaram diferenças entre o sinal aprendido e o monitorado, a causa pode ser pequenas alterações no regime de operação do sistema motor/bomba durante a aquisição dos dados. Esta hipótese é reforçada pelo fato de que as comparações do tipo Z e do tipo T não acusaram diferenças nos espectros, o que pode indicar que as mudanças foram pequenas, estando dentro dos critérios de aceitação estatísticos do programa, e o algoritmo acompanhou-as normalmente .

- 2) Ao simularmos uma anomalia, alteração da vazão do sistema, testes 1B, 2B, 3B e 4B, para sinais monitorados adquiridos no mesmo ponto do aprendizado o programa acusou :
 - a) Baixa taxa de alarme TA em alguns casos, testes 1B e 3B, Tabela 6.4 e 6.6 .

b) Os discriminantes mais sensíveis nestes testes foram os não paramétricos (D_{VI} , D_{VII} e D_{VIII}) .

- 3) Ao simularmos anomalias com sinais de outros pontos, para sinais obtidos na mesma vazão ou com vazões diferentes daquela do sinal aprendido, o algoritmo acusou quase sempre todas as taxas de alarme, TA, TAG e TAD máximas, o que indica um reconhecimento absoluto da diferença entre o sinal aprendido e o monitorado
- 4) O intervalo de frequência onde o algoritmo acusou diferenças, na monitoração dos sinais obtidos em pontos diferentes do ponto do aprendizado, foi principalmente o de (0-200) Hz. Verificando os gráficos 6.4, 6.5 e 6.6 , nota-se que existem dois intervalos de frequências características, um abaixo de aproximadamente 400 Hz com muitos picos e outro acima de 400 Hz onde o espectro possui menos ressonâncias acentuadas .
- 5) No teste 4B (Tabela 6.7) o algoritmo acusou para os 3 tipos de comparação (Z, T e B) os dados na frequência de 120 Hz excedendo o nível de alarme , Graf.6.7.B. No teste 4C o dado nesta frequência excedeu sempre o nível de alerta, os dados nas frequências de aproximadamente 100 Hz e 360 Hz excederam sempre o nível de alarme , Graf. 6.7.C .

TESTE Nº	APRENDIZADO		QUANTIDADE DE BLOCOS QUE COMPOEM A MÉDIA DOS ESPECTROS					RESOLUÇÃO EM FREQUÊNCIA		FREQ. DE ANAL. f_{am} (Hz)	FREQ. DE ANAL. f_{am} (Hz)	GRÁFICO	RESUL- TADOS TABELA	
	PONTO sinal	VAZÃO m ³ /hr	TEMPO min.	DEPZ (n ₁)	DEPT (n ₂)	DEPB (n ₃)	I.T. (n ₄)	P.A. (n ₅)	PONTOS (n)					Δf (Hz)
1	4	700	6	10	20	120	40	220	512	3,9	4001	1000	6.4	6.4
2	1	700	6	10	20	120	40	220	512	3,9	4001	1000	6.5	6.5
3	6	700	6	10	20	120	40	220	512	3,9	4001	1000	6.6	6.6
4	1	150	10	15	30	180	60	420	512	4,9	4001	1000	6.7	6.7

TABELA 6.3. Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no sistema motor/bomba para o intervalo (0-1000) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes .

Obs.: I.T. - Intervalo para troca de espectro tendência .

P.A. - Período de aprendizado .

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE TAD. COMPARAÇÕES DO TIPO Z (%) (D _i)								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)			
	PONTO sinal	VAZÃO m ³ /hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	Z	COMPARAÇÃO DO TIPO Z
1A	4	700	-	-	-	-	-	-	-	-	-	75	-	0,94	-	-	8; 12
1B	4	850	-	-	-	25	-	50	-	50	12	62	25	1,00	-	-	8; 12
1C	6	700	-	-	-	100	100	100	100	100	75	75	100	0,87	-	39; 152; 156 164; 168; 172	39; (148-187) 359; 363; 988
1D	6	850	-	-	-	100	100	100	100	100	87	87	100	1,18	-	355	(156-172); 187; 59; 86; 90; 117; 121; (148-191)
1E	1	700	-	75	25	75	100	25	100	100	62	87	100	0,33	-	156; 160; 164 168; 172; 176	19; (39-47) (129-191)
1F	1	850	-	100	-	25	100	-	100	100	62	75	100	0,48	-	39; 43 (156-172)	(39-51) (129-191)

TABELA 6.4. Resultados do teste 1, aprendido do sinal 4, vazão 700 m³/hora, intervalo (0-1000) Hz.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE TAD. COMPARAÇÕES DO TIPO Z (%) (D _i)								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)			
	PONTO sinal	VAZÃO m ³ /hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	Z	COMPARAÇÃO DO TIPO Z
2A	1	700	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,98	-	-	-
2B	1	850	100	-	-	-	100	-	100	25	50	62	50	1,49	-	-	238; 328 473; 477
2C	6	700	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	2,66	-	12; 16; 19 (51-141); 618	(12-176) (590-645) (442-661)
2D	2	700	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	3,17	-	62; 477 (719-1000)	(23-66) (700-1000) (8-66) (692-1000)

TABELA 6.5. Resultados do teste 2, aprendido do sinal 1, vazão 700 m³/hora, intervalo (0-100) Hz.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)			
	PONTO sinal	VAZÃO m ³ /hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	Z	TIPO Z
3A	6	700	-	-	-	-	-	-	-	25	-	12	-	0,99	-	-	-
3B	6	850	37	-	-	25	62	25	12	50	75	50	12	1,45	-	-	31; 297
3C	1	700	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,52	19; 31; 102 113	(12-145) 582; 594	(12-145) (582-621)
3D	4	700	-	100	100	100	100	100	100	100	87	87	100	1,19	47; (148-172) (187-211)	47; (148-215) (856-1000)	(102-219) (852-1000)

TABELA 6.6. Resultados do teste 3, aprendido do sinal 6, vazão 700 m³/hora, intervalo (0-1000) Hz.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)			
	PONTO sinal	VAZÃO m ³ /hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	Z	TIPO Z
4A	1	150	-	-	-	16	-	25	-	16	8	8	25	0,96	-	-	-
4B	4	150	100	25	100	100	100	100	100	100	100	87	100	1,72	39; (101-184) (602-680)	39; (101-203) (863-887)	(35-234) (586-715)
4C	6	150	100	25	100	100	100	100	100	100	100	100	100	2,36	(12-125); 363 (977-992)	(8-168); 473 (949-1000)	(8-1000)

TABELA 6.7. Resultados do teste 4, aprendido do sinal 1, vazão 150 m³/hora, intervalo (0-1000) Hz.

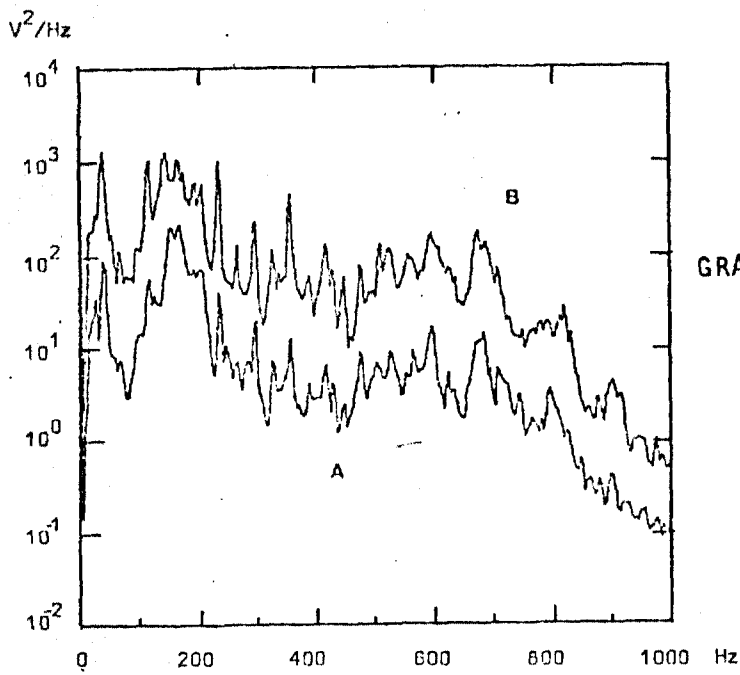


GRÁFICO 6.4 (A) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão 700 m³/hora, sinal do aprendizado), teste 1 - Tabela 6.4, (B) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão 850 m³/hora, sinal monitorado), teste 1B - Tabela 6.4. Média de 20 blocos, $\Delta f=3,9$ Hz.

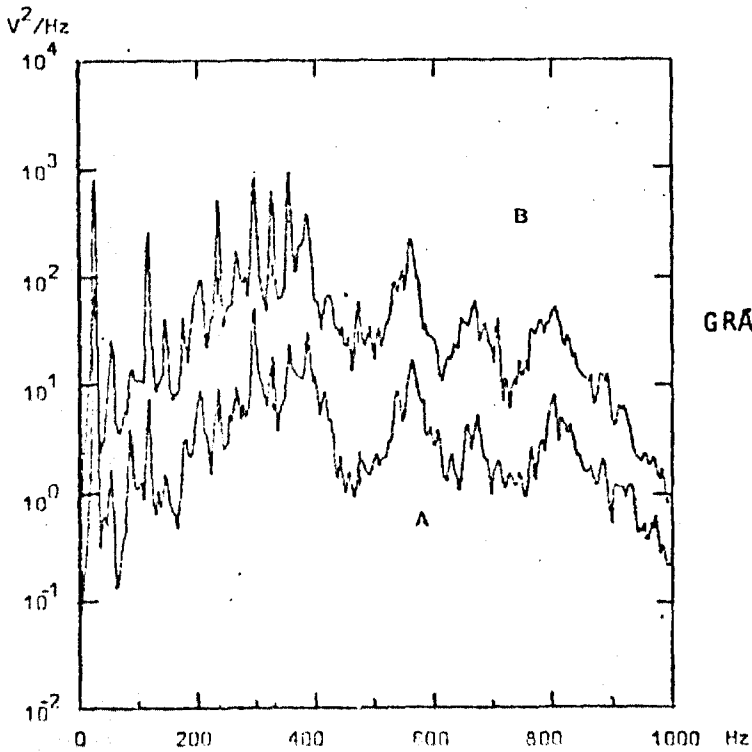


GRÁFICO 6.5. (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão 700 m³/hora, sinal do aprendizado), teste 2 - Tabela 6.5, (B) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão 850 m³/hora, sinal monitorado), teste 2B - Tabela 6.5. Média de 20 blocos, $\Delta f=3,9$ Hz.

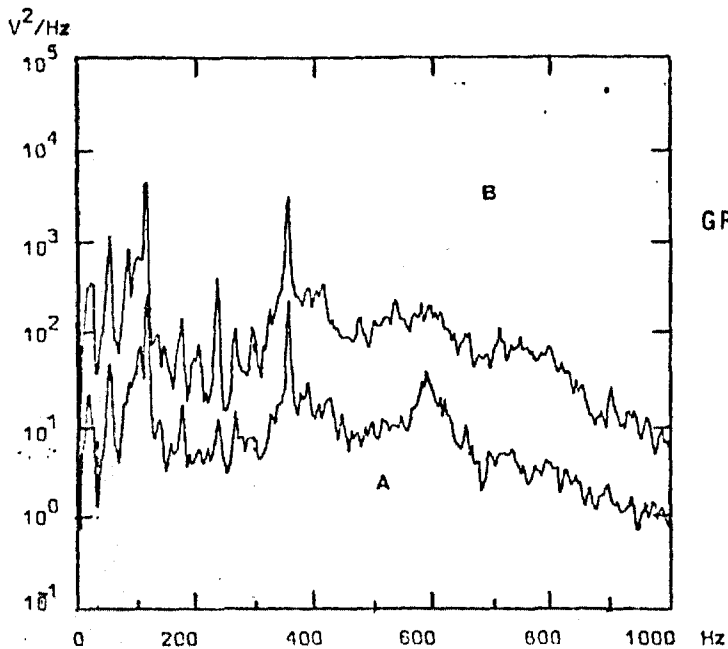


GRÁFICO 6.6. (A) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão 700 m³/hora, sinal do aprendizado), (B) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão 850 m³/hora, sinal monitorado), teste 3B - Tabela 6.6. Média de 20 blocos, $\Delta f=3,9$ Hz.

Obs.: Estes gráficos estão separados na escala vertical de 1 década para evitar superposição. A escala é válida para o Gráfico de Índice A.

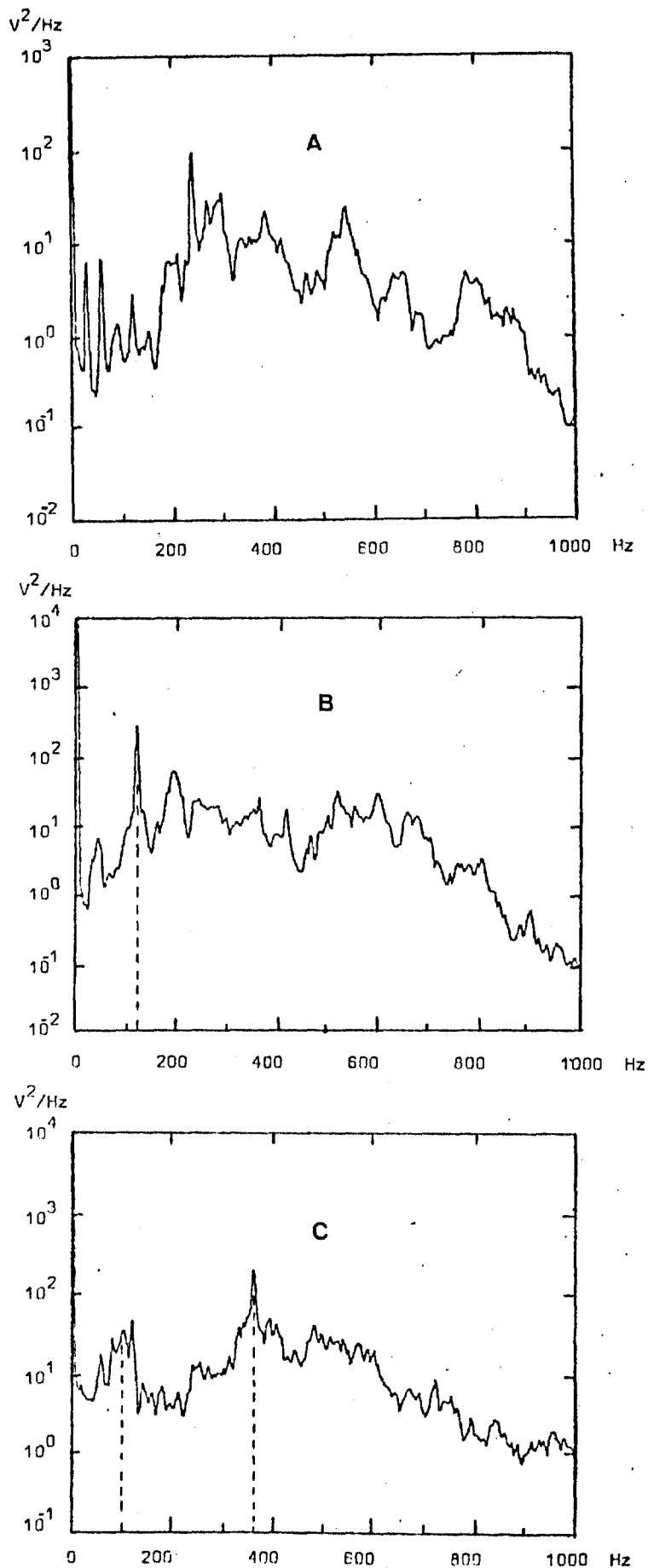


GRÁFICO 6.7 (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão $150 \text{ m}^3/\text{hora}$, sinal do aprendizado), teste 4 - Tabela 6.7.
 (B) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão $150 \text{ m}^3/\text{hora}$, sinal monitorado), teste 4B - Tabela 6.7
 (C) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão $150 \text{ m}^3/\text{hora}$, sinal monitorado), teste 4C - Tabela 6.7.
 Média de 30 blocos, $\Delta f = 3,9 \text{ Hz}$.

6.5.3. Testes realizados no intervalo (0-200) Hz .

Nos testes anteriores notou-se que o intervalo (0-200) Hz era o que apresentava um número maior de frequências excedendo os critérios de aceitação de normalidade do programa. Estes testes são uma análise mais precisa deste intervalo .

Para este intervalo realizaram-se 4 testes sintetizados na Tabela 6.8. Os resultados obtidos são dados nas Tabelas 6.9, 6.10, 6.11 e 6.12 .

Parâmetros do teste :

- 1) Faixa de análise 0-200 Hz
- 2) Frequência de amostragem - 800 Hz
- 3) Resolução em frequência - 512 pontos
- 4) Quantidade de blocos que definem os espectros :

DEPZ = 10 blocos, 12,8 segundos de sinal; $\epsilon_r = 31,6\%$

DEPT = 20 blocos, 25,6 segundos de sinal; $\epsilon_r = 22,3\%$

DEPB = 100 blocos, 128 segundos de sinal; $\epsilon_r = 10\%$

Discussão dos testes para o intervalo (0-200) Hz .

- 1) Na monitoração dos sinais com que o algoritmo aprendeu as condições de regime normal, testes 5A a 8A, Tabelas 6.9 a 6.12, não acusou taxa de alarme falso (TA), indicou sinal absolutamente normal em todos os casos .
- 2) Ao simularmos uma anomalia, alteração da vazão da bomba, testes 5B a 8B, para sinais monitorados adquiridos no mesmo ponto do sinal do aprendizado, o programa acusou :
 - a) Para os testes 5B e 7B, Tabelas 6.9 e 6.11, altas taxas de alarme de discriminantes (TAD) e altas taxas de alarme geral (TAG), reconhecendo, portanto, a alteração na vazão da bomba .
 - b) Para o teste 6B, Tabela 6.10, baixíssimas taxas de alarme, monitorando o sinal como normal. O Gráfico 6.9 mostra realmente uma grande semelhança entre os espectros; a razão da integral de potência também mostra uma razoável igualdade .

- c) No teste 5B o discriminante D_{111} acusou os dados, nas comparações do tipo Z, excedendo seus critérios em aproximadamente 4 Hz e nas comparações do tipo B em 4 Hz e 120 Hz, Gráfico 6.8 .
- d) No teste 8B, Tabela 6.12, o discriminante D_{111} acusou os dados em muitas frequências excedendo seus critérios de aceitação. Nas comparações do tipo Z e T, principalmente os dados nas frequências de 100 Hz e 120 Hz. Nas comparações do tipo B acusou dados nas frequências de 30 Hz, 60 Hz e 120 Hz excedendo seus critérios de aceitação, Gráfico 6.11.B . No teste 8C, as comparações do tipo Z, T e B acusaram os dados nestas mesmas frequências excedendo os critérios de aceitação, Gráfico 6.11.C .
- e) No teste 7B o discriminante D_{111} também acusou os dados nas frequências de 30 Hz, 60 Hz e 150 Hz, excedendo seus critérios de aceitação.
- 3) Ao simularmos anomalias com sinais de outros pontos, sinais obtidos na mesma vazão ou com vazões diferentes daquela do ponto do aprendizado, o algoritmo acusou quase sempre todas as taxas de alarmes, TA, TAG e TAD , máximas (100%), o que indica um reconhecimento absoluto da diferença entre o sinal aprendido e o monitorado .
- 4) Nos testes de simulação de anomalia por mudança de regime de vazão, testes de índice B o discriminante menos sensível foi D_{11} , ele nunca excedeu os níveis de aceitação, o discriminante mais sensível foi D_{111} .
- 5) As ressonâncias principais do sistema estão localizadas em aproximadamente 30 Hz, 60 Hz, 90 Hz, 120 Hz, 150 Hz, 180 Hz, Gráfico 6.9, para as vazões 700 e 850 m³/hora, Para a vazão 150 m³/hora a ressonância em 90 Hz não ocorre enquanto que as outros permanecem, Graf. 6.11.A. Estas ressonâncias provavelmente estão ligadas à frequência de rotação do motor que aciona a bomba .

Em todos os outros espectros, Gráfico 6.8, Gráfico 6.10, estas ressonâncias também ocorrem, no entanto, menos visíveis pelo aumento da DEP das outras frequências .

TESTE Nº	APRENDIZADO		QUANTIDADE DE BLOCOS QUE COMPÕEM A MÉDIA DOS ESPECTROS					RESOLUÇÃO EM FREQUÊNCIA		FREQ. ANAL. f (Hz)	FREQ. DE ANAL. f (Hz)	GRÁFICO	RESUL- TADOS TABELA	
	PONTO SINAL	VAZÃO m ³ /hr	TEMPO min.	DEPZ (n ₁)	DEPT (n ₂)	DEPB (n ₃)	I.T. (n ₄)	P.A. (n ₅)	PONTOS (N)					Δf (Hz)
5	4	700	7	10	20	100	40	180	512	0,78	801	200	6.8	6.9
6	1	700	7	10	20	100	40	180	512	0,78	801	200	6.9	6.10
7	6	700	7	10	20	100	40	180	512	0,78	801	200	6.10	6.11
8	1	150	7	10	20	100	40	180	512	0,78	801	200	6.11	6.12

TABELA 6.8. Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no sistema motor/bomba para o intervalo (0-200) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes .

Obs.: I.T. - Intervalo para troca de espectro tendência .

P.A. - Período de aprendizado .

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%) Z	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D_{11} e D_{111} (Hz)		
	PONTO sinal	VAZÃO m^3/hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	COMPARAÇÃO DO TIPO Z
5A	4	700	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,03	-	-	-
5B	4	850	-	-	100	-	100	-	75	25	50	63	0,91	3; 4	(1-6)	(1-6); 119
5C	6	700	100	100	100	100	-	100	100	100	88	88	0,55	(11-45) (119-200)	(0-200)	(0-200)
5D	6	850	25	100	100	100	-	100	100	100	75	75	0,78	(11-200)	(10-200)	(5-200)
5E	1	700	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,20	(17-200)	(14-200)	(13-200)
5F	1	850	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,23	(17-200)	(17-200)	(14-200)

TABELA 6.9. - Resultados do teste 5, aprendido do sinal 4, vazão $700 m^3/hora$, intervalo (0-200) Hz.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%) Z	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D_{11} e D_{111} (Hz)		
	PONTO sinal	VAZÃO m^3/hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	COMPARAÇÃO DO TIPO Z
6A	1	700	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,99	-	-	-
6B	1	850	-	-	-	-	-	-	-	-	-	13	1,18	-	-	-
6C	4	700	25	-	100	100	100	100	100	100	100	100	13,36	(36-48) (150-177)	(33-49) (127-182)	(18-200)
6D	6	700	-	-	100	100	100	100	100	100	100	100	5,42	106; 116	15; 66 (84-118)	(8-175)

TABELA 6.10. Resultados do teste 6, aprendido do sinal 1, vazão $700 m^3/hora$, intervalo (0-200) Hz.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%) Z	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D_{11} e D_{111} (Hz)			
	PONTO sinal	VAZÃO m^3/hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	COMPARAÇÃO DO TIPO Z	COMPARAÇÃO DO TIPO T
8A	6	700	-	-	-	-	-	25	-	-	-	25	-	1,04	-	-	-
8B	6	850	-	-	38	25	13	13	-	13	25	50	13	1,55	30	30	30;59;148
8C	3	700	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,25	(10-139)	(10-179)	(9-180)
8D	4	700	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,36	(11-138)	(10-168)	(7-173)

TABELA 6.11. Resultados do teste 7, aprendido do sinal 6, vazão $700 m^3/hora$, intervalo (0-200) Hz .

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%) Z	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D_{11} e D_{111} (Hz)			
	PONTO sinal	VAZÃO m^3/hr	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	COMPARAÇÃO DO TIPO Z	COMPARAÇÃO DO TIPO T
7A	1	150	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,02	-	-	-
7B	4	150	100	-	100	100	100	100	100	100	88	88	100	9,77	(42-48);98 (110-120)	(36-196)	(32-200)
7C	6	150	100	-	100	100	100	100	100	100	88	88	100	6,77	(16-118)	(3-160)	(0-180)

TABELA 6.12. Resultados do teste 8, aprendido do sinal 1, vazão $150 m^3/hora$, intervalo (0-200) Hz .

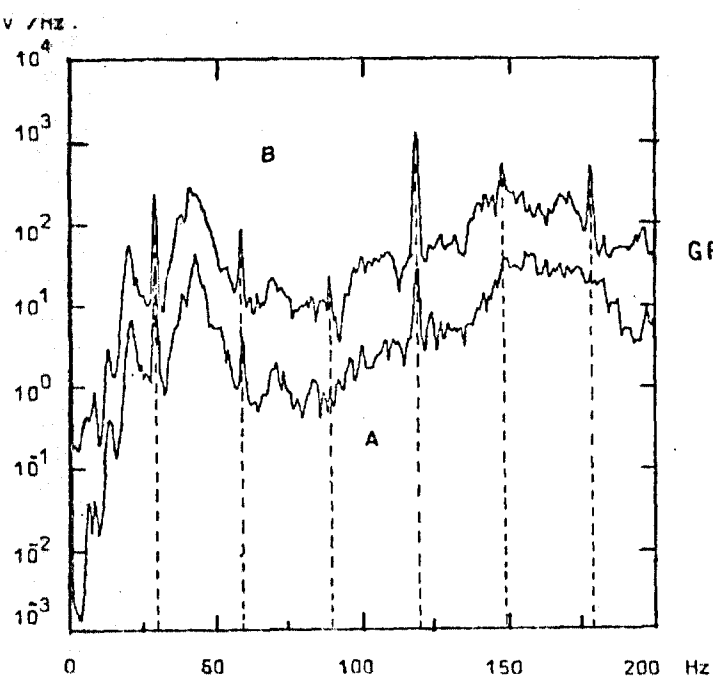


GRÁFICO 6.8 (A) DEP do sinal obtido no ponto 4 (Vazão 700 m³/hora, sinal do aprendizado), teste 5 - Tabela 6.9, (B) DEP do sinal obtido no ponto 1 (Vazão 850 m³/hora, sinal monitorado), teste 5B - Tabela 6.9.

Média de 20 blocos, $\Delta f=0,78Hz$.

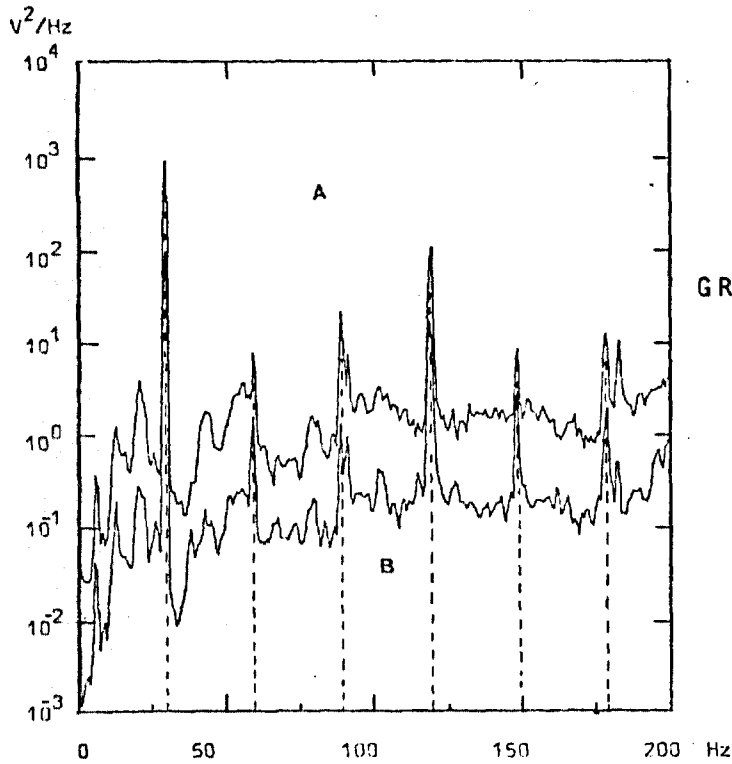


GRÁFICO 6.9. (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (vazão 700 m³/hora, sinal do aprendizado), teste 6 - Tabela 6.10, (B) DEP do sinal obtido no ponto 1 (Vazão 850 m³/hora, sinal monitorado), teste 6B - Tabela 6.10

Média de 20 blocos, $\Delta f=0,78Hz$.

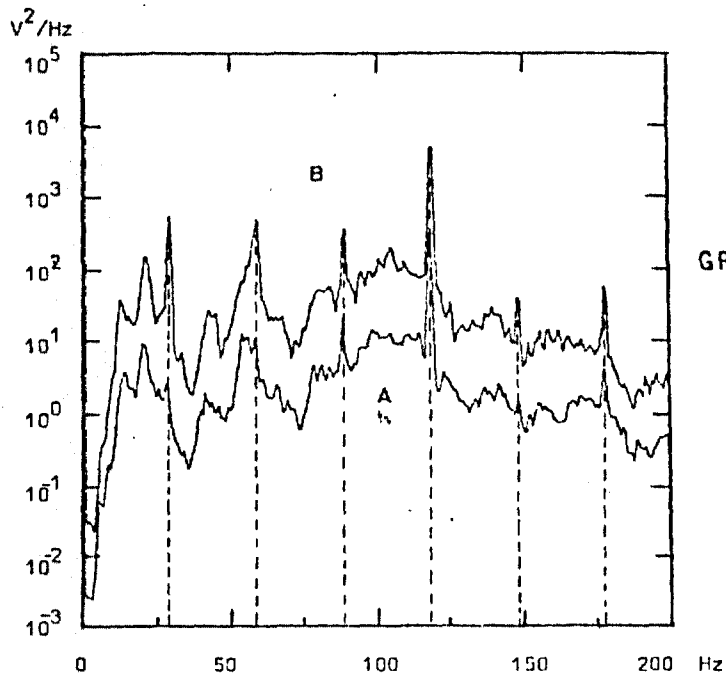


GRÁFICO 6.10 (A) DEP do sinal obtido no ponto 6 (Vazão 700 m³/hora, sinal do aprendizado), teste 7 - Tabela 6.11, (B) DEP do sinal obtido no ponto 6 (Vazão 850 m³/hora, sinal monitorado), teste 7B - Tabela 6.11.

Média de 20 blocos, $\Delta f=0,78Hz$.

Obs.: Estes gráficos estão separados na escala vertical de 1 década para evitar superposição. A escala é válida para o gráfico de Índice A.

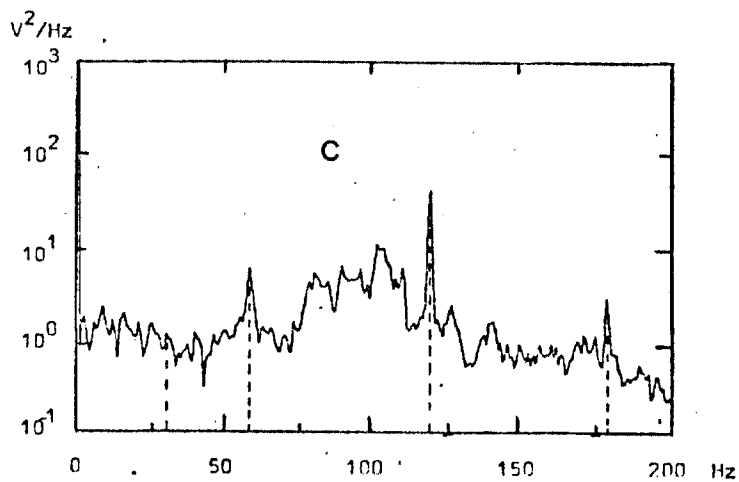
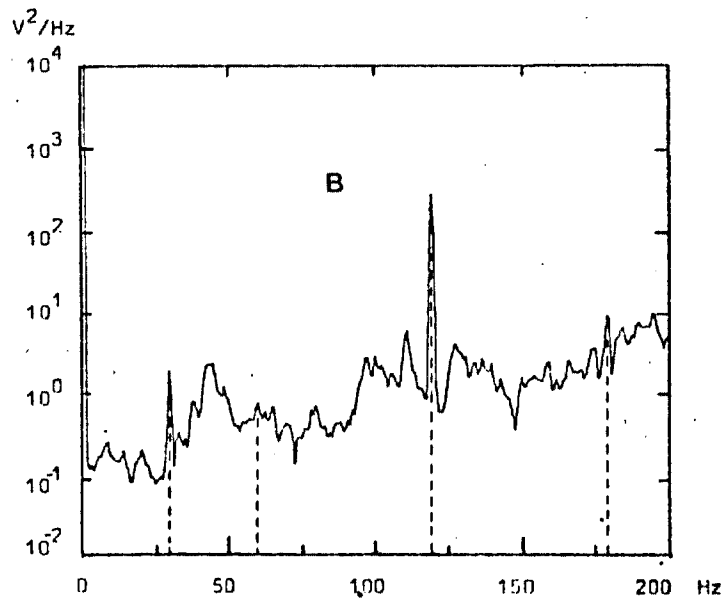
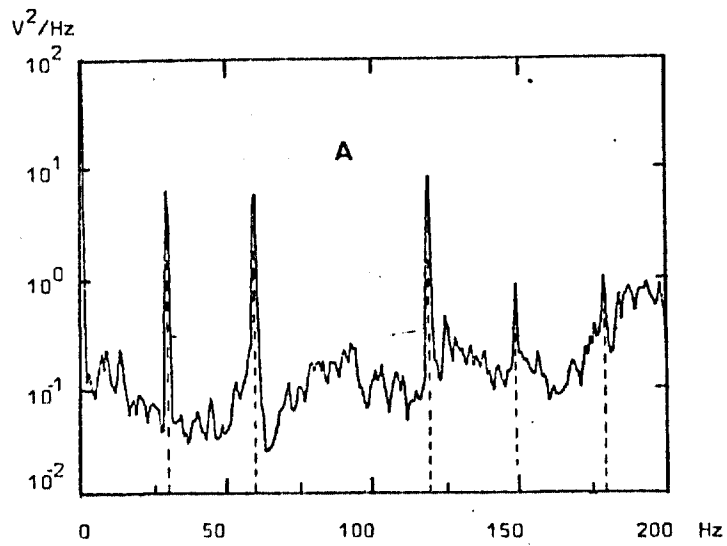


GRÁFICO 6.11 (A) DEP do sinal obtido no ponto 1 (Vazão $150 \text{ m}^3/\text{hora}$, sinal do aprendizado), teste 8 - Tabela 6.12
 (B) DEP do sinal obtido no ponto 4 (vazão $150 \text{ m}^3/\text{hora}$, sinal monitorado), teste 8B - Tabela 6.12
 (C) DEP do sinal obtido no ponto 6 (vazão $150 \text{ m}^3/\text{hora}$, sinal monitorado), teste 8C - Tabela 6.12 .

Média de 20 blocos, $\Delta f = 0,78 \text{ Hz}$.

6.6. Testes com dados do reator BWR da central alemã de BRUNSBUETTEL, República Federal da Alemanha .

Sinais para este teste foram obtidos em 8 detectores de nêutrons localizados dentro do caroço do reator. Os 8 detectores estão posicionados em 4 localizações verticais (A,B,C,D), em 2 fileiras de detectores distintas, FIG. 6.4 .

O sinal de cada um dos 8 detectores foi inicialmente gravado em FM em fita de 14 canais. Como não tínhamos disponível um gravador de 14 canais para análise, os sinais seleccionados aos pares foram regravados em fita magnética de 4 canais (1/4") usando-se um outro gravador de 14 canais .

Os sinais foram gravados com o reator operando a uma potência de 783 MW .

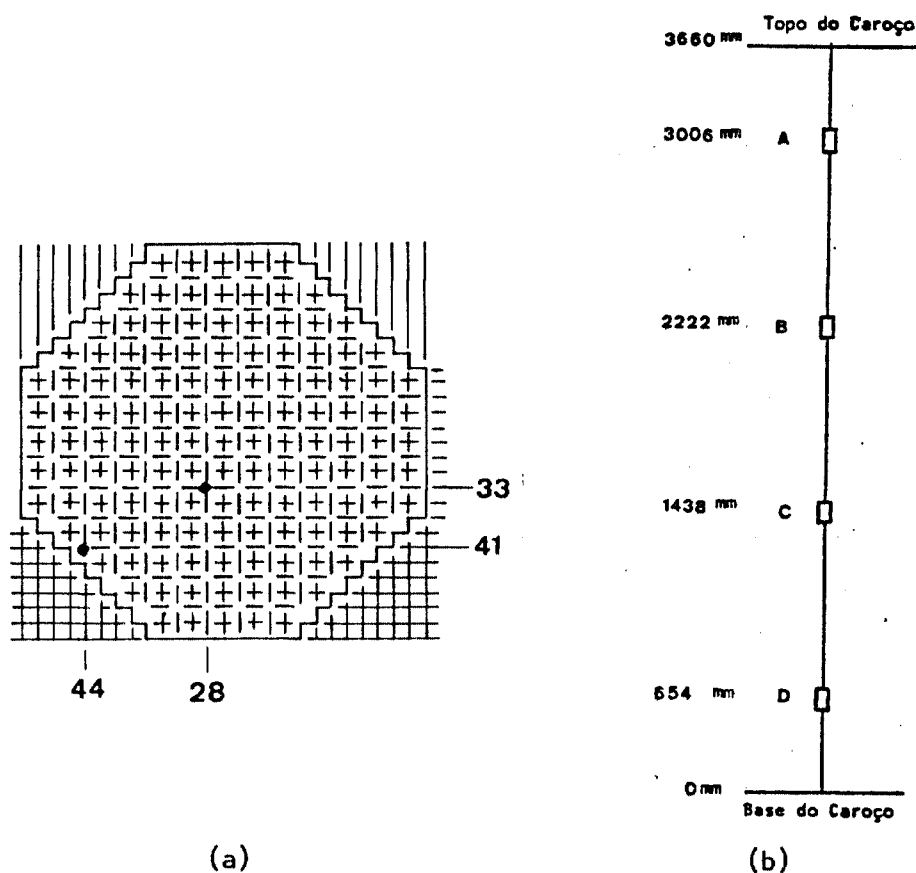


FIG. 6.4. (a) Localização das fileiras de detectores dentro do caroço do reator nuclear Brunsbüttel,
(b) Posicionamento vertical dos detectores na fileira dentro do reator .

6.6.1. Características do reator /41/ .

Tipo de reator	- Reator térmico a água fervente (BWR), moderado e refrigerado a água leve, urânio levemente enriquecido (média de 2,26%) .
Potência	- potência térmica 2292 MW - potência elétrica 805 MW - potência elétrica líquida 770 MW
Dimensões e forma do <u>ca</u> roço	- Cilíndrica com 3,969 m de diâmetro equivalente, 3,66 m de altura
Número de elementos combustíveis	- 532 elementos
Fluxo de nêutrons	- térmico (média) $3,6 \times 10^{13}$ n/cm ² seg - rápido (média) $13,8 \times 10^{13}$ n/cm ² seg
Barras de controle	- 129 barras cruciforme
Circuito primário	- 8 loops, 8 bombas de fluxo axial, motor elétrico de 500 KW.
Projetista	- KRAFTWERK UNION A.G. ALLGEMEINE ELEKTRIZITATS - GESELLSCHAFT A.G.

6.6.2. Considerações práticas de análise

1) Intervalo de análise

Os sinais gerados pelos detetores foram filtrados antes da gravação, filtro passa baixa com $f_c = 40$ Hz e filtro passa alta com $f_c = 1$ Hz. Apesar desta filtragem fez-se um teste para verificar se não existe ressonância significativa acima desta frequência de filtragem .

Dados do teste :

Sinal utilizado - detetor D - posição (28-33) (FIG. 6.4)

$$f_{am} = 320 \text{ Hz}$$

$f_{an} = 160 \text{ Hz}$, $f_{an} = 4$ vezes a frequência de corte do filtro passa baixa utilizado na gravação original .

Resolução em frequência = 512 pontos, $\Delta f = 0,31 \text{ Hz}$.

Número de blocos que compõem a média do espectro = 80, $\epsilon_r = 11,2\%$

O Gráfico 6.12 ilustra este teste .

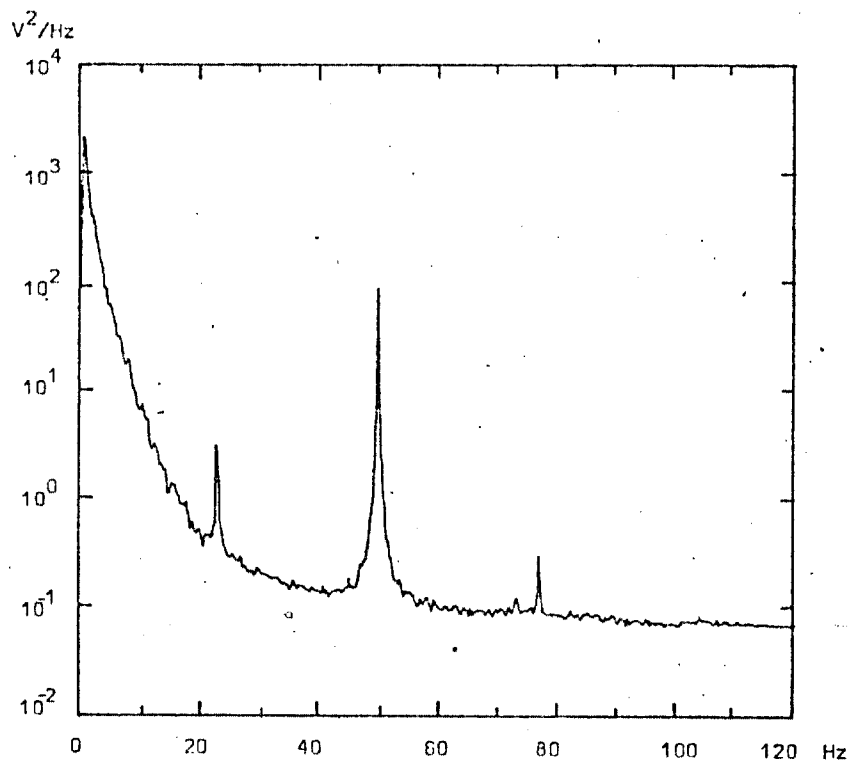


GRAFICO 6.12 - DEP do sinal do detetor D, posição (28-33), média de 80 blocos, $\Delta f = 0,31 \text{ Hz}$.

Pelo Gráfico 6.12 nota-se que a DEP tem amplitudes significativas entre 0-40 Hz, e que apresenta ressonâncias acentuadas em aproximadamente 25,50 e 75 Hz. A partir de 60 Hz a DEP fica aproximadamente constante .

Assim tendo em contas estes fatos e lembrando que o sinal foi filtrado em 40 Hz, escolhemos o limite superior da faixa de análise como 40 Hz. Por orientação particular /28/ o limite inferior de análise é de 0,1 Hz, isto porque o dado também foi filtrado a baixas frequências .

Portanto, intervalo inicial de análise - 0,1-40 Hz .

Frequência de corte do filtro anti-aliasing, $f_c = 50$ Hz .

2) Resolução em frequência

O tempo de aquisição do bloco está intimamente ligado à resolução em frequência como já vimos . O espectro do fluxo de nêutrons não apresenta ressonâncias perto uma das outras, isto implica que não precisamos usar a máxima resolução em frequência possível. Para verificar se realmente isto ocorre fez-se um teste com as três maiores resoluções possíveis, Tabela 6.13.

Sinal utilizado : detetor C posição (28-33) (FIG. 6.4)

O Gráfico 6.13 ilustra este teste .

Teste	nº de blocos na média do espectro	f_{am} (Hz)	f_{an} (Hz)	Resolução em frequência	
				N	Δf (Hz)
A	80	160	40	512	0,167
B	80	160	40	256	0,31
C	80	160	40	128	0,63

TABELA 6.13 - Testes realizados para a escolha da resolução em frequência da DEP dos sinais do reator nuclear Brunsbuettel .

Pelo Gráfico 6.13 nota-se que só tem ressonâncias entre 20 Hz e 30 Hz, e que o espectro decai regularmente; por considerações de tempo de sinal, escolheu-se a resolução de 256 pontos de frequência .

3) Quantidade de blocos que definem os espectros .

Para estes testes dispunha-se de algumas dezenas de minutos de sinal. Para compor a média da DEPT* e DEPB escolheu-se 80 blocos, este é o número de blocos usado por Sides e Piety /33/ em suas análises de fluxo de nêutrons por técnica de reconhecimento padrão. Como os blocos de DEPZ tem que ser um submúltiplo de DEPT escolheu-se 40 blocos para compor sua média.

DEPZ = 40 blocos, 128 segundos de sinal, $\epsilon_r = 15,8\%$

DEPT = 80 blocos, 256 segundos de sinal, $\epsilon_r = 11,2\%$

DEPB = 80 blocos, 256 segundos de sinal, $\epsilon_r = 11,2\%$

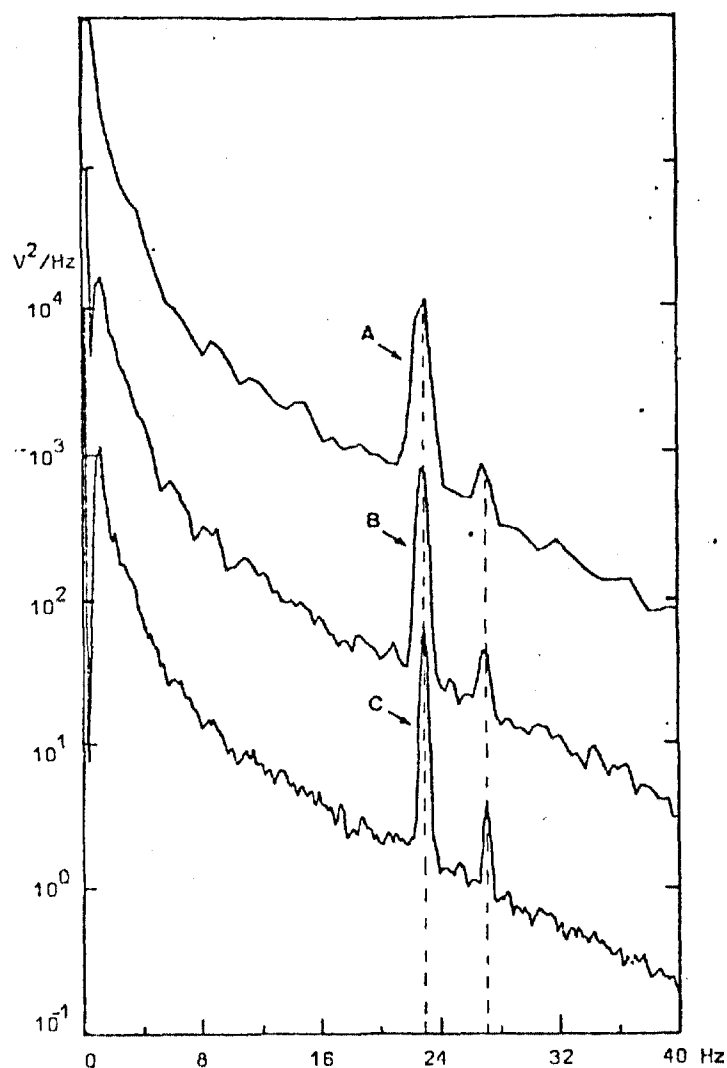


GRÁFICO 6.13 - DEP's do sinal do detetor C(28-33) com 3 resoluções pesquisadas,

(A) 128 pontos em frequência, $\Delta f = 0,63$ Hz

(B) 256 pontos em frequência, $\Delta f = 0,31$ Hz

(C) 512 pontos em frequência, $\Delta f = 0,16$ Hz

Média de 80 blocos .

Obs.: a escala vertical só vale para o Gráfico C .

6.6.3. Testes realizados no intervalo (0,3 - 40) Hz .

Com os parâmetros definidos anteriormente, realizaram-se 8 testes com os sinais dos 8 detetores disponíveis, situações de anomalia foram simuladas com os próprios sinais dos detetores. Aprendidas as características do fluxo em um ponto (detetor), monitorava-se outro sinal para verificar se o algoritmo acusava a diferença de sinal. Os testes estão relacionados na Tabela 6.14.

Os resultados dos testes estão nas Tabelas 6.15 e 6.16.

Discussão dos testes com dados do reator, intervalo (0,31 - 40) Hz .

a) Sequência de detetores da posição (28-33), Tabela 6.15 .

1) Nos testes de monitoração do sinal (detetor) onde aprendeu a condição normal, testes de Índice A (Tabela 6.15), o algoritmo apresentou as características :

- Na monitoração dos dois detetores inferiores D e C, testes 9A e 10A, o programa acusou taxas de alarme significativas não reconhecendo como normais os sinais monitorados .
- Na monitoração dos dois detetores superiores B e A, testes 11A e 12A, a monitoração dos sinais aprendidos foi quase perfeita, o algoritmo reportou baixas taxas de alarme .
- O discriminante mais sensível nestes testes foi D_{111} e o menos sensível D_1 . Para D_1 nota-se que ele sempre acusou uma grande similaridade entre os espectros, Tabela 6.15 .
- Os discriminantes D_{11} e/ou D_{111} acusaram os dados nas frequências de 23 Hz e 38 Hz aproximadamente, excedendo sempre seus critérios de aceitação na monitoração do detetor D, Graf. 6.14 (1). O mesmo ocorrendo para as frequências em aproximadamente 22 Hz e 23 Hz, na monitoração do detetor C, Graf. 6.14 (2) .

2) Nos testes de simulação de anomalias, testes de Índice B (Tabela 6.15), o algoritmo apresentou as características :

- Nestes testes o programa quase sempre acusou altas taxas de alarme (100%), indicando um perfeito reconhecimento de mudança de espectro.

- Os discriminantes mais sensíveis foram D_{IV} e D_V , nestes testes D_I também acusou uma grande diferença entre espectros .
- Os discriminantes D_{II} e/ou D_{III} acusaram diferenças na faixa de 15 Hz a 40 Hz nos testes 9B e 10B, aprendizado detetor D e C respectivamente, reconhecendo diferenças nas ressonâncias dos espectros. Nos testes com o aprendizado dos sinais dos detetores B e A estes discriminantes acusaram diferenças na frequência de 26 Hz aproximadamente, Gráf. 6.14 (3) e 6.14 (4) .

b) Sequência de detetores da posição (44-41), Tabela 6.16 .

Os Gráficos 6.15 ilustram estes testes .

1) Nos testes de monitoração do sinal (detetor) onde aprendeu a condição normal, testes de Índice A (Tabela 6.16), o algoritmo apresentou as características :

- As comparações do tipo Z não acusaram taxas de alarme TAD significativas, no entanto o algoritmo acusou uma alta taxa TA, o que indica que os sinais monitorados não eram normais. Somente o teste 15A passou bem pelo algoritmo acusando uma baixa taxa TA. A taxa TAG para as comparações do tipo B também foram elevadas .
- Os discriminantes mais sensíveis foram D_{II} e D_{III} e o menos sensível D_I .
- Os discriminantes D_{II} e/ou D_{III} acusaram os dados nas frequências em aproximadamente 33 Hz excedendo seus critérios de aceitação na monitoração do detetor C, Gráf. 6.15 (2) .
- O discriminante D_{II} acusou sempre o dado na frequência em aproximadamente 31 Hz, excedendo seus critérios de aceitação para a monitoração do detetor B, Gráf. 6.15 (4) .

2) Nos testes de simulação de anomalias, testes de Índice B (Tabela 6.16), o algoritmo apresentou as seguintes características :

O programa acusou taxas de alarme elevadas (100%) em todos os casos, indicando um reconhecimento absoluto da diferença de espectros .

- O discriminante menos sensível foi D_{II} .

- O discriminante D_{111} acusou sempre os dados nas frequências em aproximadamente 21 Hz e 33 Hz excedendo seus critérios de aceitação na monitoração do detetor C. A monitoração do detetor B acusou a faixa de 18 Hz a 40 Hz e a frequência de 31 Hz excedendo seus critérios .

TESTE Nº	APRENDIZADO		QUANTIDADE DE BLOCOS QUE COMPÕEM A MÉDIA DOS ESPECTROS					RESOLUÇÃO EM FREQUÊNCIA		FREQ. DE ANAL. f _{am} (Hz)	FREQ. DE TABELA			
	DET	POS.	TEMPO min.	DEPZ (n ₁)	DEPT (n ₂)	DEPB (n ₃)	I.T. (n ₄)	P.A. (n ₅)	PONTOS (N)			Δf (Hz)		
9	D	28-33	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.14.1	6.15
10	C	28-33	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.14.2	6.15
11	B	28-33	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.14.3	6.15
12	A	28-33	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.14.4	6.15
13	D	44-41	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.15.1	6.16
14	C	44-41	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.15.2	6.16
15	B	44-41	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.15.3	6.16
16	A	44-41	100	40	80	80	160	1520	256	0,31	160	40	6.15.4	6.16

TABELA 6.14. Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no caroço do reator nuclear
Brunsuettel para o intervalo (0,3-40) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes .

Obs.: I.T. - Intervalo para troca de espectro tendência .

P.A. - Período de aprendizado .

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE TAD. COMPARAÇÕES DO TIPO Z (%) (D _i)								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)			
	DET.	POS.	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	Z	COMPARAÇÃO DO TIPO Z
9A	D	28-22	-	25	38	13	38	13	13	50	16	69	25	0,98	23,2; 38,2	-	21,9; 22,7 23,5; 23,8
9B	C	28-33	-	-	100	100	100	100	100	100	75	88	100	0,74	(21,0-32,3) 23,2	(17,8-32,9) 23,2	(18,2-31,0) 23,2
10A	C	28-33	-	50	75	25	-	25	-	-	19	25	38	1,01	23,5; 23,5	22,5; 23,2 23,5	22,5; 22,8 23,2; 23,5
10B	D	28-33	100	100	-	100	100	100	100	100	88	88	100	1,73	(15,3-36,6)	(12,5-36,3)	(12,5-37,9)
11A	B	28-33	-	-	-	-	-	-	-	-	6	13	13	1,07	-	-	-
11B	A	28-33	100	100	-	100	100	-	-	25	75	63	100	0,41	26,0; 26,3	(0,6-4,0) 26,3	(0,6-4,0) 26,3
12A	A	28-33	-	-	-	-	-	8	-	8	-	-	-	1,03	-	-	-
12B	B	28-33	100	-	100	100	100	-	-	25	50	75	100	2,11	1,8; 2,2 26,3; 26,6	(1,5-4,0) 26,3; 26,6	(0,6-4,0) 26,3; 26,6

TABELA 6.15. Resultados dos testes realizados com os sinais dos detectores da posição (28-33), intervalo (0,3-40) Hz.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE TAD. COMPARAÇÕES DO TIPO Z (%) (D _i)								TAG (%) COMP. TIPO	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)			
	DET.	POS.	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	Z	COMPARAÇÃO DO TIPO Z
13A	D	44-41	-	-	-	-	-	-	-	25	100	38	100	0,89	-	-	-
13B	C	44-41	100	-	100	100	100	100	100	100	88	88	100	1,95	21,6; 32,2 33,5	(18,2-23,2) 33,2; 33,5	(18,2-37,0)
14A	C	44-41	-	38	38	25	13	13	-	13	19	50	25	0,94	32,0; 32,3 33,2	(35,4-40)	(32,3-33,8) (37,3-40,0)
14B	B	44-41	100	-	100	100	100	100	100	100	88	88	100	0,59	(18,5-40,0) 31,0	(14,7-40,0) 31,0	(14,7-40,0) 31,0
15A	B	44-41	-	25	-	-	-	-	-	-	-	25	13	1,02	31,0	31,0	31,0
16A	A	44-41	-	88	100	-	-	-	-	-	25	38	50	1,00	17,2; 18,2 18,5	17,2; 18,2 18,5	17,8; 18,2 19,4

TABELA 6.16. Resultados dos testes realizados com os sinais dos detectores da posição (44-41), intervalo (0,3-40) Hz.

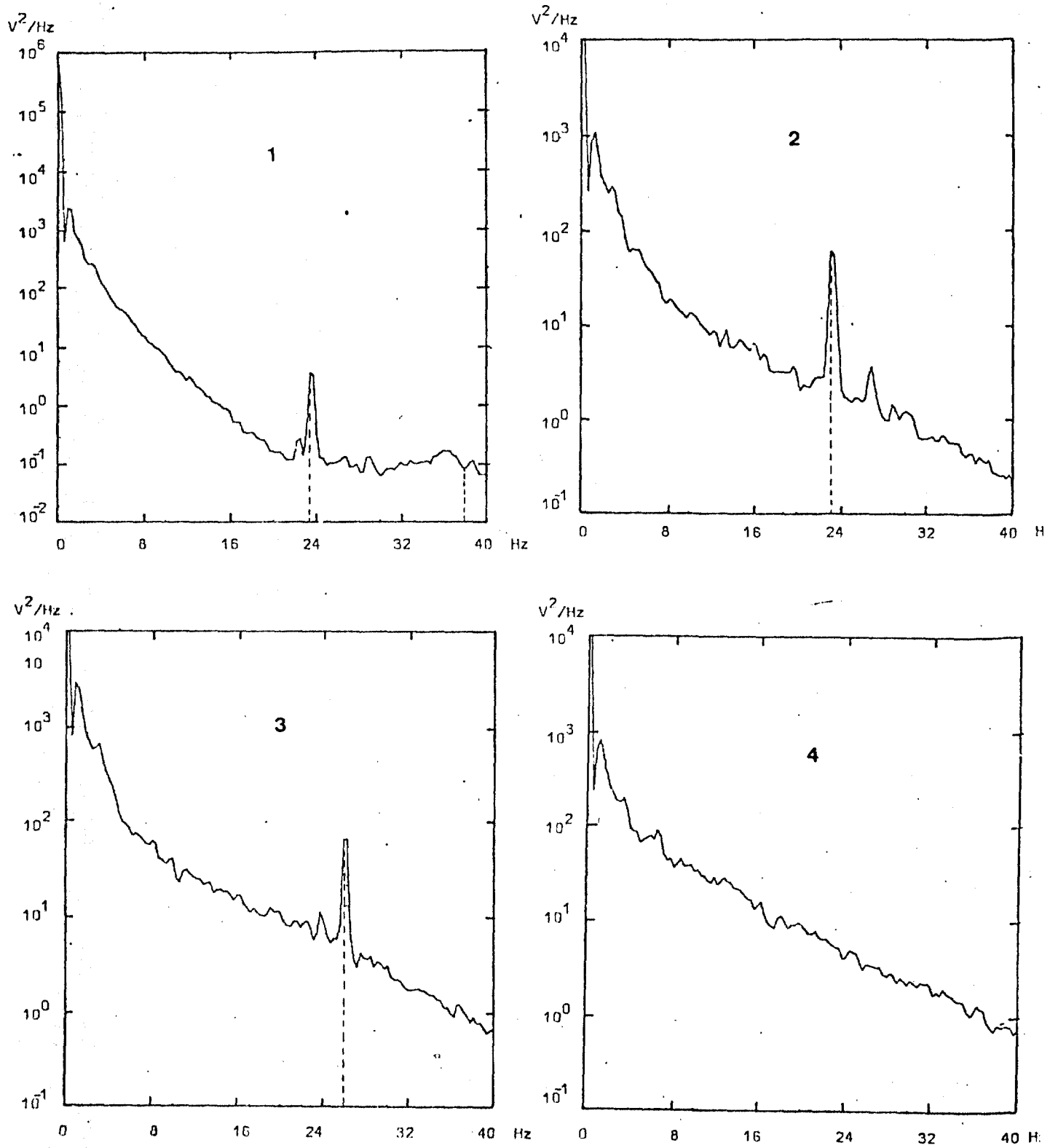


GRÁFICO 6.14. DEP's dos sinais dos detetores da posição (28-33).
 Média de 80 blocos, $\Delta f = 0,31$ Hz.
 (1) detetor D, (2) Detetor C, (3) Detetor B, (4)
 detetor A.

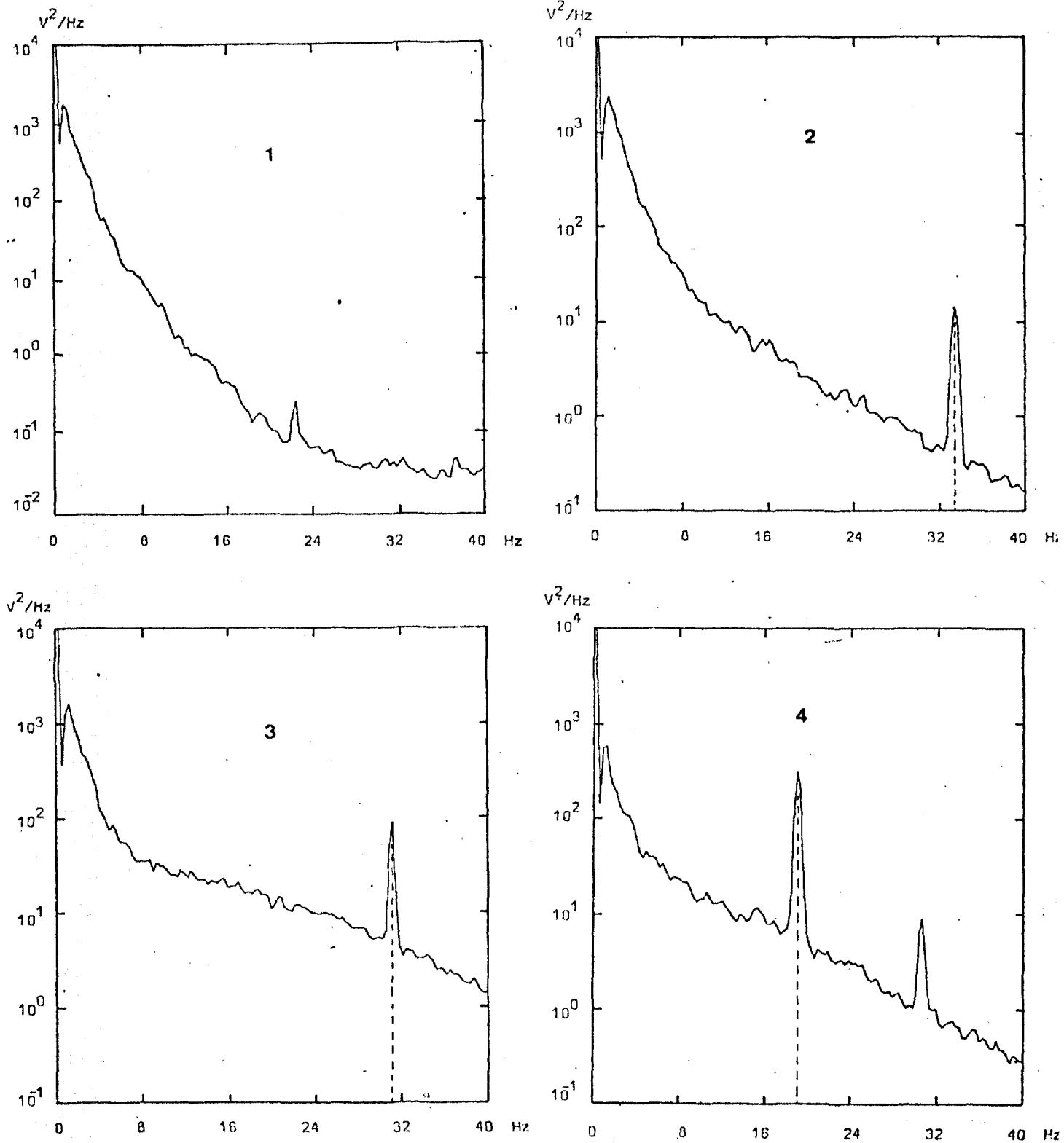


GRÁFICO 6.15. DEP's dos sinais dos detetores da posição (44-41).
 Média de 80 blocos, $\Delta f = 0,31$ Hz.
 (1) detetor D, (2) detetor C, (3) detetor B, (4)
 detetor A.

6.6.4. Testes realizados no intervalo (0,1 - 15) Hz .

Muitas informações sobre o comportamento do reator estão a baixas frequências, menos que 20 Hz, assim estes testes são uma análise mais precisa do intervalo (0,1 - 15) Hz .

- 1) Intervalo de análise 0,1-15 Hz .
- 2) Frequência de amostragem 60 Hz. Frequência de corte do filtro anti-aliasing 18 Hz .
- 3) Resolução em frequência - 256 pontos .
- 4) Quantidade de blocos que definem os espectros .
 - DEPZ = 40 blocos, 341,3 segundos de sinal, $\epsilon_r = 15,8\%$
 - DEPT = 80 blocos, 682,6 segundos de sinal, $\epsilon_r = 11,2\%$
 - DEPB = 80 blocos, 682,6 segundos de sinal, $\epsilon_r = 11,2\%$

Os testes realizados estão relacionados na Tabela 6.17.

Os resultados obtidos são dados nas Tabelas 6.18 e 6.19 .

Discussão dos testes com dados do reator, intervalo (0,1 - 15) Hz .

- a) Sequência de detetores da posição (44-41), Tabela 6.18 .

Os Gráficos 6.16 ilustram estes testes .

- 1) Nos testes de monitoração do ponto (detetor) onde aprendeu a condição normal, testes de Índice A (Tabela 6.18), o algoritmo apresentou as seguintes características :
 - Nestes testes acusou sinal normal em quase todos os casos, apresentando baixas taxas de alarme, a não ser no caso do teste 20A onde a taxa TA foi elevada. Em todos os casos o discriminante D_I acusa uma grande similaridade entre os espectros .
 - O discriminante mais sensível foi D_{VI} .
- 2) Nos testes de simulação de anomalias, testes de Índice B e C (Tabela 6.18), o algoritmo apresentou as seguintes características :

- Indicou altas taxas de alarme para todos os casos simulados, reconhecendo assim a mudança do espectro .
- O discriminante D_{111} acusou os dados nas frequências em aproximadamente 3 Hz, testes 17B, excedendo seus critérios de aceitação na monitoração do detetor B .
- O discriminante D_{11} acusou os dados nas frequências em aproximadamente 3 Hz e 3,5 Hz excedendo seus critérios de aceitação na monitoração do detetor A, teste 18B.
- O discriminante D_{111} acusou dados nas frequências em aproximadamente 0,5 Hz, excedendo seus critérios de aceitação na monitoração do detetor B (28-33) e aprendizado detetor B (44-41), teste 18C .
- O discriminante menos sensível foi D_{11} .

b) Sequência de detetores da posição (28-33), Tabela 6.19 .

Os Gráficos 6.17 ilustram estes testes .

Para a monitoração do sinal do aprendizado o algoritmo acusou sinal normal, com taxas de alarme nulas .

Na única simulação de anormalidade neste ensaio, teste 21B, o programa acusou todas taxas de alarme elevadas indicando reconhecer a diferença nos espectros. Neste caso, o discriminante D_{111} acusou os dados nas frequências entre 1 Hz e 3 Hz aproximadamente, excedendo seus critérios de aceitação .

TESTE Nº	APRENDIZADO		QUANTIDADE DE BLOCOS QUE COMPÕEM A MÉDIA DOS ESPECTROS					RESOLUÇÃO EM FREQUÊNCIA		FREQ. DE ANAL. f_{am} (Hz)	FREQ. DE	GRÁFICO	RESUL- TADOS TABELA	
	DET.	POS.	TEMPO min.	DEPZ (n ₁)	DEPT (n ₂)	DEPB (n ₃)	I.T. (n ₄)	P.A. (n ₅)	PONTOS (M)					Δf (Hz)
17	A	44-41	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.16.4	6.18
18	B	44-41	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.16.3	6.18
19	C	44-41	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.16.2	6.18
20	D	44-41	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.16.1	6.18
21	A	28-33	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.17.4	6.19
22	B	28-33	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.17.3	6.19
23	C	28-33	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.17.2	6.19
24	D	28-33	98	40	80	80	160	560	256	0,12	60	15	6.17.1	6.19

TABELA 6.17. Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no caroço do reator nuclear Brunsbuettel para o intervalo (0,1-15) Hz, e os parâmetros utilizados nos testes .

Obs.: I.T. - Intervalo para troca de espectro tendência .

P.A. - Período de aprendizado .

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE										TAXA (%)		RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)		
	DET.	POS.	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	T	B	Z	TIPO Z		TIPO T	TIPO B	
17A	A	44-41	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
17B	B	44-41	100	100	100	100	100	100	100	100	88	88	100	2,8; 2,9 3,1	(1,2-3,5) (10,8-14,4)	(1,5-3,5) (10,8-15,0)		
18A	B	44-41	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
18B	A	44-41	100	100	-	100	100	100	100	100	88	88	100	3,0; 3,5	(1,1-3,5) (11,0-15,0)	(0,5-3,5) (10,9-15,0)		
18C	B	28-33	100	-	50	100	100	100	100	100	88	88	100	0,5	0,3; 0,5 0,7; 0,9	0,2; 0,3 0,9; 1		
19A	C	44-41	-	-	-	-	-	-	63	-	-	31	25	-	-	-	-	
20A	D	44-41	-	-	-	100	-	100	-	-	25	-	75	-	-	-	-	

TABELA 6.18. Resultados dos testes realizados com os sinais dos detectores da posição (44-41), intervalo (0,1-15) Hz.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE										TAXA (%)		RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D _{II} e D _{III} (Hz)		
	DET.	POS.	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	T	B	Z	TIPO Z		TIPO T	TIPO B	
21A	A	28-33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	13	-	1,01	-	-	-	
21B	B	28-33	100	-	100	100	100	50	25	100	63	63	100	2,40	1,3; 1,6 2,1; 2,7	(0,2-3,6)		
22A	B	28-33	-	-	-	-	-	-	-	-	13	-	-	0,95	-	-	-	
23A	C	28-33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	63	-	0,95	-	-	-	
24A	B	28-33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	75	-	0,98	-	-	-	

TABELA 6.19. Resultados dos testes realizados com os sinais dos detectores da posição (28-33), intervalo (0,1-15) Hz.

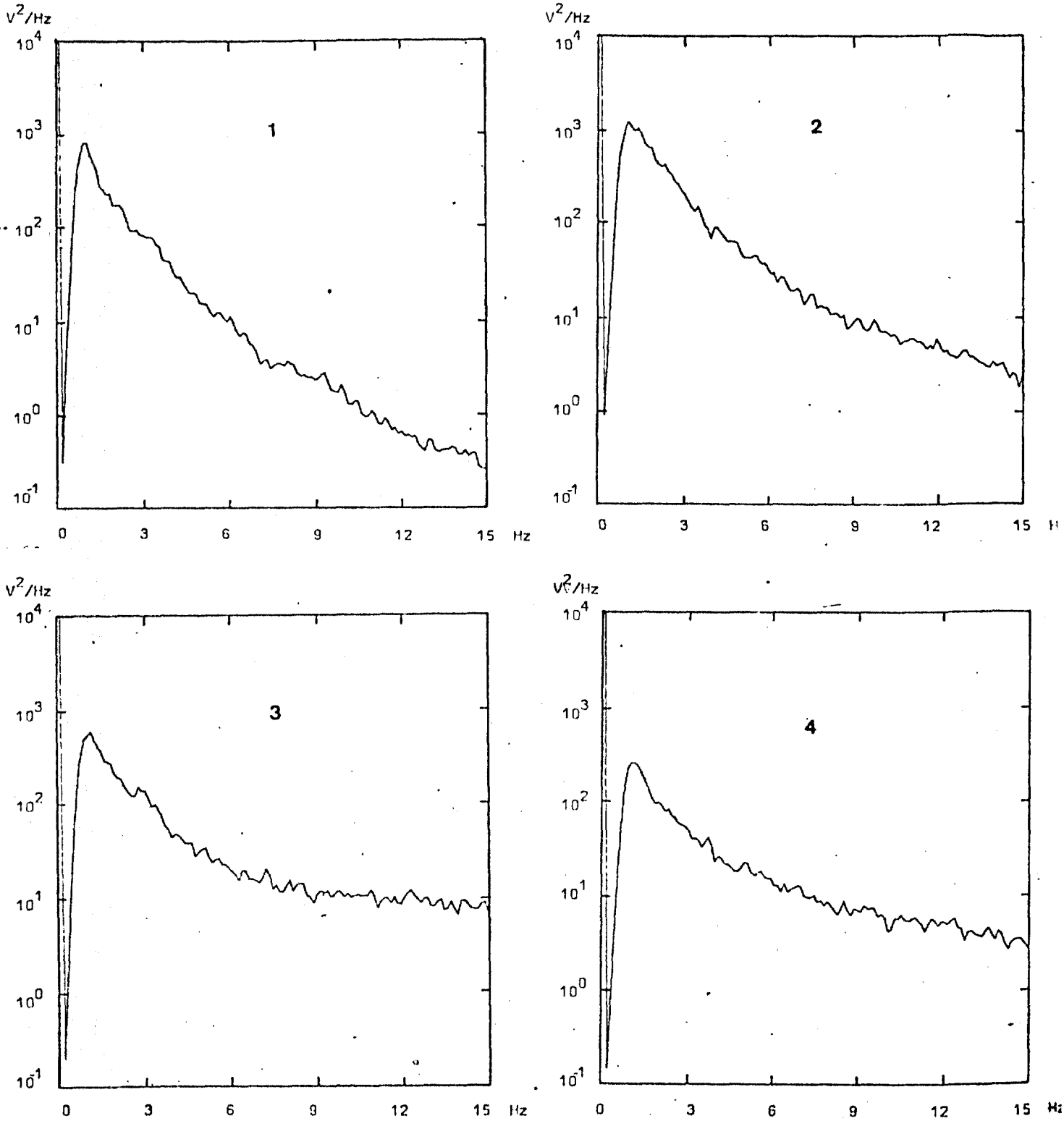


GRÁFICO 6.16. DEP's dos sinais dos detectores da posição (44-41).
 Média de 80 blocos, $\Delta f = 0,12$ Hz .
 (1) detetor D, (2) detetor C, (3) detetor B, (4)
 detetor A .

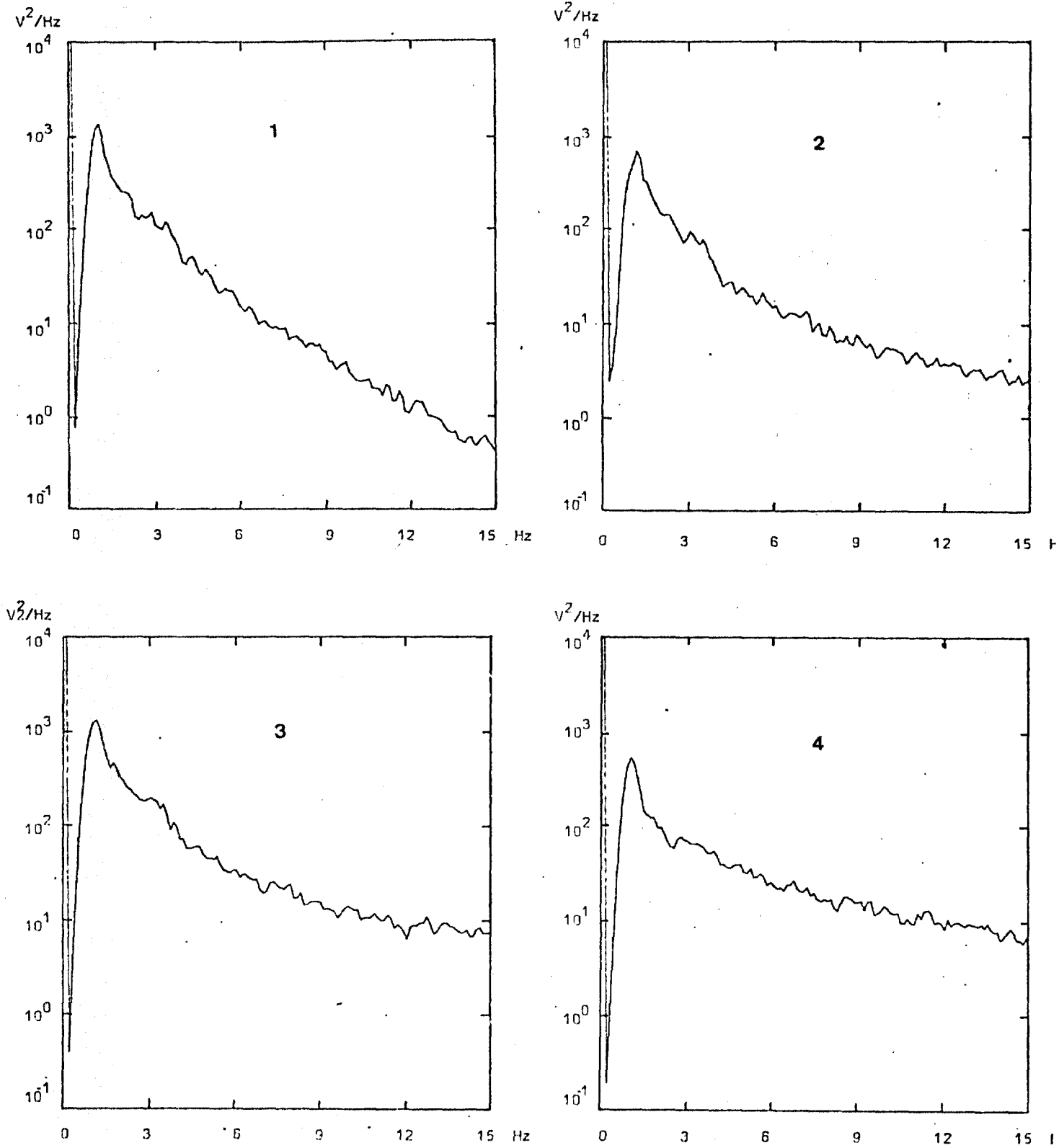


GRÁFICO 6.17. DEP's dos sinais dos detetores da posição (28-33).
 Média de 80 blocos, $\Delta f = 0,12$ Hz .
 (1) detetor D, (2) detetor C, (3) detetor B, (4)
 detetor A .

6.7. Testes com dados de um motor diesel de ensaios do Instituto de Pesquisas Tecnológicas .

Os sinais para este teste foram obtidos em duas posições do sistema motor / diesel/simulador de carga. Os transdutores utilizados foram acelerômetros a quartz com frequência de ressonância de 35 KHz. Os sinais foram obtidos em três regimes' de carga do motor diferentes e estão relacionados na Tabela 6.20, o posicionamento dos acelerômetros é mostrado na Figura 6.5 .

Ponto	Rotação do motor (rpm)	Regime de Carga Newton (N)
1	1200	250
		270
		300
2	1200	250
		270
		300

Tabela 6.20 - Relação dos pontos e o regime de trabalho em que foram obtidos os sinais do motor diesel do IPT .

O motor diesel utilizado é da marca SCANIA, tipo DS11. Na aquisição dos dados estava sendo adicionado álcool hidratado no coletor de admissão a fim de se obter uma substituição parcial de óleo diesel por álcool .

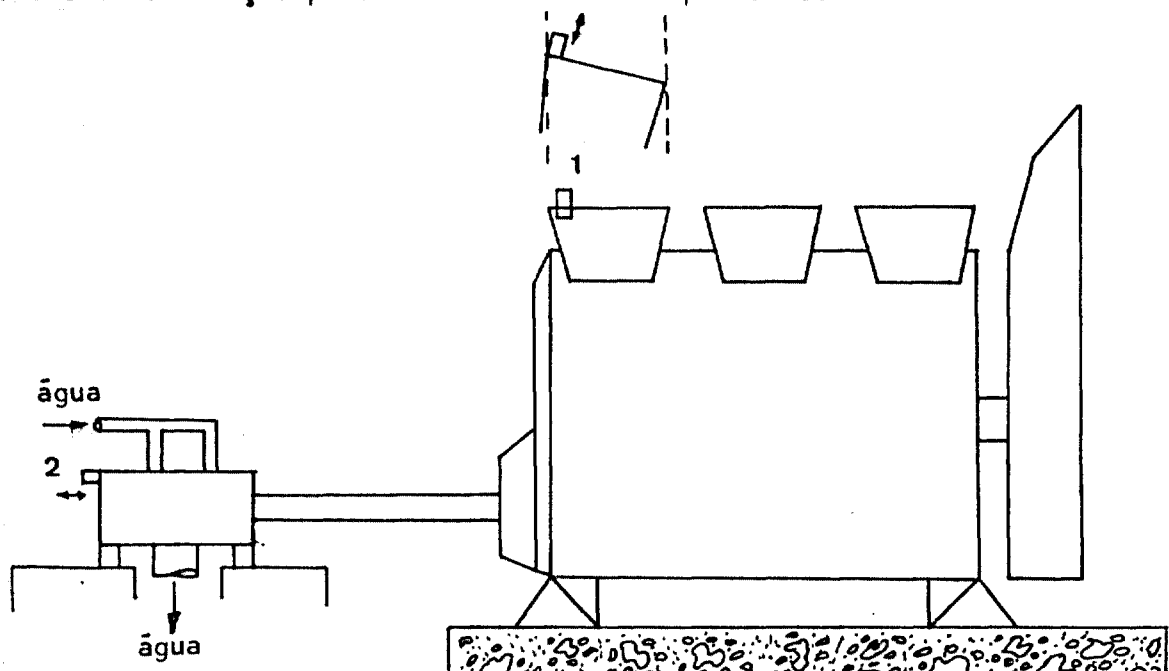


FIG. 6.5. - Montagem do ensaio do motor diesel do IPT, (1) acelerômetro posicionado na cabeça (do motor), (2) acelerômetro posicionado no simulador de carga do motor, as setas indicam o sentido das vibrações medidas .

6.7.1. Considerações práticas da análise .

1) Intervalo de análise .

Para escolhermos o intervalo de análise fizeram-se dois testes relacionados na Tabela 6.21.

Ponto	Regime		Quantidade de blocos	f_{am} (Hz)	f_{an} (Hz)	f_c (Hz)	Gráfico	Resolução em frequência	
	Motor (rpm)	Carga (Newton)						Pontos	Δf (Hz)
2	1200	250	80	5023	2500	3000	6.19	512	4,9

Tabela 6.21. - Relação dos testes realizados para a escolha do intervalo de análise dos sinais obtidos no motor diesel do IPT .

Os sinais gerados pelos acelerômetros foram gravados em 2 canais no modo FM, a velocidade de gravação permitiu uma resposta do gravador em até 1250 Hz /39/. Devido a este fato a frequência superior de análise f_{an} foi escolhida como 2500 Hz .

Analisando os Gráficos 6.18 e 6.19 nota-se que as informações para o ponto 1 são significativas, isto é, têm DEP elevadas, até aproximadamente 2250 Hz, enquanto que para o ponto 2 notamos uma queda a partir de 1500 Hz .

Partindo destes resultados o intervalo de análise (0-1000) Hz foi escolhido, com observância dos fatos:

- 1) Resposta do gravador para a velocidade de gravação utilizada é até 1250 Hz .
- 2) As frequências mais importantes em estudos de vibração mecânica estão no intervalo (0-1000) Hz .
- 3) No ponto 1 tem-se gravação direta e uma análise a frequência mais elevada ' será realizada .

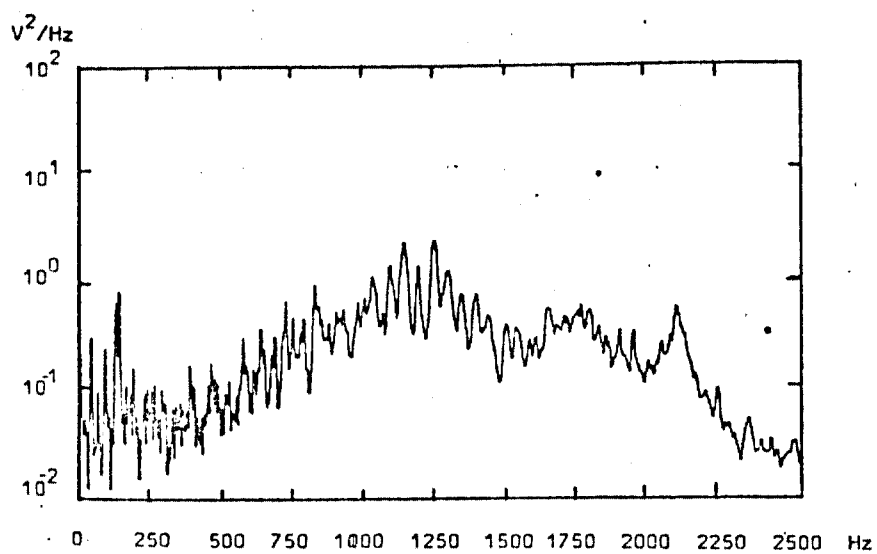


GRÁFICO 6.18. DEP do sinal de vibração do motor, obtido no ponto 1 (Fig. 6.5), 1200 rpm, carga 250 N.
Média de 80 blocos, $\Delta f = 4,9$ Hz .

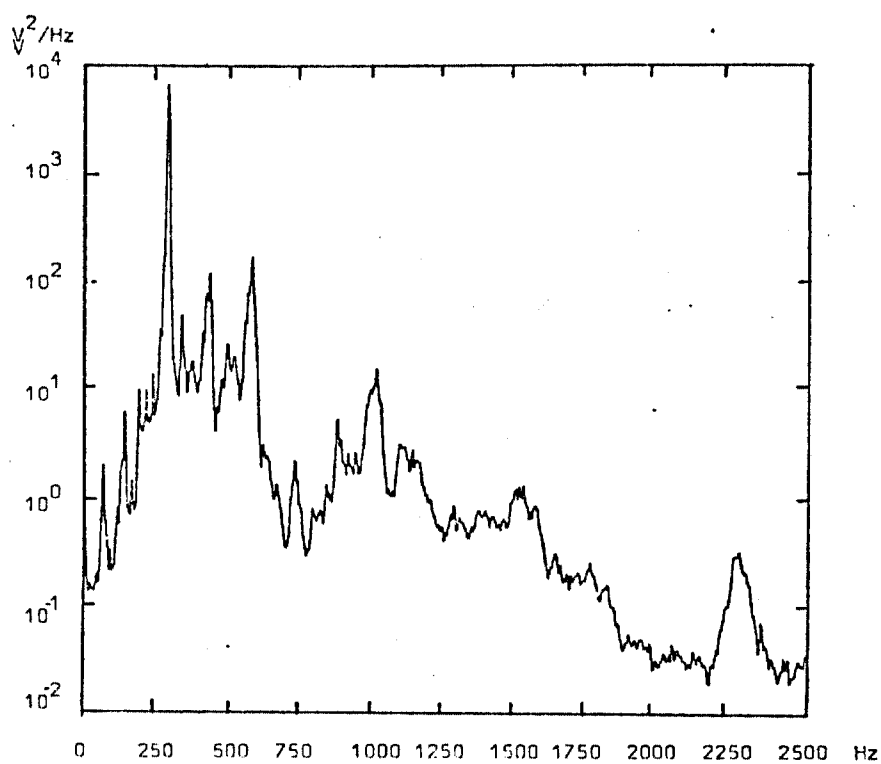


GRÁFICO 6.19. DEP do sinal de vibração obtido no simulador de carga, ponto 2 (Fig. 6.5), 1200 rpm, carga 250 N.
Média de 80 blocos, $\Delta f = 4,9$ Hz .

2) Frequência de amostragem .

Aqui também usamos frequência de amostragem de 4000 Hz, o que diminuirá os erros de superposição nas frequências de análise, principalmente nas análises do ponto 1 que tem DEP significativa acima da frequência máxima de análise. A frequência de corte do filtro anti-aliasing foi de 1200 Hz, $f_{an} = 0,8 f_c$.

3) Quantidades de blocos que definem os espectros .

Com os testes anteriores da bomba notamos que o algoritmo comportou-se bem com os blocos escolhidos para compor a média dos espectros, o mesmo ocorrendo com os testes do reator. Assim escolheu-se para os espectros as seguintes quantidades de blocos ;

DEPZ = 20 blocos, 5 segundos de sinal, $\epsilon_r = 22,3\%$
 DEPT = 80 blocos, 20 segundos de sinal, $\epsilon_r = 11,2\%$
 DEPB = 80 blocos, 20 segundos de sinal, $\epsilon_r = 11,2\%$

6.7.2. Testes realizados no intervalo (0-1000) Hz .

A Tabela 6.22 sintetiza os testes realizados .

Discussão dos testes com dados do motor diesel, intervalo (0-1000) Hz.

Os Gráficos 6.20 e 6.21 ilustram estes testes .

Os resultados obtidos são dados na Tabela 6.23 .

- Na monitoração dos regimes onde o programa aprendeu a característica normal do sistema, testes de Índice A (Tabela 6.23), o algoritmo apresentou dois resultados opostos, enquanto que para o teste 25A acusou uma taxa de alarme falso nula, para o teste 26A acusou uma alta taxa de alarme falso (56%) indicando anormalidade no sinal .

Nestes testes o discriminante mais sensível foi D_{VI} .

- Nos testes de simulação de anomalias com sinais de dois regimes de carga diferentes, testes de Índice B e C (Tabela 6.23) o algoritmo apresentou uma taxa TAD crescente com o aumento de carga no motor, isto é, quanto maior a carga aplicada ao motor um maior número de discriminantes acusava a diferença de

regime, bem como os discriminantes que já acusavam diferenças, tiveram suas taxas TAD aumentadas .

- O discriminante D_{III} acusou sempre os dados na frequência de 858 Hz excedendo seus critérios de aceitação no teste 25B, e os dados na frequências de 562 Hz e 558 Hz, no teste 25C, Gráfico 6.20. No teste 26B, acusou os dados na frequência de 702 Hz e no teste 26C os dados nas frequências de 241 Hz, 359 Hz e 714 Hz excedendo seus critérios de aceitação, Gráfico 6.21.

TESTE Nº	APRENDIZADO		QUANTIDADE DE BLOCOS QUE COMPOEM A MÉDIA DOS ESPECTROS					RESOLUÇÃO EM FREQUÊNCIA		FREQ. DE AMOST. f_{am} (Hz)	FREQ. DE ANAL. f_{AN} (Hz)	GRÁFICO	RESULTADOS TABELA
	PONTO Sinal	CARGA (N)	TEMPO min.	DEPZ (n_1)	DEPT (n_2)	DEPB (n_3)	I.T. (n_4)	P.A. (n_5)	PONTOS (N)				
25	1	250	13	20	80	80	160	560	512	3,9	1000	6.20	6.23
26	2	250	13	20	80	80	160	560	512	3,9	1000	6.21	6.23

TABELA 6.22. Relação dos testes realizados com os sinais obtidos no motor diesel para o intervalo (0-1000)Hz, e os parâmetros utilizados nos testes .

Obs.: I.T. - Intervalo para troca de espectro tendência .
P.A. - Período de aprendizado .

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%)	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D_{II} e D_{III} (Hz)		
	PONTO sinal	CARGA (N)	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B	Z
25A	1	250	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-
25B	1	270	13	-	25	-	63	-	-	-	75	38	50	1,1	858	8; 449
25C	1	300	50	-	100	100	100	50	50	50	100	75	100	1,20	527; 558	(0-1000)
26A	2	250	-	-	-	-	-	81	-	18	48	50	56	1,01	-	(16-51)
26B	2	270	100	-	13	25	-	63	38	25	88	75	88	1,46	702	230; 351 702; 928
26C	2	300	100	-	100	100	100	100	100	100	88	80	100	3,1	242; 359 714	(11-920)

TABELA 6.23. Resultados dos testes realizados com os sinais do motor diesel, intervalo de análise (0-1000)Hz.

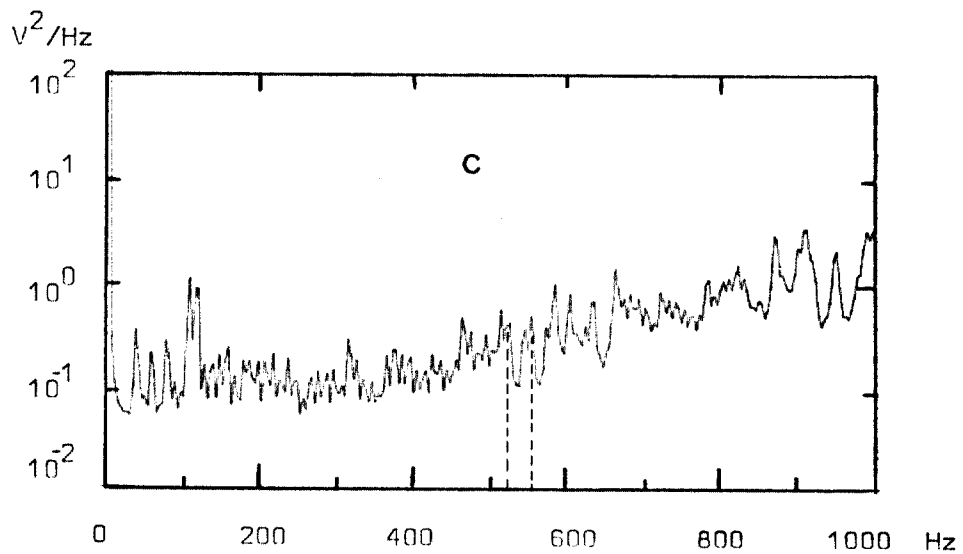
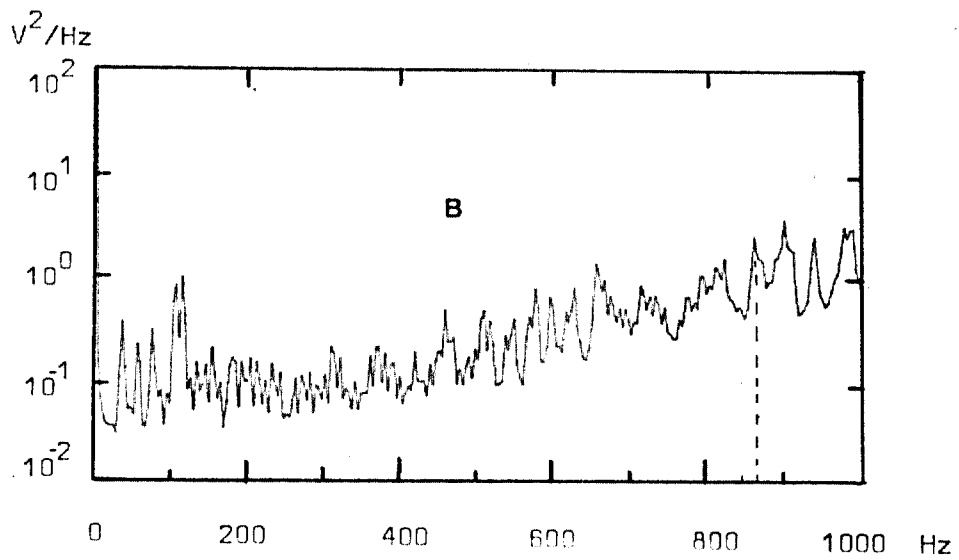
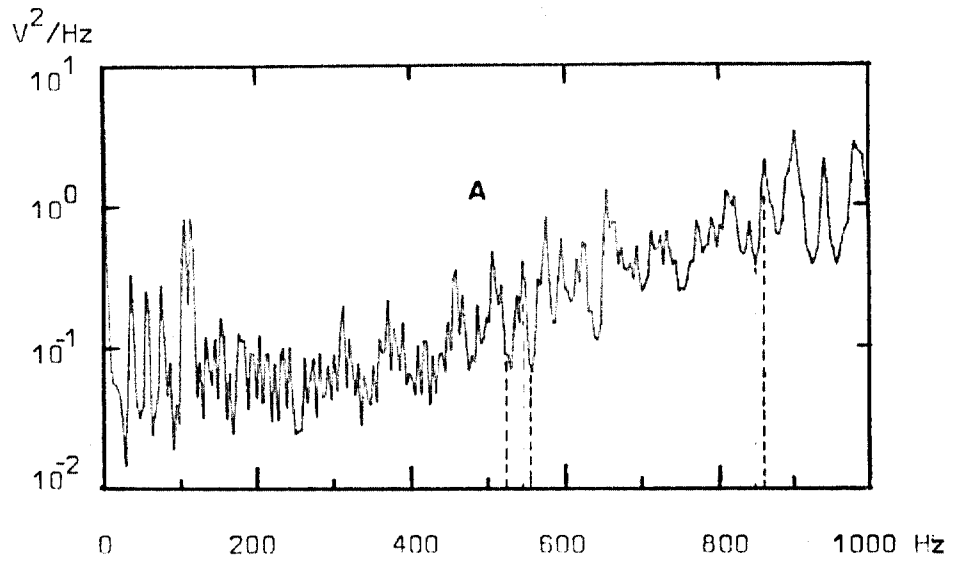


GRÁFICO 6.20 - DEP's do sinal de vibração do motor diesel obtido no ponto 1, (Fig. 6.5), para 3 regimes diferentes de carga. Média de 80 blocos, $\Delta f \approx 3,9$ Hz .
 (A) 250 N, (B) 270 N, (C) 300 N .

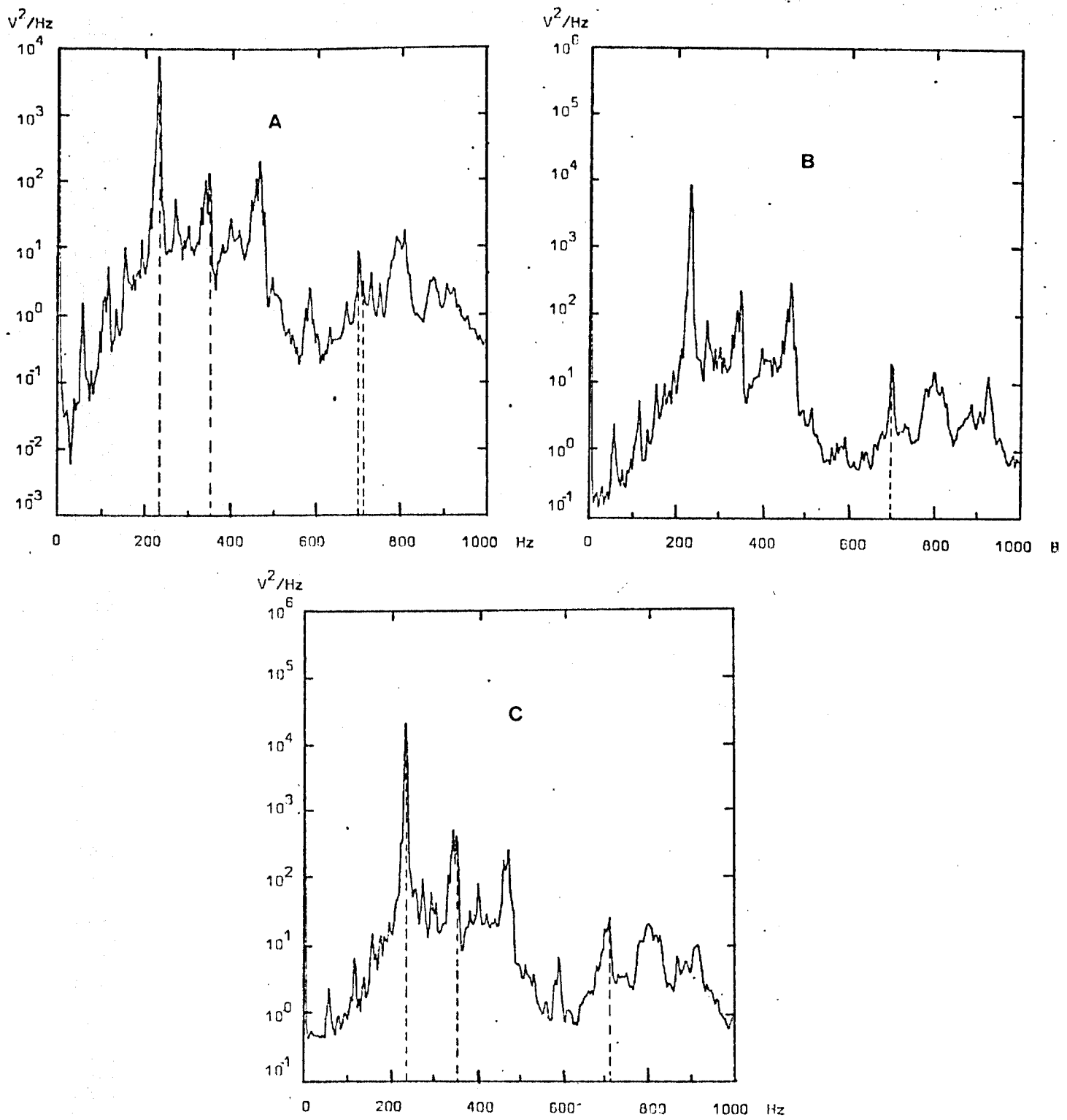


GRÁFICO 6.21. DEP's do sinal de vibração obtido no simulador de carga, ponto 2 (Fig. 6.5), para 3 regimes diferentes de carga. Média de 80 blocos, $\Delta f = 3,9$ Hz.
 (A) 250 N, (B) 270 N, (C) 300 N.

6.7.3. Análise de altas frequências dos dados do motor diesel .

O sinal do ponto 1 também foi gravado diretamente por possuir frequências acima da faixa de resposta do gravador no modo FM. Estes testes são uma análise deste ponto na faixa de Kiloherztz .

Considerações práticas de análise :

1) Intervalo de análise .

Para a escolha do intervalo de análise fez-se um teste para verificar até onde a DEP tinha amplitude significativa. A frequência de amostragem para este teste foi de 140 KHz, isto porque no modo externo a máxima frequência de amostragem é 15 KHz. Como esta frequência é baixa para este teste, fez-se amostragem no modo interno, que só amostra com a frequência de 140 KHz. Portanto a máxima frequência de análise é 70 KHz .

Quantidade de blocos que compõem a média do espectro 80, resolução em frequência 512 pontos, $\Delta f = 136 \text{ Hz}$.

O Gráfico 6.22 é o resultado deste teste. A DEP decai até aproximadamente 40 KHz, o pico em 27 KHz é devido à frequência de ressonância do acelerômetro. Para evitar os efeitos desta ressonância escolheu-se a frequência máxima de análise de 20 KHz. A frequência de corte do filtro anti-aliasing foi de 30 KHz .

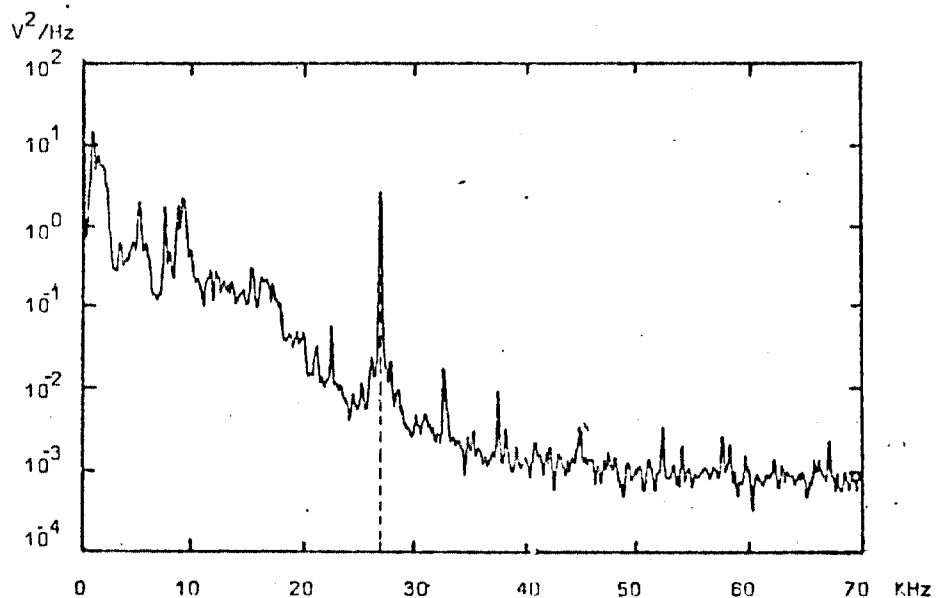


GRÁFICO 6.22 - DEP do sinal de vibração do motor obtido no ponto 1 (Fig. 6.5), 1200 rpm, carga 250 N, média de 80 blocos, $\Delta f = 136 \text{ Hz}$.

2) Frequência de amostragem .

A frequência de amostragem foi de 140 KHz, visto que para se obter a frequência de 20 KHz, de análise, é preciso no mínimo 40 KHz de frequência de amostragem, o que só é possível com amostragem sincronizada no modo interno .

3) Resolução em frequência .

A resolução em frequência foi a máxima possível, 512 pontos em frequência .

4) Quantidade de blocos que definem os espectros .

Com a frequência de amostragem escolhida é possível testar a quantidade de blocos que compõem os espectros. Para esta escolha, fizeram-se os testes de 27 a 30, Tabela 6.23 .

Resultados :

Comparando-se os testes 27 e 28, Tabela 6.24 e 6.25, nota-se que um aumento do número de blocos no espectro instantâneo (Z) melhora a monitoração do sinal, mantendo-se constante os espectros 'tendência e baseline' .

Aumentando o número de blocos no aprendizado, teste 28 e 29, Tabela 6.24 e 6.25, nota-se que a taxa de alarme falso decai sensivelmente .

Aumentando novamente as quantidades de blocos que compõem a média dos espectros, Z, T e B, e mantendo-se aproximadamente a mesma quantidade de blocos no período de aprendizado, teste 30- Tabela 6.24 e 6.25, os discriminantes voltam a acusar altas taxas de alarme .

Baseados nestes resultados a melhor configuração de testes foi a obtida no teste 29, e é a que usamos no último teste .

DEPZ = 40 blocos, 0,292 segundos de sinal; $\epsilon_r = 15,8\%$

DEPT = 80 blocos, 0,584 segundos de sinal; $\epsilon_r = 11,2\%$

DEPB = 80 blocos, 0,584 segundos de sinal; $\epsilon_r = 11,2\%$

Com estes parâmetros definidos anteriormente fizemos o último teste a que foi submetido o algoritmo, neste trabalho .

Os resultados são dados na Tabela 6.25, testes 29, 29A e 29B, e os parâmetros do teste estão sintetizados na Tabela 6.24 - teste 29 .

Discussão dos resultados :

Neste último teste o algoritmo acusou baixas taxas de alarme para alguns discriminantes, quando monitorou o sinal do aprendizado, teste 29, Tabela 6.25 .

Os dados em nenhuma frequência particular foi acusado como excedendo os critérios de D_{11} e/ou D_{111} .

Neste teste os discriminantes menos sensíveis foram D_1 , D_{11} e D_{111} .

TESTE Nº	APRENDIZADO		QUANTIDADE DE BLOCOS QUE COMPÕEM A MÉDIA DOS ESPECTROS					RESOLUÇÃO EM FREQUÊNCIA		FREQ. DE AMOST.	FREQ. DE ANVAL. f_{am} (Hz)	GRÁFICO	RESULTADOS TABELA	
	PONTO sinal (N)	CARGA (N)	TEMPO min.	DEPZ (n_1)	DEPT (n_2)	DEPB (n_3)	I.T. (n_4)	P.A. (n_5)	PONTOS (N)					Δf (Hz)
27	1	250	10	20	80	80	160	720	512	136	140000	20000	-	6.25
28	1	250	9	40	80	80	160	720	512	136	140000	20000	-	6.25
29	1	250	15	40	80	80	160	1200	512	136	140000	20000	6-23	6.25
30	1	250	12	80	160	160	320	1120	512	136	140000	20000	-	6.25

TABELA 6.24. Relação dos testes realizados para a escolha da quantidade de blocos que definem a média dos espectros para os sinais do motor diesel, intervalo de análise (1,0-20,0) KHz, e os parâmetros utilizados.

Obs.: I.T. - Intervalo para troca de espectro tendência.
P.A. - Período de aprendizado.

TESTE Nº	MONITORAÇÃO		TAXA DE ALARME DE DISCRIMINANTE								TAG (%)	TA (%)	RAZÃO DA INTEGRAL DE POT. COMP. Z	FREQUÊNCIAS E FAIXAS DE FREQUÊNCIAS ONDE O PSDREC ACUSOU DIFERENÇAS D_{II} e D_{III} (Hz)	
	PONTO sinal (N)	CARGA (N)	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII				T	B
27	1	250	-	-	-	25	-	38	50	63	63	50	0,75	-	-
28	1	250	-	-	-	50	-	50	25	25	13	25	0,97	-	-
29	1	250	-	-	-	25	-	50	-	25	-	-	1,27	-	-
30	1	250	-	-	-	50	25	50	25	50	63	50	1,12	-	-
29A	1	300	-	-	-	75	25	75	100	50	63	100	0,80	-	-
29B	1	270	-	-	-	50	25	50	50	50	63	50	1,18	-	-

TABELA 6.25. Resultados dos testes realizados para a escolha da quantidade de blocos que definem a média dos espectros, testes 28 a 30, e o resultado dos testes para o intervalo (1-20) KHz, testes 29 A e 29B.

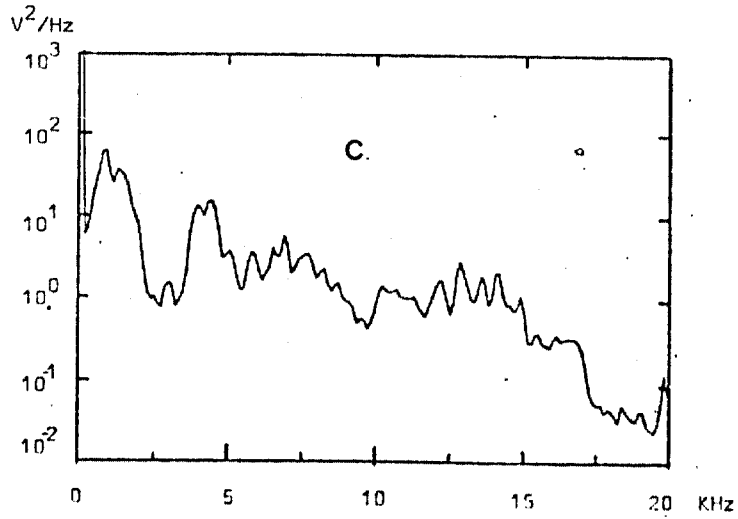
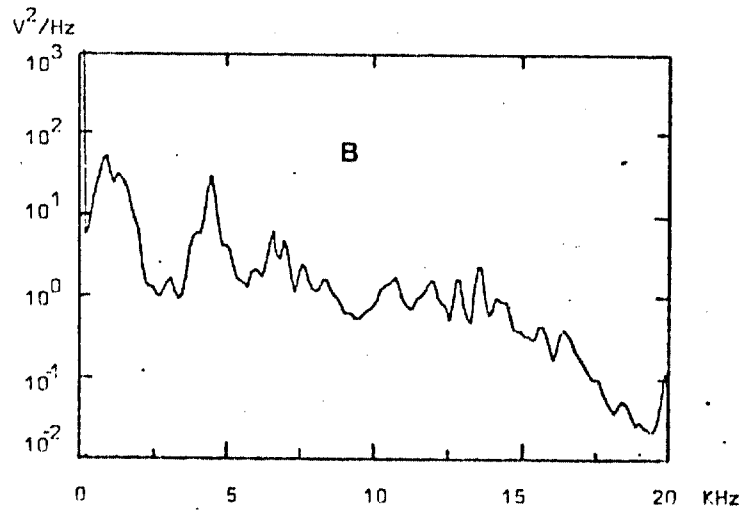
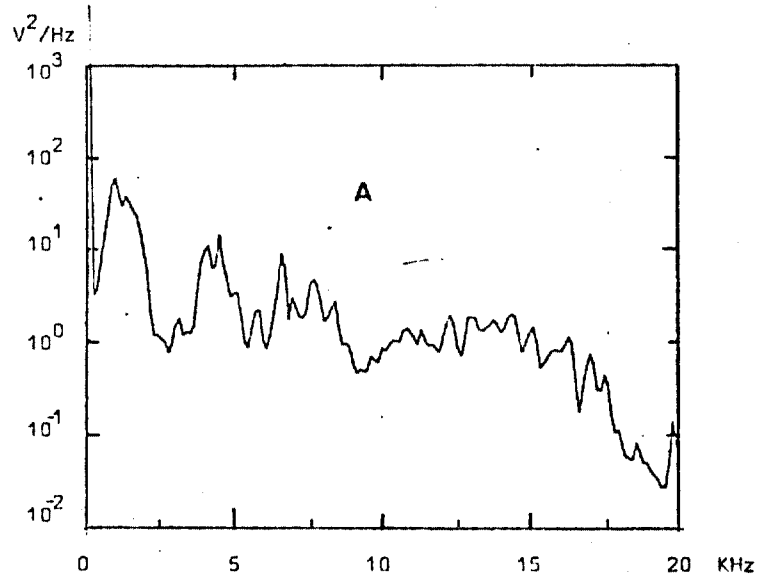


GRÁFICO 6.23. DEP's do sinal de vibração do motor obtido no ponto 1 (Fig. 6.5) para 3 regimes diferentes de carga. Média de 80 blocos, $\Delta f = 136 \text{ Hz}$. (A) 250 N, (B) 270 N, (C) 300 N.

SISTEMAS ONDE SE OBTIVE O SINAL	INTERVALO DE ANÁLISE (Hz)	TESTES Nº	RESULTADOS TABELAS	GRÁFICOS
Motor/bomba	(0-1000)	1A-1F	6.4 - pg. 73	6.4 - pg. 75
		2A-2D	6.5 - pg. 73	6.5 - pg. 75
		3A-3D	6.6 - pg. 74	6.6 - pg. 75
		4A-4C	6.7 - pg. 74	6.7 - pg. 76
Reator Nuclear BWR	(0-200)	5A-5F	6.9 - pg. 80	6.8 - pg. 82
		6A-6D	6.10 - pg. 80	6.9 - pg. 82
		7A-7D	6.11 - pg. 81	6.10 - pg. 82
		8A-8C	6.12 - pg. 81	6.11 - pg. 83
Reator Nuclear BWR	(0,3-40)	9-12	6.15 - pg. 93	6.14 - pg. 94
		13-16	6.16 - pg. 93	6.15 - pg. 95
	(0,1-15)	17-20	6.18 - pg. 99	6.16 - pg. 100
		21-24	6.19 - pg. 99	6.17 - pg. 101
Motor Diesel	(0-1000)	25-26	6.23 - pg. 107	6.20 - pg. 108 6.21 - pg. 109
	(1000-20000)	29	6.25 - pg. 113	6.23 - pg. 114

TABELA 6.26. - Relação Geral dos testes realizados com os sinais dos três sistemas.

6.8. Conclusões Gerais

- Considerando que uma taxa de alarme falso (TA) menor ou igual a 25% é satisfatória, concluímos que o algoritmo correspondeu plenamente ao esperado em todos os sistemas ensaiados. Nos testes com sinais de vibrações do conjunto motor/bomba, monitorou o sinal do aprendizado como normal em 100% das situações testadas. Nos testes com sinais do fluxo de nêutrons do reator BWR, monitorou o sinal do aprendizado como normal em 75% das situações testadas. Nos testes com sinais de vibrações do motor diesel monitorou o sinal do aprendizado como normal em 2 dos 3 testes realizados .

- Na simulação de situações anômalas o algoritmo apresentou quase sempre uma alta sensibilidade de reconhecimento, tanto para as situações de mudança de regime do sistema ensaiado (bomba e motor diesel) como para simulação de anomalias genéricas (sinais de outros pontos do sistema) .

- Com os testes realizados, constatou-se que as características da vibração e do fluxo de nêutrons é uma propriedade do ponto onde se obteve o sinal. Isto vem reforçar as potencialidades de utilização da técnica de reconhecimento padrão para vigilância automática de sistemas dinâmicos por meio de sinais aleatórios, pois esta técnica possui a propriedade de "aprender" as características estatísticas do sinal em um ponto genérico do sistema .

- Com respeito ao desempenho de cada discriminante nos testes realizados, é difícil estabelecer uma correspondência entre uma ocorrência anômala ensaiada e o (s) discriminantes que a acusam, isto porque os discriminantes são muitas vezes redundantes. Para os sinais aleatórios testados, raramente apenas um discriminante acusa uma situação anômala ensaiada .

- Nos testes de simulação de anomalias, situações de mudança de regime do sistema (motor/bomba) constatou-se que em alguns casos o programa acusou uma baixa taxa de alarme (TA), isto sugere o seguinte :

Alguns sistemas podem operar em várias condições normais. Em uma monitoração em tempo real por algoritmos baseados em reconhecimento padrão não é interessante parar a monitoração e ter-se que aprender totalmente uma nova situação normal, ao invés disso poderíamos incorporar somente algumas informações nos parâmetros de discriminação já existentes e continuar a monitoração desse novo regime. Assim, a

priori definir-se-iam algumas condições normais e o algoritmo aprenderia estas condições, ao ser apresentado a uma nova situação que não se enquadrasse nestas previamente definidas ele obteria os critérios de discriminação utilizando os já existentes que estivessem mais próximo da situação apresentada .

- Para uma monitoração em tempo real o programa precisa ser melhorado em termos de saída de resultados. Existe deficiência nas informações guardadas requerendo o experimentador um trabalho extra que deve ser automatizado para monitoração em tempo real. São precisos parâmetros de identificação de classes .

- Encontramos uma grande dificuldade nos testes em estabelecer as quantidades de blocos que compunham a média dos espectros e principalmente do período de aprendizado. Nos testes realizados, os parâmetros usados foram satisfatórios e estão fundamentados nas referências consultadas, visto que uma certa experiência com os sistemas envolvidos e com os sinais utilizados é necessário, o que nos faltava. Um estudo mais acentuado destes parâmetros também não foi possível devido a insuficiência de sinal gravado disponível .

- Em monitoração em tempo real de sistemas dinâmicos um ponto importante é a velocidade que o dispositivo de monitoração automática leva para reconhecer uma situação anômala. No programa PSDREC para as situações ensaiadas este tempo foi determinado basicamente pelo tempo de aquisição dos dados que compunham o espectro instantâneo Z .

Nos testes com sinais do conjunto motor/bomba este tempo foi de aproximadamente 16 seg. para o intervalo (0-1000) Hz, 23 seg. para o intervalo (0-200) Hz .

Nos testes com sinais do reator este tempo foi de aproximadamente 2,6 minutos para o intervalo (0,3 - 40) Hz, 7,6 minutos para o intervalo (0,1 - 15) Hz .

Nos testes com sinais do motor diesel este tempo foi de aproximadamente 27 segundos para o intervalo (0-1000) Hz, 30 seg para o intervalo (1000-20000) Hz .

Conclusões a respeito destes tempos é difícil, pois não temos meio de compará-los com algum tempo de referência. O ideal seria compará-los com os tempos de resposta da instrumentação eletrônica usada normalmente no controle destes sistemas. Porém enfatizamos que os tempos de respostas no nosso caso ficou basicamente restrito ao tempo de aquisição dos dados, que têm uma certa flexibilidade de escolha, portanto passíveis de serem ainda diminuídos ainda mais com uma melhor definição dos parâmetros de análise .

- Os ensaios com o algoritmo, além de propiciar o estudo da teoria envolvida, permitiram a familiarização com todas as etapas necessárias para análise de ruído de sinais gravados em fita magnética por sistemas digitais. Isto é muito relevante, visto que a tendência é incrementar o uso de computadores nesta área.

- Com base nas conclusões anteriores pode-se estabelecer que o código PSDREC mostrou ser potencialmente utilizável para fins de vigilância automática de reatores nucleares, utilizando-se sinais nêtrônicos, e sistemas rotativos onde a vibração é um parâmetro importante para verificação das condições de operação .

6.9. Sugestões para trabalhos futuros

a) Melhoria no 'software' do algoritmo .

1 - Para uma monitoração em tempo real é preciso otimizar as saídas e armazenamento dos resultados. Para isso sugere-se :

- A criação de uma área exclusiva em disco para arquivamento de situações anômalas com uma série de informações que a 'posteriori' possa ser estudada. O programa já guarda em disco os espectros anômalos que ocorrem mas a maneira como é armazenado e as informações contidas devem ser reestruturadas. Da maneira como é feito, se a área disponível do disco é preenchida o programa é abortado pelo executivo , o que não deve ocorrer em uma monitoração em tempo real.

Se uma área exclusiva de armazenamento de dados for criada convenientemente poderá evitar o término da monitoração para falta de memória em disco. O executivo poderá checar se esta área está completa e se este evento ocorrer um programa de comandos indiretos será executado, transferindo arquivos desta área para fita magnética liberando, assim, memória em disco para uso pelo algoritmo. Isto tornará o programa completamente automático evitando paradas em operação por não haver mais memória em disco .

2 - Esta versão do PSDREC analisa um sinal somente; sugere-se aumentar esta capacidade para vários sinais, o que tornará o programa mais realístico. Para isso é necessário :

- a) aumentar a capacidade de memória em disco para 2,5 MW¹ e a memória real do PDP-11/45 do Centro de Engenharia Nuclear do IPEN .

¹ 'Megawords'

- b) Alterar o 'software' para incorporar esta capacidade de análise, principalmente nas rotinas de aquisição de dados, de entrada saída de dados e na rotina principal da estrutura 'overlay' do programa .
- 3) Incorporar ao algoritmo uma rotina que examine o circuito eletrônico através de um sinal de teste, que poderia ser ruído branco, isto eliminará a incerteza de mal funcionamento do sistema eletrônico ao se constatar anomalia na monitoração de um sistema dinâmico. Estes testes seriam muito importantes, no caso de estar se trabalhando com monitoração de vários sinais . Esta rotina dever ter a capacidade de comutar automaticamente um circuito de entrada ao sinal e testa-lo .
- 4) Incorporar ao algoritmo informações que possibilitem a introdução do conceito de classes .
- b) Melhoria no sistema digital utilizado .
- 1) O olho humano é um dispositivo que, juntamente com o cérebro, forma um sistema de reconhecimento padrão extremamente eficiente, mas só pode trabalhar se os dados são apresentados em uma forma conveniente .

Uma forma eficiente de apresentar dados é utilizar-se de sistemas graficados X-Y de alta resolução e velocidades, tais como os terminais TEKTRONIX - X-Y .

Uma maneira eficiente de gravação de gráficos é essencial, se muitos dados precisam ser manuseados .

Terminais que possibilitem gráficos múltiplos, superpostos e deslocados (tais como DEP e CPSD) melhora significativamente a utilização do olho humano. Uma vez que uma tendência tenha sido identificada, análises quantitativas de características específicas da tendência podem ser feitas .

'Software' para tais terminais podem ser desenvolvidos ou obtidos se um terminal de vídeo X-Y estiver disponível e incorporado ao sistema de análise. Quase todos os laboratórios que realizam este tipo de trabalho têm um eficiente sistema de terminais gráficas e gravação de informação. Assim sugerimos incorporar ao sistema utilizado um terminal que possua estas características .

c) Trabalhos relacionados .

- 1) Realizar um trabalho em digitação em fita magnética para fins de análise espectral digital. Confeção de um 'driver' eficiente para tal tarefa .

O emprêgo de sinais gravados analogicamente tem o inconveniente de que o uso contante da fita introduz ruído indesejável no sinal, isto não ocorre com dados gravados digitalmente .

- 2) Realizar um trabalho de levantamento e catalogação de espectros na área de reatores nucleares de potência para posterior consultas em diagnósticos. Este trabalho pode ser realizado na biblioteca do IPEN .

O resultado deste trabalho serviria como referência para eventuais estudos nas centrais brasileiras .

- 3) Um estudo acurado de teorias envolvidas em escolha de populações para estimativas de variáveis aleatórias. Este estudo serviria como fundamento para a escolha do período de aprendizado em processos de reconhecimento padrão que usam discriminantes estatísticos .

d) Experimentos relacionados ao trabalho .

- 1) Utilizar o algoritmo para monitorar o circuito experimental de água do CEN. Este circuito pode simular dois tipos de reator PWR e BWR. Situações anômalas podem ser simuladas. Testes de monitoração usando outros parâmetros físicos tais como : pressão e vazão podem ser realizados. Comparar o desempenho do algoritmo com a instrumentação normal do circuito em questão de tempo de identificação de situações anômalas .
- 2) Programar uma bateria de condições anômalas que possam ser simuladas no circuito de água e estudá-las com o algoritmo, levando-se assim toda a evolução das situações. Esses resultados podem ser significativos para uso como referência nas centrais nucleares brasileiras.
- 3) Testar o algoritmo em tempo real com sinais de fluxo de nêutrons do reator IEA-R1 .

e) Outras áreas que podem ser utilmente investigadas .

- 1) No Brasil é interessante a aplicação destas técnicas para monitoração automática de outros sistemas tais como : turbinas hidráulicas, turbinas a gaz, motores de navio. Portanto sugere-se um estudo destes sistemas em termos de sinais aleatórios para monitoração automática por técnica de reconhecimento padrão .

APÊNDICE A

Expressões necessárias para os cálculos das médias e variâncias teóricas das distribuições Gaussianas que descrevem os discriminantes D_{IV} e D_V .

$$y_i = \log \left[\frac{P_1(f_i)}{P_2(f_i)} \right] = \log \left[\frac{\chi_{2n_1}^2 / 2n_1}{\chi_{2n_2}^2 / 2n_2} \right] \quad (\text{A.1})$$

$$D_{IV} = \frac{1}{r} \sum_i y_i \quad (\text{A.2})$$

$$\mu_{(D_{IV})} = \mu_y \quad (\text{A.3})$$

$$\sigma_{(D_{IV})} = \sigma_y / \sqrt{r} \quad (\text{A.4})$$

de A.1 tem-se ;

$$y = \log \frac{\chi_{2n_1}^2}{2n_1} - \log \frac{\chi_{2n_2}^2}{2n_2} \quad (\text{A.5})$$

notando,

$$y_1 = \ln (\chi_{2n_1}^2 / 2n_1) \quad (\text{A.6})$$

$$y_2 = \ln (\chi_{2n_2}^2 / 2n_2) \quad (\text{A.7})$$

por mudança de base chega-se a :

$$\mu_y = \frac{1}{\ln(10)} \left[\mu_{y_1} - \mu_{y_2} \right] \quad (\text{A.8})$$

$$\sigma_y = \frac{1}{\ln(10)} \left(\sigma_{y_1}^2 + \sigma_{y_2}^2 \right)^{1/2} \quad (\text{A.9})$$

De acordo com a referência /38/, a média μ_{y_1} e variância σ_{y_1} de (A.6) e (A.7) são dados por funções digama e trigama ,

$$\mu_{y_1} = \psi(n_1) - \ln(n_1) \text{ e } \sigma_{y_1} = \psi^1(n_1) \quad (\text{A.10})$$

$$\mu_{y_2} = \psi(n_2) - \ln(n_2) \text{ e } \sigma_{y_2} = \psi^1(n_2) \quad (\text{A.11})$$

Uma aproximação assintótica para ψ e ψ^1 dada em /38/ resulta ,

$$\psi(n) - \ln(n) = -\frac{1}{2n} - \frac{1}{12n^2} + \frac{1}{120n^4} - \frac{1}{252n^6} + \dots \quad (\text{A.12})$$

$$\psi^1(n) = \frac{1}{n} + \frac{1}{2n^2} + \frac{1}{6n^3} - \frac{1}{30n^5} + \frac{1}{42n^7} - \frac{1}{30n^9} + \dots \quad (\text{A.13})$$

Para D_V o procedimento é análogo a D_{IV}

$$z_i = \left\{ \log \left(\frac{P_1(f_i)}{P_2(f_i)} \right) \right\}^2 = y^2 \quad (\text{A.14})$$

$$D_V = \frac{1}{r} \sum_i z_i \quad (\text{A.15})$$

Pelo teorema do limite central tem-se ,

$$\mu(D_V) = \mu_z \quad (\text{A.16})$$

$$\sigma(D_V) = \sigma_z / \sqrt{r} \quad (\text{A.17})$$

$$\text{como } \mu_z = E(z) = E(y^2) \quad (\text{A.18})$$

onde $E(\)$ é a esperança matemática, deduz-se :

$$\mu_z = E \left[(y - \mu_y)^2 + 2y \mu_y - \mu_y^2 \right]$$

$$\mu_z = E \left[(y - \mu_y)^2 \right] + 2\mu_y E(y) - \mu_y^2$$

$$\mu_z = \sigma_y^2 + \mu_y^2 \quad (\text{A.19})$$

Para

$$\sigma_z^2 = E \left[(z - \mu_z)^2 \right] = E \left[\left(y^2 - (\sigma_y^2 + \mu_y^2) \right)^2 \right] \quad (\text{A.20})$$

deduz-se

$$\sigma_z^2 = E \left\{ (y - \mu_y)^2 + \left[2\mu_y (y - \mu_y) - \sigma_y^2 \right] \right\} =$$

$$= E \left\{ (y - \mu_y)^4 + 4\mu_y (y - \mu_y)^3 - 2\sigma_y^2 (y - \mu_y)^2 + \right.$$

$$\left. + \left[2\mu_y (y + \mu_y) - \sigma_y^2 \right]^2 \right\}$$

$$\sigma_z^2 = \overline{Y_C^4} + 4\mu_y \overline{Y_C^3} - 2\sigma_y^4 + E \left[4\mu_y^2 (y - \mu_y)^2 - 4\mu_y \sigma_y^2 (y - \mu_y) + \sigma_y^4 \right]$$

$$\sigma_z^2 = \overline{Y_C^4} + 4\mu_y \overline{Y_C^3} - \sigma_y^4 + 4\mu_y^2 \sigma_y \quad (\text{A.21})$$

A média e variância, μ_y e σ_y , são obtidas das expressões de D_{IV} , no entanto

as expressões para o terceiro (\bar{Y}_C^3) e quarto (\bar{Y}_C^4) momento central de y precisam ser derivadas. Por definição,

$$\bar{Y}_C^4 = E \left[(y - \mu_y)^4 \right] = \left(\frac{1}{\ln(10)} \right)^4 E \left[(y_1 - \mu_{y_1}) - (y_2 - \mu_{y_2}) \right]^4 \quad (\text{A.22})$$

tomando

$$\delta y_1 = y_1 - \mu_{y_1} \quad (\text{A.23})$$

$$\delta y_2 = y_2 - \mu_{y_2} \quad (\text{A.24})$$

$$\bar{Y}_C^4 = E \left[(\delta y_1 - \delta y_2)^4 \right] \left(\frac{1}{\ln(10)} \right)^4 \quad (\text{A.25})$$

Assumindo que y_1 e y_2 são independentes, de (A.25) chega-se a,

$$\bar{Y}_C^4 = (\bar{Y}_{1C}^4 + 6\sigma_{y_1}^2 \sigma_{y_2}^2 + \bar{Y}_{2C}^4) \left(\frac{1}{\ln(10)} \right)^4 \quad (\text{A.26})$$

Analogamente para o terceiro momento,

$$\bar{Y}_C^3 = E \left[(\delta y_1 - \delta y_2)^3 \right] \left(\frac{1}{\ln(10)} \right)^3 \quad (\text{A.27})$$

da mesma maneira chega-se a ,

$$\bar{Y}_C^3 = (\bar{Y}_{1C}^3 - \bar{Y}_{2C}^3) \left(\frac{1}{\ln(10)} \right)^3 \quad (\text{A.28})$$

A referência /38/ define \bar{Y}_{1C}^3 , \bar{Y}_{2C}^3 , \bar{Y}_{1C}^4 e \bar{Y}_{2C}^4 em termos da função poligama,

$$\bar{Y}_{1C}^3 = \psi'''(n_1) \quad ; \quad \bar{Y}_{2C}^3 = \psi'''(n_2) \quad (A.29)$$

$$\bar{Y}_{1C}^4 = \psi''''(n_1) + 3\sigma_{Y_1}^4 \quad ; \quad \bar{Y}_{2C}^4 = \psi''''(n_2) + 3\sigma_{Y_2}^4 \quad (A.30)$$

e dá as aproximações assintóticas como segue ,

$$\psi'''(n) = - \frac{1}{n^2} - \frac{1}{n^3} - \frac{1}{2n^4} + \frac{1}{6n^6} - \frac{1}{6n^8} + \frac{3}{10n^{10}} - \dots \quad (A.31)$$

$$\psi''''(n) = \frac{2}{n^3} + \frac{3}{n^4} + \frac{2}{n^5} - \frac{1}{n^7} + \frac{4}{3n^9} - \frac{3}{n^{11}} + \dots \quad (A.32)$$

Passos para o cálculo teórico

- a) Calcular os valores numéricos para μ_{Y_1} , μ_{Y_2} , σ_{Y_1} , σ_{Y_2} , \bar{Y}_{1C}^3 , \bar{Y}_{2C}^3 , \bar{Y}_{1C}^4 e \bar{Y}_{2C}^4 usando as aproximações, assintóticas, equações (A.12), (A.13), (A.29), (A.30)
- b) A seguir calcular μ_Y (A.8), σ_Y (A.9), \bar{Y}_C^3 (A.28), \bar{Y}_C^4 (A.26)
- c) Calcular μ_Z (A.19), σ_Z (A.21)
- d) Calcular $\sigma_{(D_{IV})}$ (A.4), $\sigma_{(D_V)}$ (A.17)

Com estes cálculos tem-se $\mu_{(D_{IV})}$, $\sigma_{(D_{IV})}$, $\mu_{(D_V)}$, $\sigma_{(D_V)}$

APÊNDICE B

Sistema Digital onde está implantado o algoritmo PSDREC

O sistema digital usado está configurado para a aquisição e processamento de dados de um circulador de hélio do CEN, sua utilização para a implantação do programa PSDREC deve-se ao fato de que este sistema possui as características físicas necessárias para suportar o programa e realizar a tarefa real a que se propõe o algoritmo, isto é, monitoração em tempo real de sistemas dinâmicos.

Este sistema é composto de um computador PDP-11/45 da Digital Equipment Corporation (DEC) com 32 KW¹ de memória física, tipo ferrite, e a palavra com 16 bits. Esta memória pode ser expandida até um máximo de 128 KW. O sistema é completado com as seguintes unidades periféricas * :

- a) Unidade de disco magnético, tipo RK05, com capacidade de 1,25 MW².
- b) Unidade de fita magnética, tipo TU-10, de 9 trilhas e 800 BPI.
- c) Unidade de leitura/perfuração de fita de papel, tipo PC11 de alta velocidade, 300 caract/seg na leitura, 50 caract/seg na perfuração.
- d) Terminal impressor, tipo LA30s, velocidade de 300 bauds.
- e) Conversor analógico/digital (A/D), tipo ADF11, com 192 canais, multiplexado eletronicamente, número digitado em 12 bits, ganho variável com valores 1,2, 4,8, tensão de entrada unipolar máxima de 10v, disparo no modo interno ou externo. Frequência máxima de amostragem no modo canal simples de 140 KHz em disparo no modo interno e 15 KHz em disparo externo.
- f) Terminal de vídeo, tipo VT05B, velocidade de 2400 bauds.

O Sistema operacional

O sistema operacional usado é o RSX11M da Digital com características próprias para aplicações em análise de processos em tempo real. Projetado exclusivamente para a série PDP-11 da DEC, este sistema operacional ocupa 10 kw de memória. Portanto a memória real para o programa é de 22 kw. A acomodação do algoritmo nesta memória foi realizado em estrutura "overlay" e seu maior segmento ocupa 20,2 kw de memória. Maiores detalhes sobre a estrutura "overlay" e considerações de implantação do algoritmo são possíveis na referência /2/.

* Todas da DEC .
 1 'Kilowords'
 2 'Megawords'

APÊNDICE CIdentificação do equipamento eletrônico utilizado, Fig. 6.1. .

- 1) Gravador frequência modulada e gravação direta : 2 canais FM e 2 canais GD, velocidades típicas usadas, 1 7/8, 3 3/4, 7 1/2, polegadas por segundo. Identificação :

Marca : HEWLETT PACKARD
Modelo : 3960 INSTRUMENTATION RECORDER

- 2) Fonte de tensão DC. valor de tensão usada aproximadamente 5 V . Identificação :

Marca : HEWLETT PACKARD
Modelo : 621A POWER SUPPLY

- 3) Filtro anti-aliasing, valores usados de frequência de corte Hz e KHz, taxa de decaimento 48 dB/oitava. Identificação :

Marca : HOCKLAND
Modelo : SYSTEM 816

- 4) Disparador externo do conversor A/D, valor usado, onda quadrada de nível superior aproximadamente 2,1 V e nível inferior aproximadamente 0,7 V. Identificação :

Marca : TEKTRONIX
Modelo : FG501

- 5) Conversor A/D, valor usado, ganho 1 (tensão máxima de entrada unipolar de 10 V) disparo no modo interno e externo. Identificação :

Marca : DIGITAL EQUIPMENT CORPORATION
Modelo : ADF11

- 6) Computador digital. Identificação :

Marca : DIGITAL EQUIPMENT CORPORATION
Modelo : PDP-11/45

Equipamento Auxiliar

7) Frequencímetro digital. Identificação :

Marca : HEWLETT PACKARD
Modelo : MEASURING SYSTEM 5300 A
UNIVERSAL COUNTER 5300A

8) Osciloscópio. Identificação :

Marca : HEWLETT PACKARD
Modelo : 141A

APÊNDICE D

Execução típica do programa PSDREC.

D.1. Dialôgo inicial entre o operador e o algoritmo, respostas típicas .

```

PSD STATISTICAL RECOGNITION SYSTEM

1 NEW RUN? Y
2 TITLE? PSD
3 LOG (2) N? 10
4 SAMPLING RATE? 2.557
5 HANN WINDOW? Y
6 ANALYZE ENTIRE FREQ RANGE? Y
7 DETECTION INTERVAL? 20
8 BLOCKS IN TREND PSD? 40
9 TREND INTERVAL? 80
10 BLOCKS IN LEARNING PERIOD? 280
11 BLOCKS IN BASE PSD? 80
12 TIPO DE ANAL. P/O QUAL SE QUER GRAFICO      1
13 GRAFICO DE RATIO ?                          Y
14 GRAFICO DOS DOIS PSDS ?                     Y
15 ESCALA VERTICAL LOG ?                       Y
16 ESCALA HORIZONTAL LOG ?                     N

```

Possíveis respostas entre o operador e o algoritmo .

- (1) Y ou N; Caso a resposta seja N devem existir dois arquivos de dados onde o programa irá obter as informações necessárias para sua execução, estes arquivos devem ter sido gerados em uma execução passada e que agora se quer contnuar. Se a resposta for Y uma sequência de perguntas será feita .
- (2) Um nome qualquer com até 28 caracteres alfa numéricos, serve para identificar arquivos abertos durante a execução do programa .
- (3) Um número inteiro de 4 a 10, indica o número de pontos amostrados do sinal analógico, é o tamanho do bloco de dados a ser usado para a FFT .
- (4) Frequência de amostragem usada, em KHz. No modo disparo externo, frequência máxima de 15 KHz. No modo disparo interno frequência máxima de 140 KHz.
Obs: estes valores são os usados pelo sistema do IPEN, outros sistemas poderão ter outros valores .

- (5) Y ou N. Se a resposta for Y será usada a janela de tempo Hanning, caso seja N não será usada a janela Hanning .
- (6) Y ou N. Se a resposta for Y será analisada toda a faixa possível. Se a resposta for N, haverá uma sequência de perguntas, para definição dos intervalos de análise, é possível a análise de até 10 intervalos distintos .
- (7) Um número inteiro. Este é o n_1 da estatística, define a quantidade de blocos que entrará na média do espectro DEPZ .
- (8) Um número inteiro. Este é o n_2 da estatística, define a quantidade de blocos que entrará na média do espectro DEPT .
- (9) Um número inteiro. Este é o n_4 do diagrama da Fig. 5.1, é o número de blocos que será analisado antes que se teste um novo espectro tendência DEPT contra o antigo espectro tendência DEPT*. Portanto é o intervalo para troca do antigo espectro pelo novo espectro tendência .
- (10) Um número inteiro. Este é o n_5 do diagrama da Fig. 5.1, é o número de blocos que define o período de aprendizado .
- (11) Um número inteiro. Este é o n_3 do diagrama da Fig. 5.1, é o número de blocos que entrará na média do espectro DEPB .
- (12) Um número 1, 2 ou 3. São informações para gráficos. Se 1, serão criados arquivos (gráficos) de espectros anômalos para os três tipos possíveis de comparações, Z, T e B. Se 2 serão criados arquivos (gráficos) de espectros anômalos para os dois tipos de comparações, T e B. Se 3 serão criados arquivos (gráficos) de espectros anômalos para a comparação tipo B .
- (13) Y ou N. Se Y, serão criados arquivos (gráficos) da razão dos espectros, para o(s) tipo(s) de comparação desejados. Se N, não se quer tal gráfico .
- (14) Y ou N. Se Y, serão criados arquivos (gráficos) dos dois espectros que entram na comparação considerada. Se N, não se quer tais gráficos .
- (15) Y ou N, Se Y, a escala vertical dos gráficos será logarítmica. Se N, a escala vertical será linear .

- (16) Y ou N. Se Y, a escala horizontal dos gráficos será logarítmica. Se N, a escala horizontal será linear .

D.2. Após estas respostas o programa calcula os limites teóricos de aceitação e sumariza os valores calculados .

SUMMARY OF DISCRIMINANT BOUNDING VALUES

17 DF = 255.)
 18 LONGEST PERMISSIBLE RUN = (17, 20)

*** DETECTION/TREND ***

19 MIN AND MAX RATIO OF INTEGRAL POWER = (0.9410 1.0623)
 20 (0.8850 1.1280)
 21 MIN AND MAX RATIO OF PSD ESTIMATES = (0.2127 3.7250)
 22 (0.2710E-01 0.1527E 02)
 23 MEAN AND STD. DEVIATION OF LOG RATIOS = (-0.5497E-02 0.1202E 00)

24 *** TREND/TREND ***

MIN AND MAX RATIO OF INTEGRAL POWER = (0.9517 1.0508)
 (0.9057 1.1041)
 MIN AND MAX RATIO OF PSD ESTIMATES = (0.3164 3.1610)
 (0.8461E-01 0.1182E 02)
 MEAN AND STD. DEVIATION OF LOG RATIOS = (0.0000E 00 0.9772E-01)

25 DISCS IN TT1: 24
 26 BEGIN PROCESSING?

(17) Graus de Liberdade .

(18) Limites de aceitação para o discriminante D_{VIII} , o primeiro número é o nível de alerta calculado e o segundo número é o nível de alarme .

Comparações do tipo Z .

(19) São os limites de alerta para o discriminante D_I . O primeiro número é o limite inferior do nível de alerta. O segundo número é o limite superior do nível de alerta .

(20) São os limites de alarme para o discriminante D_I . O primeiro número é o limite inferior do nível de alarme. O segundo número é o limite superior do nível de alarme .

- (21) São os limites de alerta para os discriminantes D_{11} e D_{111} respectivamente. O primeiro número é o nível de alerta para o discriminante D_{11} e o segundo é o nível de alerta para o discriminante D_{111} .
- (22) São os limites de alarme para os discriminantes D_{11} e D_{111} respectivamente. O primeiro número é o nível de alarme para o discriminante D_{11} e o segundo é o nível de alarme para o discriminante D_{111} .
- (23) Os números aqui apresentados são : o primeiro número é a média das razões logarítmicas, o segundo número e o desvio padrão das razões logarítmicas.
- (24) Todos os valores abaixo tem a mesma interpretação dos ítems (19) a (23) respectivamente, com a ressalva de que são válidos para as comparações entre os espectros tendência .
- (25) Y ou N. Se Y os valores dos discriminantes serão apresentados no terminal impressor. Se N os valores dos discriminantes serão apresentados no terminal de vídeo .
- (26) Qualquer caractere. Inicia o período de aprendizado, ou continua uma execução anterior .

D.3. Valores amostrados para os discriminantes, saída típica .

```

1 PSDZ/PSDT* DISC (IB = 60.)
      2      3      4      5      6      7      8      9
      0.986  0.421  2.104 -1.380 -0.884 -1.506 -1.569 11.000
      784.080 881.466 -0.01588 0.01332 119 116 10
PSDZ/PSDT* DISC (IB = 80.)
      0.957  0.292  2.213 -2.435 -0.919 -3.808 0.314 11.000
      1246.038 916.425 -0.02382 0.01328 106 131 10
PSDZ/PSDT* DISC (IB = 100.)
      0.953  0.330  2.512 -2.814  4.583 -2.745 -1.192 9.000
      886.460 903.939 -0.02667 0.02045 112 119 8
      ***#5**
PSDZ/PSDT* DISC (IB = 120.)
      0.981  0.326  2.318 -2.021  5.224 -1.683 -1.443 9.000
      484.432 187.280 -0.02071 0.02129 118 117 8
      ***#5**
11 PSDT/PSDT* DISC (IB = 120.)
      0.972  0.570  1.951 -2.301 -2.012 -2.568 -0.188 9.000
      873.975 881.466 -0.01408 0.00784 113 127 8
12 PSDT/PSDB* DISC (IB = 120.)
      0.972  0.570  1.951 -2.301 -2.012 -2.568 -0.188 9.000
      873.975 881.466 -0.01408 0.00784 113 127 8

```

- (1) Identifica o tipo de comparação que está sendo feita, no caso comparação do tipo Z. O valor entre parêntesis indica quantos blocos já foram analisados.
- (2) Valor obtido para o discriminante D_I .
- (3) São dados dois valores referente ao discriminante D_{II} : 0,421, que é o valor da razão log na frequência de 784,080 Hz .
- (4) São dados dois valores referente ao discriminante D_{III} : 2,104 valor calculado do discriminante, 881,466 Hz é a frequência em que se ocorreu este valor.
- (5) São dados dois valores referentes ao discriminante D_{IV} : -1,380 valor normalizado e o valor real -0,1588 .

- (6) São dados dois valores referente ao discriminante D_V : -0,884 valor normalizado, e o valor real calculado 0,01332 .
- (7) São dados dois valores referente ao discriminante D_{VI} : -1,506 valor normalizado, obtido para o valor real 119 .
- (8) São dados dois valores referente ao discriminante D_{VII} : -1,569 valor normalizado, obtido para o valor real 116 .
- (9) São dados dois valores referente ao discriminante D_{VIII} : 11,000 valor normalizado, obtido para o valor real 10 .
- (10) A indicação (**5**) indica que este discriminante excedeu o nível de alerta .
- (11) Identifica o tipo de comparação que está sendo feita no caso comparação do tipo T, para troca dos espectros tendência .
- (12) Identifica o tipo de comparação que está sendo feita no caso comparação do tipo B. Após estas comparações se ocorreu normalidade nos sinais o programa atualiza a estatística e troca os espectros tendência, se estamos no período de monitoração .

D.4. Finalizado o período de aprendizado o programa atualiza a estatística teórica com a estatística aprendida .

*** END OF LEARNING PERIOD ***
PSD 28-AUG-80 10:42

*** UPDATED DISCRIMINANT PARAMETERS ***

*** DETECTION PSD ***

1 **SLR **
2 PREVIOUS TEST MEAN = -0.54965E-02
3 THEORETICAL STANDARD DEVIATION = 0.12019E 00
4 CALCULATED MEAN = -0.10875E-01
5 CALCULATED STANDARD DEVIATION = 0.12638E 00
6 OLD DISCRIMINANT CRITERION = 0.40000E 01 0.10000E 02
7 NEW DISCRIMINANT CRITERION = 0.42061E 01 0.10515E 02

8 **SSLR **
PREVIOUS TEST MEAN = 0.14475E-01
THEORETICAL STANDARD DEVIATION = 0.20818E-01
CALCULATED MEAN = 0.16090E-01
CALCULATED STANDARD DEVIATION = 0.23863E-01
OLD DISCRIMINANT CRITERION = 0.45000E 01 0.10000E 02
NEW DISCRIMINANT CRITERION = 0.51583E 01 0.11463E 02

OUTROS LIMITES DE ACEITACAO:

9	DISC DI=	-0.09912	0.09781
10		-0.04938	0.04906
11	DISC DII=	-1.64201	-0.70118
12	DISC DIII=	1.25071	0.60633

- (1) Estes valores são para o discriminante D_{IV} .
- (2) Média usada até agora para o discriminante D_{IV} .
- (3) Desvio padrão usado até agora para o discriminante D_{IV} .
- (4) Média calculada dos dados e que substituirá a anterior .
- (5) Desvio padrão calculado dos dados e que substituirá a anterior .
- (6) Critério de aceitação usado até agora, o primeiro é o nível de alerta e o segundo é o nível de alarme .

- (7) Novo critério de aceitação a ser usado, atualizado com base nos dados. O primeiro número é o novo nível de alerta e o segundo é o novo nível de alarme .
- (8) Estes valores são para o discriminante D_V e tem a mesma interpretação dos Itens (2) a (7) respectivamente, dados anteriormente .
- (9) São os novos limites de alerta para o discriminante D_I . O primeiro número é o limite inferior e o segundo número é o limite superior .
- (10) São os novos limites de alarme para o discriminante D_I . O primeiro número inferior e o segundo número é o limite superior .
- (11) São os novos limites para o discriminante D_{II} . O primeiro número é o nível de alerta, o segundo número é o nível de alarme .
- (12) São os novos limites para o discriminante D_{III} . O primeiro número é o nível de alerta e o segundo número é o nível de alarme .

APENDICE E

As referências aqui compiladas objetivam ajudar um possível interessado em reconhecimento padrão com uma literatura básica. O primeiro livro abrange amplamente a teoria fundamental, e os outros três apresentam aplicações interessantes que ajudam a entender os conceitos da teoria envolvida .

Trabalhos no âmbito de reconhecimento padrão estão dispersos por vários periódicos. Na área nuclear as publicações afins trazem muito poucos artigos pertinentes. Em outras áreas, publicações do IEEE têm trazido frequentemente trabalhos relacionados .

1. TOU, J.T. and GONZALEZ, R.C. Pattern recognition principles. Reading, Mas, Addison-Wesley, 1974 .
2. FU, K.S., editor Pattern recognition and machine learning : proceedings of the Japan U.S. seminar on ... , held at Nagoya, August 18-20, 1970 Plenum, 1971 .
3. Use of computers in analysis of experimental data and the control of nuclear facilities : proceedings of a symposium held at Argonne National Laboratory, Illinois, May 4-6, 1966 U.S. Atomic Energy Commission, 1967 .
4. BECKER, P.W. Recognition of patterns using the frequencies of occurrence of binary words Wien., New York, Springer-Verlag, 1978 .

APÊNDICE F

As referências aqui compiladas abrangem amplamente a técnica de análise de ruído em reatores nucleares, podendo servir como bibliografia fundamental para qualquer pessoa que queira se introduzir neste campo .

- 1) Noise analysis in nuclear systems : proceedings of a simposium held at University of Florida, Gainesville, November 4-6, 1963 (TID 7679) .
- 2) Specialist meeting on reactor noise I (SMORN-I) : From critical assemblies to power reactor Roma, 1974 .
- 3) Neutron noise, waves, and pulse propagation : proceedings of a simposium held at University of Flórida, Gainesville, February 14-16, 1966 (CONF-660206) .
- 4) Specialist meeting on reactor noise II (SMORN-II) : Reactor Noise, Gatlimburg, Tenn., September 19-23, 1977 .
- 5) Vibration in nuclear plant : proceedings of the international conference organised by the British Nuclear Energy Society in association with the United Kingdon Atomic Energy Authority Windscale at Keswich, UK, May 9-12, 1978 London, British Nuclear Energy Society, 1979 .

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. MACMORRAM, P.D. Multivariable control in nuclear power station survey of design methods Chalk River, Chalk River Nuclear Laboratories, 1979 (AECL-6583) .
2. MONTEIRO, J.R.M. Implantação do programa PSDREC e sua utilização para o reconhecimento automático de espectros de potência dos sistemas dinâmicos São Paulo, 1979 (Dissertação de Mestrado, Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares) .
3. THIE, J.A. Reactor Noise New York, Rowman and Littlefield Inc, 1963 .
4. HEWLETT PACHARD Measurement of machine tool vibration Application note 140-6, April 1973 .
5. MURATA, F.; KATO, K.; TOMIZAWA, F.; SUMIDA, I. Development of a diagnosis system for a boiling water reactor. Nucl. Technol., 44 (1): 104-17, 1979 .
6. SAITO, K. A noise pattern library effort in Japan. Prog. Nucl. Energy., 1 (2.4): 713-21, 1977 .
7. KRYTER, R.C. Application of fast Fourier transform algorithm to on-line reactor diagnosis. IEEE Trans. Nucl. Sci., 16 (1): 210-7, 1969 .
8. IZUMI, M. Application of fast Fourier transform algorithm to on-line digital reactor noise analysis, J. Nucl. Sci. Technol., 8 (4): 236-39, 1971 .
9. FRY, D.N. Experience in reactor malfunction diagnosis using on-line noise analysis. Nucl. Technol., 10: 273-82, 1971 .
10. IZUMI, M & IIDA, H. Application of on-line digital noise analysis to reactor diagnosis in JMTR. J. Nucl. Sci. Technol., 10 (4): 227-33, 1973 .
11. GONZALEZ, R.C.; FRY, D.N.; KRYTER, R.C. Results in the application of pattern recognition methods to nuclear core component surveillance. IEEE Trans. Nucl. Sci., 21 (1): 750-6, 1974 .

12. GONZALEZ, R.C.; HOWINGTON, L.C.; SIDES JR, W.B.; KRYTER, R.C. A multivariate statistical pattern recognition system for reactor noise analysis. IEEE Trans. Nucl. Sci., 23(1): 342-69, 1976 .
13. GONZALEZ, R.C. & HOWINGTON, L.C. Machine recognition of abnormal behavior in nuclear reactors. IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, 7(10): 717-28, 1977 .
14. PIETY, K.R. Statistical algorithm to perform automated signature analysis on power spectrum density data. Prog. Nucl. Energy, 1(2-4): 781-802, 1977 .
15. SIDES JR., W.H. & PIETY, K.R. Automated pattern recognition system for noise analysis. Trans. Am. Nucl. Soc., 34 (1): 720-22, 1980 .
16. TOU, J.T. & GONZALEZ, R.C. Pattern recognition principles. Reading. Mas., Addison-Wesley, 1974 .
17. BENDER, M.A.; DAVIDSON, J.B.; KASTENBAUM, M.A. Chromosome analysis . In : SPINRAD, B.I., coordinator Use of computers in analysis of experimental data and the control of nuclear facilities : proceedings of a symposium held at Argonne National Laboratory, Illinois, May 4-6, 1966 U.S. Atomic Energy Comission, 1967 pg 121-132 .
18. PIETY, K.R. On line reactor surveillance based on multivariate analysis of noise signals, Oak Ridge, Tenn., Oak Ridge National Laboratory, 1976 (ORNL-TM-5319) .
19. TANAKA, K. Some studies on pattern recognition with nonsupervise learning procedures. In : Pattern recognition and machine learning : proceedings of the Japan U.S. Seminar on ... , held at Nagoya, August 18-20, 1970 . Plenum, 1971. pg 1-17 .
20. UNIVERSITY OF TENNESSEE Power reactor surveillance and diagnostics by noise analysis. T welfth annual Tennessee industries week course, Knoxville, September 12-16, 1977 .

21. SIMÕES, G.P. Medidas e análises de ruído neutrônico do reator de pesquisa tipo piscina, do Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares. São Paulo, 1979 (Dissertação de Mestrado, Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares) .
22. THIE, J.A. Neutron noise sources in PWR's. In : Reactor Noise (SMORN-II, specialist meeting on ... , held at Gatlimburg, Tenn.; September 19-23, 1977. sem local, editor, data .
23. BRUEL & KJAER. Efficient machine monitoring using on FFT analyser and desktop calculator (Application note) .
24. HEWLETT PACKARD. Nuclear power plant diagnostics using Fourier analysis techniques (Application note, 140-7) .
25. BRUEL & KJAER. Measuring vibration (Booklet)
26. GONZALEZ, R.C. & WINTZ, P.A. Digital image processing. Prepublication copy Reading, Mass, Addison-Wesley, 1977 .
27. BENDAT, J.S. & PIERSOL, A.G. Randon data : analysis and measurement procedures. New York, N.Y., Wiley, 1971 .
28. DR. LAO HOLLAND. Comunicação Pessoal .
29. HEWLETT PACKARD. Program reports on application of Fourier analysis. Santa Clara, California (HP 50140-6) .
30. COCHRAN, W.T.; COOLEY, J.W.; FAVIN, D.L.; HELMS, H.D.; KAENEL, R.A.; LANG, W.W.; MALING KR.; G.C.; NELSON, D.E.; RADER, C.M.; WELCH, P.D. What is the fast Fourier transform? IEEE, Trans. Audio and Electroacustics, 15 (2): 45-55, 1967 .
31. MATHIS, M.V.; SMITH, C.M.; FRY, D.N.; DAILEY, M.L. Characterization studies of BWR-4 neutron noise analysis spectra. In : Reactor Noise (SMORN-II), specialist meeting on ... held at Gatlimburg, Tenn.; September 19-23, 1977. sem local, editor, data .

32. STEELMAN, J.P. & LUBIN, B.T. Analysis of changes with operating time in the Calvert Cliffs Unit 1 neutron noise signals. In : Reactor Noise (SMORN-11), specialist meeting on ... , held at Gatlimburg, Tenn., September 19-23, 1977. sem local, editor e data .
33. SIDES JR., W.H. & PIETY, K.R. Demonstration of a pattern recognition system at the HFIR. Oak Ridge National Laboratory, Oak Ridge, Tenn, August, 1979 .
34. ABRAMOWITZ, M. & STEGUN, A. Handbook of mathematical functions. National Bureau of Standards, Washington, 1964 .
35. HEWLETT PACKARD. Detecting sources of vibration and noise using H.P. Fourier analyzers. Application note 140-1, (sem data) .
36. IZUMI, S.; YAMADA, I.; IZUMI, M. Vibration monitor for rotating machines using average frequency technique. J. Nucl. Sci. Technol, 16(6): 441-45, 1979 .
37. SIDES JR., W.H.; MATHIS, M.V.; SMITH, C.M. Identification of neutron noise sources in a Boiling water reactor. In : Reactor noise (SMORN-11), specialist meeting on ... , held at Gatlimburg, Tenn, September 19-23, 1977. sem local, editor, data .
38. HALD, A. Statistical theory with engineering applications New York, John Wiley, 1952 apud PIETY, K. R. Statistical algorithm to perform automated signature analysis on power spectrum density data Prog. Nucl. Energy, 1 (2.4): 781.802, 1977 .
39. HEWLETT PACKARD OPERATING AND SERVICE MANUAL 3960 Series Instrumentation tape recorder, 1972 .
40. BEHRINGER, K, KOSTIC, Lj.; SEIFRITZ, W. Observation of IN-Core instrument tube vibrations in a Boiling water reactor by evaluating reactor noise data. In : Reactor Noise (SMORN-11) specialist meeting on ... , held at Gatlimburg, Tenn, September 19-23, 1977. sem local, editor, data .
41. Directory of nuclear reactors : Power and research reactors. Viena, International Atomic Energy Agency, 1976 V.10, pg 221-225 .