

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE
CAMPINAS
FEE - Departamento de Comunicações

*Estimação de Sinais Multifrequenciais
por Filtragem Adaptativa*

Este exemplar
corresponde à redação
final da tese defendida
por ANDRÉ LOUZADA BRANDÃO
e aprovada pela comissão
orientadora em 27/06/90

Autor: André Louzada Brandão
Orientador: Prof.Dr. João Marcos Travassos Romano



Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica da UNICAMP, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA. Campinas - SP, Junho de 1990.

CLASSIF.	1/UNICAMP
AUTOR	87330
V.	EX.
TOMBO	BCI 12346
	BC

FEC/FEE
12345

Cm0000 81769

Este trabalho é dedicado ao jornalista, escritor e sobretudo, cientista, Prof.Doutor Antônio Adelino M.S. Brandão.

Agradecimentos

A realização do presente trabalho não teria sido possível sem a preciosa ajuda do companheiro eng. Luiz Fernando de Castro Bourdot em sua colaboração na discussão e revisão dos assuntos aqui tratados; do eng. Herculano Duarte na coordenação dos trabalhos do projeto DMD (receptor/enviador multifrequencial do CPqD-Telebrás); do eng. Jurandir Lima Filho chefe da área de hardware no incentivo e apoio também das atividades acadêmicas dentro do DCT (Departamento de Comutação, CPqD - Telebrás); de José Domingos Favoretto do DIT (Departamento de Insumos Tecnológicos) que colaborou para o término dessa dissertação de tese; do eng. Marco Aurélio Carvalho, colega e projetista firmware da placa DMD na ajuda à transposição dos resultados teóricos aqui obtidos para a aplicação prática; do meu orientador de tese de mestrado Prof.Dr. João Marcos Travassos Romano que no seu entusiasmo e dedicação bem orientou na busca de soluções aos problemas encontrados; e de todos aqueles (funcionários do CPqD-Telebrás e professores da UNICAMP) que direta ou indiretamente possibilitaram a conclusão desse trabalho e consequente consolidação do processamento digital de sinais nas centrais telefônicas desenvolvidas no CPqD.

Finalmente um agradecimento especial a Adelino, Nelsy e demais familiares pelo incentivo, a minha esposa Mariétte e ao meu filho Hugo pela compreensão, paciência e apoio.

Sumário

Os filtros seletivos adaptativos têm sido consagrados como ferramentas eficientes na tarefa de detecção e estimação de sinais senoidais. Neste tipo de filtro concentra-se nosso trabalho. Inicialmente no capítulo 1 abordamos os aspectos ligados à problemática de estimação dos sinais multifrequenciais utilizados na sinalização telefônica. No capítulo 2, a predição linear é apresentada, bem como os algoritmos do Gradiente e Mínimos Quadrados utilizados nos filtros adaptativos. Com base no estudo da predição linear, os filtros seletivos são introduzidos no capítulo 3 como sendo um sistema formado pela união de um filtro passa-banda em cascata com um filtro de erro de predição. A partir daí, propomos um método de adaptação desse filtro seletivo baseado no comportamento dinâmico dos coeficientes complexos do filtro preditor. Verificamos a velocidade do método no processo de estimação de frequências e sua facilidade para a determinação da potência do sinal de entrada. Aplicamos os resultados teóricos para a solução dos problemas de filtragem da sinalização telefônica MFC e DTMF. Por fim, mostramos uma implementação prática do filtro seletivo adaptativo através da utilização de um microprocessador dedicado ao processamento digital de sinais (TMS92010), trabalhando em tempo real na tarefa de detecção de sinais multifrequenciais.

Abstract

Adaptive notch filtering has been introduced as an efficient technique for the retrieval of sinusoids in noise. In this work we study a particular notch filter that can solve the problems of detection and estimation of multifrequency signals used in telephone signalling codes, that are presented in chapter 1. In chapter 2, the prediction error filters are presented based on linear prediction and there are viewed the algorithms of adaptation of Gradient and Least Squares for adaptive filters. The adaptive notch filters are presented in chapter 3 and we propose a method of adaptation dealing with complex coefficients instead of real ones. The method provides a simple and fast estimation of frequency and power of the input sinusoids. We apply the method to MFC/DTMF digital telephone signaling, obtaining useful results for real time practical applications with a DSP - microprocessor (TMS32010).

PALAVRAS CHAVES: Predição Linear; Filtros Adaptativos; Filtros Seletivos; Detecção e Estimação; Sinais Multifrequenciais; MFC; DTMF; Processamento Digital.

KEY WORDS: Linear Prediction; Adaptive Filters; Adaptive Notch Filtering; Detection and Estimation; Multifrequency Codes; MFC; DTMF; Digital Signal Processing.

Conteúdo

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	As Características dos Sinais MFC/DTMF	2
1.2	A Problemática da Detecção e Estimação dos Sinais	4
1.3	Plano de Trabalho	5
2	A PREDIÇÃO LINEAR	9
2.1	O Filtro de Erro de Predição	9
2.2	Comportamento dos Zeros em Função do Ruído	11
2.2.1	Sinais reais	11
2.2.2	Exponenciais complexas	13
2.3	Predição Linear Adaptativa	17
2.3.1	O algoritmo do Gradiente	18
2.3.2	O algoritmo dos Mínimos Quadrados - MQ	19
2.4	Resultados de Simulação	21
2.4.1	Entrada real	21
2.4.2	Entrada complexa	24
2.5	O Filtro em Função da Frequência de Entrada	26
2.5.1	Convergência dos coeficientes complexos (1ª ordem)	27
2.5.2	Convergência dos coeficientes reais (2ª ordem)	27
2.5.3	Efeito da proximidade de raias espectrais	28
2.6	Conclusão	28
3	O FILTRO SELETIVO	33
3.1	Filtros Seletivos com Coeficientes Complexos	34
3.1.1	Passa-banda com saída complexa	34
3.1.2	O preditor e o passa-banda na formação do filtro seletivo	37
3.1.3	Estimação de frequência com os filtros seletivos	37
3.1.4	Estimativa de potência com os filtros seletivos	38
3.1.5	Filtros seletivos com estrutura em cascata	39

3.2	Filtros Seletivos com Coeficientes Reais	39
3.3	Filtros Seletivos Adaptativos	40
3.3.1	O método de adaptação do filtro seletivo	41
3.3.2	Método de adaptação do preditor real através de cálculos com variáveis complexas	43
3.3.3	Detecção multifrequencial com filtros em cascata	47
3.4	Conclusão	49
4	IMPLEMENTAÇÃO PRÁTICA (TMS32010)	53
4.1	Células de Segunda Ordem em Cascata	54
4.1.1	Montagem e controle dos experimentos	57
4.1.2	Implementação do algoritmo	57
4.2	Construção do Equipamento Receptor-Enviador MFC/DTMF 67	
5	CONCLUSÃO	73
A	77
A.1	Geração de Ruído para Simulação	77
B	79
B.1	Imunidade ao Ruído no Processo Adaptativo	79

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

Tão logo se desencadeou o processo de desenvolvimento das comunicações no início do século começaram os filtros, em crescente grau de importância, a ganhar espaço nos centros de pesquisa para o aperfeiçoamento dos sistemas eletrônicos. A evolução das telecomunicações pode ser aferida também pelo desenvolvimento das técnicas de filtragem. De fato, verificamos que a sinalização entre registradores por exemplo, acompanha a sequência evolutiva das centrais telefônicas. Este tipo de sinalização passou da forma decádica (centrais passo-a-passo) até a sinalização MFC¹ devido ao melhoramento dos processos de filtragem no tratamento das vias de transmissão e recepção de sinais.

O aparecimento no mercado (década de 80) de microprocessadores dedicados ao processamento digital de sinais, de baixo custo, viabilizou a utilização das técnicas de filtragem na forma digital, em tempo real.

Dentre as várias técnicas digitais para a análise de sinais, a *predição linear adaptativa* destaca-se como um método adequado ao modelamento de sinais autoregressivos em ambientes de processamento em tempo real. Esta técnica mostra-se também eficiente quando empregada na detecção de sinais multifrequenciais, ou seja, como ferramenta de análise de sinais formados por senóides. Tais sinais são utilizados para sinalização MFC/DTMF².

A presente dissertação tem como objetivo o estudo de técnicas de filtragem e predição adaptativas no projeto de receptores/enviadores MFC/DTMF, tendo como motivação a utilização deste projeto no equipamento desenvolvido pelo CPqD-Telebrás para centrais telefônicas digitais de grande porte.

¹MFC: " Multifrequency Compeled ", é o protocolo de comunicação especificado pelo CCITT [1] dentro das especificações dos sistemas R1 e R2.

²DTMF: " Dual Tone Multifrequency ", é o protocolo para sinalização de linha de assinante [2]

Muitas das modernas centrais digitais atuais (Trópico R, Trópico RA, EWSD, AXE e outras) utilizam bancos de filtros não adaptativos para as tarefas de filtragem dos sinais de sinalização. Isto aumenta o volume de "firmware" envolvido nos projetos e conseqüentemente eleva o custo do equipamento. Além disso, as centrais CPA-T de tecnologia nacional (Trópico) ainda possuem bancos de filtros analógicos para o tratamento de MFC, configurando uma estrutura que não se encaixa na filosofia geral do sistema digital. Nas figuras 1.1 e 1.2 é mostrado como se processa hoje o tratamento da sinalização MFC entre duas centrais Trópico com troncos de linha digitais e analógicos.

Na fig.1.1 com tronco digital, embora as duas centrais sejam digitais, os circuitos receptores convertem o sinal para analógico, processam a filtragem e reconvertem o sinal para digital, enviando-o em seguida para dentro da central. Na fig. 1.2 a informação trafega pelo tronco na forma analógica, é recebida e digitalizada na central digital, passa para os receptores MFC internos ainda no formato digital, é convertida para a forma analógica e processada pelos filtros analógicos internos. Finalmente o resultado sai digitalmente para outras partes da central Trópico. Assim, nos dois casos: tronco digital e analógico, existem etapas de trabalho adicionais quando trabalhamos a sinalização com filtros analógicos. No mínimo duas conversões sempre são necessárias neste esquema: D/A e A/D. Sob o ponto de vista econômico, as placas analógicas exigem individualmente ajustes nos seus componentes (resistores e capacitores de precisão, transistores casados, etc.) tornando o processo de montagem muito custoso. Além disso, a fadiga dos materiais e a diversidade de ambientes onde trabalham alteram os valores originais dos componentes analógicos e, conseqüentemente, as características ideais dos filtros. Por isto o interesse da implantação de filtros para sinalização nas novas centrais digitais CPA-T (Trópico RA [3]) com tecnologia também digital. Eliminamos assim duas etapas de trabalho em cada receptor (conversão digital-analógica e vice-versa), ganhando também no aspecto econômico, onde a montagem de placas totalmente digitais que não requerem ajustes são mais baratas (incluindo os preços dos componentes eletrônicos envolvidos).

1.1 As Características dos Sinais MFC/DTMF

O protocolo de sinalização MFC é utilizado para a comunicação entre centrais telefônicas, ou seja, para a troca de mensagens tais como: ta-

rifação, cancelamento de chamada, classe de assinante, dígitos de assinante, enfim toda a gama de mensagens necessárias para o estabelecimento de uma ligação. A técnica baseia-se na transmissão e recepção de pares de tons (sinais senoidais) na faixa de áudio. A cada par é atribuído um significado dependendo do estágio em que se encontra o encaminhamento da chamada. Estes pares de tons são ainda divididos em dois grupos: a) grupo de frequências altas; b) grupo de frequências baixas. Quando uma central inicia uma comunicação, ela o faz sempre enviando à central destino, pares de tons do grupo de altas. A central que responde, responde por sua vez com frequências do grupo de baixas. É chamado de "Enviador MFC" o equipamento alocado para transmitir sinais de altas e receber pares das baixas. O "Receptor MFC" por sua vez, transmite tons de baixas e recebe frequências altas. Assim, os receptores/enviadores tanto transmitem quanto recebem sinais.

Na telefonia digital os sinais na faixa de áudio são amostrados com uma taxa de $8Khz$, o que significa que os receptores/enviadores podem receber raias espectrais (sinais válidos, tons espúrios, etc.) no universo entre 0 à $4Khz$. Especificamente, os tons MFC são distribuídos conforme a tabela 1.

Tom	Frequências do grupo de baixas (Hz)	Frequências do grupo de altas (Hz)
1	540	1380
2	660	1500
3	780	1620
4	900	1740
5	1020	1860
6	1140	1980

Tab. 1. - Distribuição das frequências MFC.

Da tabela acima, verificamos que existem até 15 combinações possíveis de pares de frequências para cada grupo.

As recomendações do CCITT [1] estabelecem que o nível de potência de cada tom esteja compreendido entre $+3,14$ e $-35,0 dbm0$. A diferença de nível entre os tons que compõe um par deve ser menor ou igual à $7 db$.

Já a sinalização DTMF é aplicada para a comunicação entre o terminal telefônico e a central. Também baseia-se na codificação de pares de tons na faixa de áudio divididos em dois grupos. Diferentemente da sinalização

MFC, a combinação dos pares que compõe as mensagens sempre ocorre entre duas frequências de grupos distintos (pares formados por um tom baixo com um tom alto). A distribuição de frequências para DTMF está mostrada na tabela 2.

Tom	Frequências do grupo de baixas (Hz)	Frequências do grupo de altas (Hz)
1	697	1209
2	770	1336
3	852	1477
4	941	1633

Tab. 2. - Distribuição das frequências DTMF.

O nível de potência destes sinais deve estar situado entre 3,14 e $-25,0$ *dbm*0 [2]. Dentro desta faixa dinâmica, a diferença entre dois tons não deve ultrapassar 9 *db*.

1.2 A Problemática da Detecção e Estimação dos Sinais

Enumeramos abaixo algumas dentre as várias dificuldades encontradas para o reconhecimento de sinais válidos, tanto para MFC quanto DTMF:

1) MFC - Os filtros devem suportar "fading" (desvanecimento do sinal) com duração de até 7 *ms*. O atraso de resposta dos filtros deve ser tal que o tempo para detecção do aparecimento e da retirada de um sinal seja menor que 80 *ms*. A figura 1.3 ilustra esta característica necessária para os tempos de atraso dos filtros. Da figura, temos $T_{on} + T_{off} \leq 80$ *ms*. Os filtros MFC devem possuir banda estreita permitindo no máximo uma variação de 10 Hz em relação à frequência nominal do tom recebido.

2) DTMF - Os filtros devem detectar um par válido, mesmo quando existem sinais de voz na linha de assinante. Qualquer dispersão maior que 3% da frequência nominal nas raias de um par deve ser rejeitada pelo filtro (seletividade alta e variável). Qualquer tom deve ser rejeitado caso não tenha duração mínima superior à 10 *ms*. O tempo de detecção de um par válido que chega da linha telefônica deve ser inferior à 40 *ms*.

Os métodos geralmente utilizados para detecção são [4],[5], [6]: a) passabandas FIR³ ou IIR⁴ e detectores de envoltória; b) Transformada Discreta de Fourier (DFT); c) filtros correladores. Estes métodos apresentam melhor desempenho à medida em que elevamos as ordens dos filtros, ou aumentamos o número de pontos para aqueles baseados em DFT e correladores. Isto implica no aumento do tempo necessário para efetuar uma detecção. Tempos adicionais também são gastos no controle das estruturas não adaptativas (e.g. um banco de filtros correladores), onde cada filtro precisa ser executado (por software) individualmente.

Nestas estruturas acima citadas, sendo não adaptativas, faz-se necessário a construção de 6 filtros sintonizados para cada grupo MFC e 8 filtros sintonizados para detecção DTMF, enquanto que na estrutura adaptativa apenas um filtro é necessário para toda gama de combinações possíveis dos sinais. Ora, em se tratando de processos em tempo real, fica claro que o caso adaptativo leva vantagem em velocidade por executar apenas uma filtragem.

Com o aparecimento no mercado de processadores dedicados ao processamento digital de sinais, executar uma filtragem passou ser sinônimo de executar um "software". Na filtragem adaptativa este "software" trata os sinais de entrada de uma forma genérica, ou seja, é bastante flexível quanto a sua utilização tanto para transmissores/receptores DTMF quanto MFC [7]. Isto significa menos custo por placa "hardware" produzida. Finalmente como parâmetro de comparação da tecnologia digital com os processos analógicos de filtragem, podemos citar a experiência da Telebrás que, ao produzir a placa digital DMD [7] para sinalização telefônica, reduziu o custo por unidade receptora/enviadora em até 2,5 vezes. Isto sem contar os custos inerentes à montagem das placas analógicas, que requerem muito mais trabalho (transistores casados, capacitores e resistores de precisão, etc).

1.3 Plano de Trabalho

Abordamos inicialmente no capítulo 2 os princípios da predição linear, enfocando as propriedades dos filtros preditores e seu desempenho como uma ferramenta para detecção e estimação de frequências. Como contribuição deste trabalho analisamos o comportamento dos filtros de erro de predição com coeficientes complexos, em comparação aos preditores com coeficientes reais e em função do ruído presente no sinal. Em seguida são tratados os

³FIR: " Finite Impulse Response"

⁴IIR: " Infinite Impulse Response"

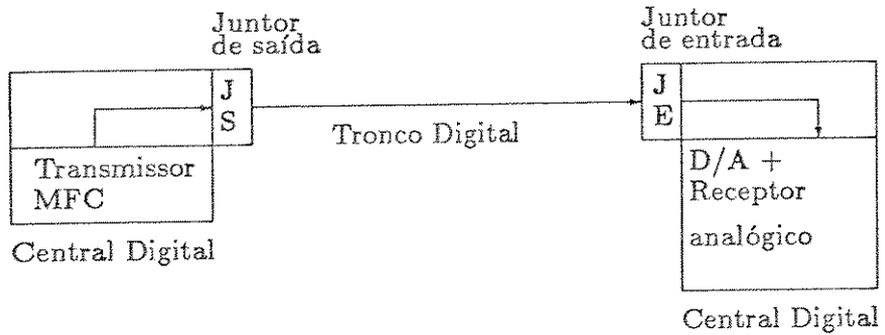


Figura 1.1: Conexão entre juntores digitais na sinalização MFC

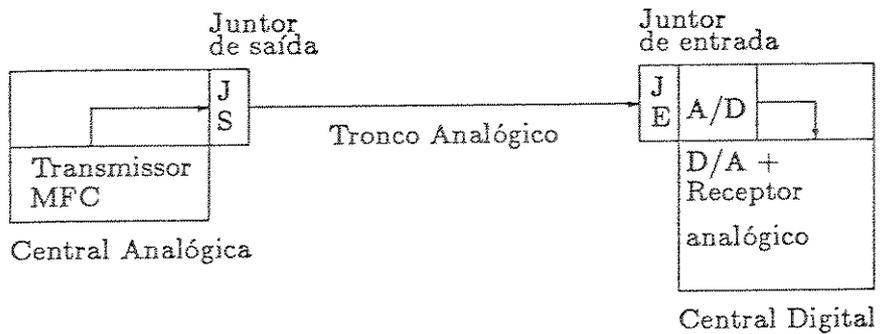


Figura 1.2: Conexão entre juntores analógicos na sinalização MFC

Capítulo 2

A PREDIÇÃO LINEAR

Neste capítulo analisamos a predição linear especificamente como técnica para estimação de frequências, apresentando alguns conceitos fundamentais dos filtros de erro de predição. Estes filtros formam uma classe particular dentre os filtros digitais, caracterizada pela obtenção de seus coeficientes a partir de considerações sobre as estatísticas do sinal de entrada. Quando adaptativos, estes filtros podem ser implementados através de diversos algoritmos que buscam minimizar uma dada função custo (valor médio, variância da saída, etc.)

A influência do ruído no sistema é equacionada para filtros de primeira e segunda ordem. São comparados o comportamento dos filtros com coeficientes reais em relação ao comportamento de filtros com coeficientes complexos sob as mesmas condições de operação. O filtro de erro de predição com coeficientes complexos de primeira e segunda ordem é estudado com vistas à construção de um bom método para estimação de frequências [12]. Os resultados de simulação são mostrados no decorrer do capítulo, ajudando na compreensão dos fenômenos envolvidos.

2.1 O Filtro de Erro de Predição

A fig.2.1 esquematiza um filtro de erro de predição cuja função de transferência é dada por

$$H(z) = 1 - \sum_{i=1}^N a_i \cdot z^{-i} \quad (2.1)$$

Definimos neste caso, o erro de predição como sendo

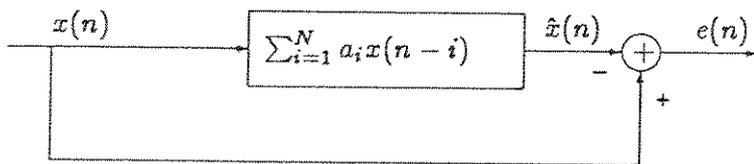


Figura 2.1: Esquema do filtro de erro de predição

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n)$$

$$e(n) = x(n) - \sum_{i=1}^N a_i \cdot x(n-i) \quad (2.2)$$

onde N é chamado de ordem do preditor. Denominamos ainda os coeficientes a_i como sendo os coeficientes de predição, calculados de forma a minimizar o erro quadrático médio na saída do sistema. Ou seja, os coeficientes a_i procuram minimizar $E[e^2(n)]$.

Portanto

$$\frac{\partial E[e^2(n)]}{\partial a_i} = 0 \quad ; \quad 1 \leq i \leq N \quad (2.3)$$

Desenvolvendo a equação acima, considerando sinais reais, temos

$$\begin{aligned} \frac{\partial E[e^2(n)]}{\partial a_i} &= \frac{\partial E}{\partial a_i} \left\{ \left[x(n) - \sum_{j=1}^N a_j \cdot x(n-j) \right]^2 \right\} = \\ &-2 \cdot E[x(n) \cdot x(n-i)] + 2 \cdot E \left[\sum_{j=1}^N a_j \cdot x(n-j) \cdot x(n-i) \right] \end{aligned}$$

para $1 \leq i \leq N$.

(2.4)

Assim, para satisfazer a eq.(2.3) encontramos

$$\sum_{j=1}^N a_j \cdot E[x(n-j) \cdot x(n-i)] = E[x(n) \cdot x(n-i)] \quad (2.5)$$

Definindo $\mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1})$ como sendo o vetor de N amostras do sinal de entrada, temos em sua forma transposta

$$\mathbf{X}^t(\mathbf{n} - \mathbf{1}) = [x(\mathbf{n} - \mathbf{1}), x(\mathbf{n} - \mathbf{2}), \dots, x(\mathbf{n} - N)] \quad (2.6)$$

e a eq.(2.5) pode ser reescrita como

$$E[\mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{X}^t(\mathbf{n} - \mathbf{1})] \cdot \mathbf{A}_N = E[x(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1})] \quad (2.7)$$

onde \mathbf{A}_N é o vetor de coeficientes

$$\mathbf{A}_N^t = [a_1, a_2, \dots, a_N] \quad (2.8)$$

Definindo ainda a matriz de autocorrelação do sinal de entrada como

$$\mathbf{R}_N = E[\mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{X}^t(\mathbf{n} - \mathbf{1})] \quad (2.9)$$

e o vetor de autocorrelação

$$\mathbf{r}_n = E[x(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1})] \quad (2.10)$$

reescrevemos a eq.(2.7) na forma

$$\mathbf{R}_N \cdot \mathbf{A}_N = \mathbf{r}_n \quad (2.11)$$

Finalmente, para satisfazer (2.3), obtemos os coeficientes que minimizam o erro quadrático médio

$$\mathbf{A}_N = \mathbf{R}_N^{-1} \cdot \mathbf{r}_n \quad (2.12)$$

A equação 2.12 é conhecida como equação de *Wiener-Hopf* ou de *Yule-Walker*.

2.2 Comportamento dos Zeros em Função do Ruído

2.2.1 Sinais reais

Para avaliarmos a eficiência do filtro preditor na estimação de frequências, analisemos inicialmente o comportamento do sistema com um sinal de entrada senoidal adicionado a um ruído. Seja a entrada $x(\mathbf{n}) = s(\mathbf{n}) + v(\mathbf{n})$ onde $s(\mathbf{n})$ é um sinal senoidal com fase aleatória ϕ de distribuição uniforme $(0, 2\pi)$, isto é, $s(\mathbf{n}) = A \cdot \cos(\mathbf{n} \cdot \theta + \phi)$, sendo $v(\mathbf{n})$ um ruído branco. A função de autocorrelação que caracteriza este sinal possui o "rank" de segunda ordem, ou seja, a ordem mínima dessa matriz (linhas linearmente independentes) é

igual a dois

$$\begin{aligned} R_x(\tau) &= \frac{A^2}{2} \cdot \cos(\theta\tau) & ; \quad \tau \neq 0 \\ R_x(0) &= \frac{A^2}{2} + \sigma_v^2 & ; \quad \tau = 0 \end{aligned} \quad (2.13)$$

onde θ é a frequência angular do sinal de entrada, normalizada em relação a taxa de amostragem T , isto é

$$\theta = 2\pi \cdot f \cdot T$$

onde f é a frequência do sinal. Ainda na eq.(2.13), τ é a variável de correlação.

Supondo um preditor de 2.^a ordem, montamos agora a matriz de autocorrelação do sinal $x(n)$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} R(0) & R(1) \\ R(-1) & R(0) \end{bmatrix}$$

portanto

$$\mathbf{R}^{-1} = \frac{\begin{bmatrix} R(0) & -R(1) \\ -R(1) & R(0) \end{bmatrix}}{\det(\mathbf{R})}$$

onde

$$\det(\mathbf{R}) = R^2(0) - R^2(1)$$

Aplicando a eq.(2.12), obtemos os coeficientes do filtro de 2.^a ordem

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{R(1)}{\det(\mathbf{R})} \cdot [R(0) - R(2)] \\ a_2 &= \frac{1}{\det(\mathbf{R})} [R(0) \cdot R(2) - R^2(1)] \end{aligned} \quad (2.14)$$

Substituindo agora os valores obtidos pela eq.(2.13), depois de alguma manipulação algébrica, encontramos [12], [13]:

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{\cos(\theta) \cdot [1 - \cos(2\theta) + P_b]}{(1 + P_b)^2 - \cos^2(\theta)} \\ a_2 &= \frac{(1 + P_b) \cdot \cos(2\theta) - \cos^2(\theta)}{(1 + P_b)^2 - \cos^2(\theta)} \end{aligned} \quad (2.15)$$

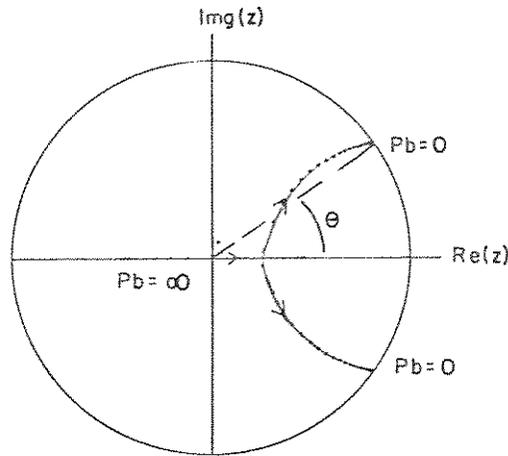


Figura 2.2: Posição dos zeros do preditor de ordem 2 em função da relação $S/R=1/P_b$

onde P_b é a relação entre a potência do ruído e a potência do sinal de entrada.

$$P_b = \frac{\sigma_v^2}{A^2/2}$$

A função de transferência $H(z)$ do filtro fica então totalmente determinada. A figura 2.2 mostra a evolução dos zeros de $H(z)$ com o aumento da relação sinal/ruído (S/R), admitindo que $x(n) = \sqrt{2} \cdot \cos(n \cdot \theta) + v(n)$, para $\theta = \pi/6$. Nesta figura pode ser observado que, quando o ruído é nulo, os zeros do filtro ficam sobre a circunferência de raio unitário e sua posição angular no plano Z determina o valor da frequência de entrada no filtro. À medida em que a relação S/R diminui, os zeros se afastam da circunferência de raio unitário e se deslocam para a origem do plano, polarizando a estimação e impedindo a correta determinação da frequência.

2.2.2 Exponenciais complexas

Como no caso anterior, façamos agora uma análise do comportamento do sistema em função do ruído, porém com um sinal complexo de entrada

$x(n) = A.e^{j\theta n} + v(n)$. A função de autocorrelação de $x(n)$ será

$$\begin{aligned} R_x(\tau) &= A^2.e^{j\theta\tau} & ; & \quad \tau \neq 0 \\ R_x(\tau) &= A^2 + \sigma_v^2 & ; & \quad \tau = 0 \end{aligned} \quad (2.16)$$

Supondo um preditor de primeira ordem, a matriz de autocorrelação pode ser caracterizada por apenas um termo

$$\mathbf{R}_x = R(0) \quad \mathbf{R}_x^{-1} = 1/R(0)$$

e portanto o único coeficiente do filtro será

$$a_1 = \frac{R(1)}{R(0)} = \frac{A^2.e^{j\theta}}{A^2 + \sigma_v^2}$$

ou ainda

$$a_1 = \frac{1}{1 + P_b}.e^{j\theta} \quad (2.17)$$

a_1 neste caso corresponde ao próprio zero do filtro. P_b é a relação entre a potência do ruído e a potência do sinal de entrada (exponencial complexa, neste caso), isto é

$$P_b = (\sigma_v/A)^2$$

A figura 2.3 mostra a evolução do único zero de $H(z)$ com o aumento da relação sinal/ruído (S/R), admitindo que $x(n) = e^{j\theta.n} + v(n)$; para $\theta = \pi/6$. Da figura pode ser observado que o zero reside sobre a circunferência de raio unitário quando o ruído é nulo. De forma contrária, quando o ruído tende a infinito, o zero da função desloca-se para a origem do plano Z .

Observando a fig. 2.3 e a eq.(2.17), notamos que a evolução do zero em função da potência de ruído é uma reta em direção à origem, mantendo-se constante o ângulo θ . Ora, a frequência f do sinal de entrada é estimada através do valor de θ segundo a expressão

$$f = \frac{f_a}{2.\pi}.\theta \quad (2.18)$$

onde f_a é frequência de amostragem. Isto significa que podemos garantir uma estimação não polarizada pelo ruído quando o sinal de entrada for uma única exponencial complexa, contrariamente ao caso ilustrado pela figura 2.2 (sinal real), onde o zero evolui segundo um arco.

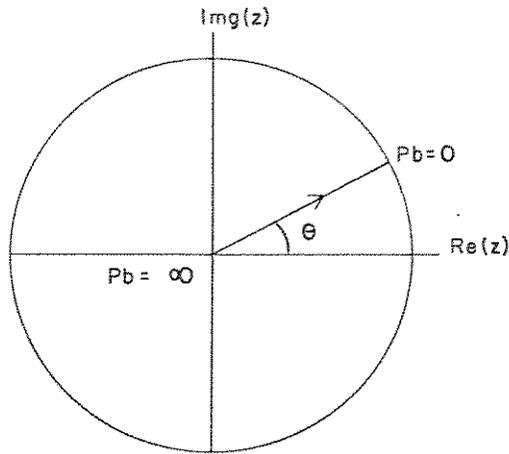


Figura 2.3: Posição do zero do preditor complexo em função da relação $S/R=1/P_b$

Consideremos agora a soma de dois sinais complexos na entrada de um preditor de 2ª ordem, adicionados a um ruído branco: $x(n) = A.[e^{j\theta \cdot n} + e^{j\phi \cdot n}] + v(n)$. Então neste caso teremos

$$R_x(\tau) = A^2.[e^{j\theta \cdot \tau} + e^{j\phi \cdot \tau}] \quad ; \quad \tau \neq 0$$

e

$$R_x(0) = 2.A^2 + \sigma_v^2 \quad (2.19)$$

Conforme dado pela eq.(2.14), temos depois de alguma manipulação algébrica

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{(1/2)(e^{j\theta} + e^{j\phi}) \cdot [1 - (1/2)(e^{j2\theta} + e^{j2\phi}) + P_b]}{(1 + P_b)^2 - [(1/2)(e^{j\theta} + e^{j\phi})]^2} \\ a_2 &= \frac{(1/2)(e^{j2\theta} + e^{j2\phi}) \cdot (1 + P_b) - [(1/2)(e^{j\theta} + e^{j\phi})]^2}{(1 + P_b)^2 - [(1/2)(e^{j\theta} + e^{j\phi})]^2} \end{aligned} \quad (2.20)$$

onde a relação entre a potência de ruído e a potência do sinal (duas exponenciais complexas) é dada por

$$P_b = (\sigma_v/A)^2/2$$

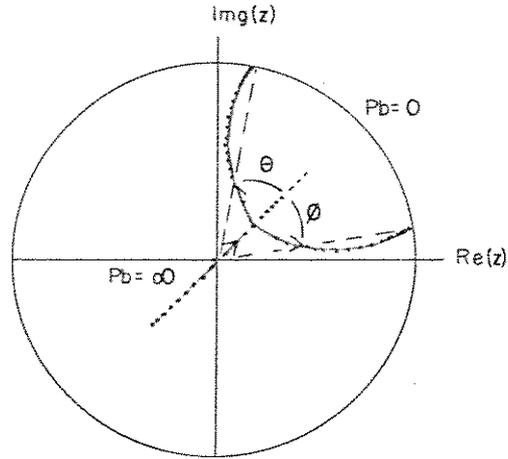


Figura 2.4: Posição dos zeros do preditor complexo de ordem 2, em função da relação S/R

A figura 2.4 mostra a evolução das raízes de $H(z)$ em função da relação S/R, admitindo que $x(n) = e^{j\theta n} + e^{j\phi n} + v(n)$, onde $\theta = 5\pi/12$ e $\phi = \pi/12$.

Sendo assim, fixados os ângulos ϕ e θ sempre poderemos encontrar uma reta unindo o centro do círculo com um ponto médio entre as duas frequências. Se considerarmos esta reta como um novo eixo de referência resultante de uma rotação do eixo $\text{Re}[z]$, então os dois pontos sobre a circunferência determinados pelos ângulos ϕ e θ poderão ser vistos como um par de zeros complexos conjugados em relação ao novo sistema de coordenadas. Ou seja, efetuando uma rotação de φ nos eixos das coordenadas de tal forma que

$$\varphi = \frac{\phi + \theta}{2} \quad (2.21)$$

os zeros relativos ao novo sistema de coordenadas serão

$$\phi' = \phi - \varphi \quad \theta' = \theta - \varphi \quad (2.22)$$

Logo $\phi' = -\theta'$ e as raízes serão complexas conjugadas nesta nova referência.

Concluimos que a evolução dos zeros em função da relação sinal/ruído do filtro de 2.ª ordem com coeficientes complexos, para um sinal de entrada

formado por duas exponenciais complexas, apresenta comportamento equivalente ao caso de um filtro com coeficientes reais excitado por uma entrada senoidal real. Isto pode ser visto comparando as figuras 2.2 e 2.4.

Também podemos verificar que substituindo os valores de ϕ e θ por ϕ' e θ' na eq.(2.20) (entrada com duas exponenciais complexas), obtemos a eq.(2.15) (entrada de uma senóide real).

2.3 Predição Linear Adaptativa

Como vimos no item 2 deste capítulo, o filtro ótimo, em termos da minimização do erro quadrático médio, é aquele obtido a partir da resolução da equação de *Yule-Walker*. Para isto, faz-se necessário o conhecimento das estatísticas do sinal de entrada, isto é, da matriz de autocorrelação R_N e do vetor de correlação cruzada r_n . Além disso, para a resolução da equação, devemos realizar a inversão da matriz R_N e multiplicarmos o resultado pelo vetor de correlação cruzada. No entanto, quando não conhecemos estas estatísticas do sinal e ainda trabalhando num ambiente de processamento em tempo real, este tipo de procedimento para o cálculo dos coeficientes do filtro pode tornar-se impraticável.

Um procedimento eficiente para a realização destes cálculos reside na utilização dos *algoritmos adaptativos*. Na forma adaptativa, um filtro realiza médias temporais no lugar de médias estatísticas, assumindo que os processos envolvidos sejam ergódicos. No nosso caso, os sinais aleatórios senoidais ditos *quase-determinísticos* [14] se encaixam nesta classificação. Assim, o objetivo do sistema adaptativo é suplantiar estes problemas (obtenção de médias "ensemble" e da autocorrelação), efetuando cálculos através de uma recursão no tempo. A partir de um valor inicial $a_i(0)$, os coeficientes são atualizados a cada amostra de sinal de entrada segundo um determinado critério, seguindo assim até que estabilizem num ponto de convergência que idealmente coincide com a solução ótima dada por *Yule-Walker*.

A eficiência do algoritmo é função do critério utilizado para a adaptação e determina a velocidade de convergência dos coeficientes. Neste trabalho, analisamos o comportamento dos algoritmos do *Gradiente* e *Mínimos Quadrados - MQ* no tratamento de exponenciais complexas de entrada dos filtros preditores.

Na fig. 2.5 a estrutura adaptativa do filtro de erro de predição está ilustrada. A sequência de erro $e(n)$ de saída é usada em combinação com os

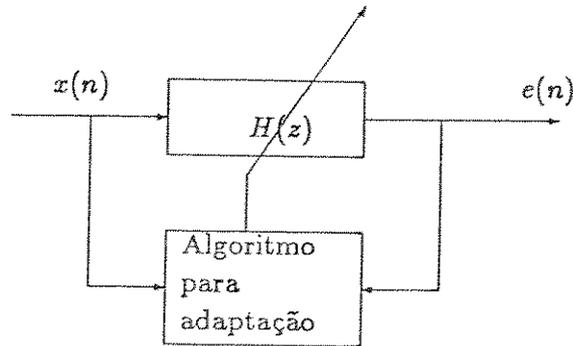


Figura 2.5: Princípio de um filtro preditor adaptativo

elementos da sequência de entrada $x(n)$ para atualizar os coeficientes do filtro.

2.3.1 O algoritmo do Gradiente

O algoritmo do Gradiente se baseia na obtenção do gradiente do erro quadrático médio em relação aos coeficientes de predição. De Haykin [15], pode ser visto que o erro quadrático médio é uma função de segunda ordem dos coeficientes do filtro. Dessa forma, a superfície do erro é convexa com apenas um ponto de mínimo. Para encontrar este ponto da função basta seguir na direção contrária daquela apontada pelo vetor gradiente, segundo um dado passo de adaptação. O método leva à equação

$$\mathbf{A}(n+1) = \mathbf{A}(n) - \mu \nabla \{E[e^2(n)]\} \quad \mathbf{A}^t = [a_1, a_2, \dots, a_N] \quad (2.23)$$

sendo \mathbf{A} o vetor de coeficientes e μ um escalar denominado passo de adaptação.

Já vimos no entanto que, não conhecendo as estatísticas do sinal num ambiente em tempo real, estimar a esperança do erro quadrático se torna inviável. Por isto, na prática, utilizamos uma variante deste algoritmo que é denominado *Gradiente Estocástico*.

O gradiente estocástico se caracteriza pela sua flexibilidade de ajuste em qualquer estrutura de filtro e pela robustez contra erros de implementação [16]. A adaptação é efetuada a partir do gradiente do erro quadrático $\nabla(\mathbf{n})$,

cujos elementos são

$$\frac{\partial [e^2(n)]}{\partial a_i} = 2 \cdot e(n) \cdot \frac{\partial e(n)}{\partial a_i} = -2 \cdot e(n) \cdot x(n-i) \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, N$$

fazendo $\mathbf{X}^t(n-1) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-N)]$, vem

$$\nabla(n) = -2 \cdot e(n) \cdot \mathbf{X}(n-1) \quad (2.24)$$

e os coeficientes do filtro são adaptados por

$$\mathbf{A}(n) = \mathbf{A}(n-1) + \mu \cdot e(n) \cdot \mathbf{X}(n-1) \quad ; \quad \mathbf{A}^t = [a_1, a_2, \dots, a_N] \quad (2.25)$$

Nas concepções mais simples do algoritmo, μ é constante e pode-se mostrar ainda [15] que os valores do passo, devido a questões de estabilidade, estão limitados em $0 \leq \mu \leq 2/Pt$, onde Pt é a potência total de entrada no sistema, ou seja: $Pt = E[\mathbf{X}^t(n-1)\mathbf{X}(n-1)]$.

Se os coeficientes a_i forem complexos, então a eq.(2.24) torna-se

$$\frac{\partial [e^2(n)]}{\partial a_i} = -2 \cdot e(n) \cdot \mathbf{X}^*(n-1)$$

onde $\mathbf{X}^*(n-1)$ é o vetor complexo conjugado das amostras complexas de entrada [17].

2.3.2 O algoritmo dos Mínimos Quadrados - MQ

Diferentemente do Gradiente, o MQ substitui o cálculo da esperança do erro quadrático médio $E[e^2(n)]$ pela soma determinística desse erro quadrático $\sum e^2(n)$.

Assim, o critério baseia-se na minimização da função custo [16]

$$E_N(n) = \sum_{p=1}^n W^{n-p} [x(p) - \mathbf{A}^t(n) \cdot \mathbf{X}(p-1)]^2 \quad (2.26)$$

onde W é chamado de *fator de esquecimento*, podendo assumir valores entre $0 < W \leq 1$.

Derivando a eq.(2.26) em relação aos elementos do vetor $\mathbf{A}(n)$ e igualando a zero, encontramos os valores ótimos para os coeficientes reais como sendo

$$\mathbf{A}(n) = \mathbf{R}_N^{-1}(n) \cdot \mathbf{r}_n(n) \quad (2.27)$$

sendo $R_N(\mathbf{r}_n)$ uma estimativa da matriz de correlação

$$\mathbf{R}_N(\mathbf{n}) = \sum_{p=1}^n W^{n-p} \mathbf{X}(p) \cdot \mathbf{X}^t(p)$$

e o vetor

$$\mathbf{r}_n = \sum_{p=1}^n W^{n-p} x(p) \cdot \mathbf{X}(p)$$

Na estrutura adaptativa $R_N(n)$ é estimada de acordo com uma forma recorrente, acontecendo o mesmo com os coeficientes de predição, de acordo com [16]:

$$\mathbf{A}(\mathbf{n}) = \mathbf{A}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) + \mathbf{R}_N^{-1}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \cdot e(n) \quad (2.28)$$

onde a estimativa da autocorrelação é dada por

$$\mathbf{R}_N(\mathbf{n}) = W \cdot \mathbf{R}_N(\mathbf{n} - \mathbf{1}) + \mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \cdot \mathbf{X}^t(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \quad (2.29)$$

sendo $e(n)$ o erro: $e(n) = x(n) - \mathbf{A}^t(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \cdot \mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1})$

Reescrevendo a eq.(2.28) temos

$$\mathbf{A}(\mathbf{n}) = \mathbf{A}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) + \mathbf{G}(\mathbf{n}) \cdot e(n) \quad (2.30)$$

com $G(n)$ definido como o *ganho de adaptação* e dado por $\mathbf{G}(\mathbf{n}) = \mathbf{R}_N^{-1}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{X}(\mathbf{n} - \mathbf{1})$.

Se os coeficientes a_i forem complexos, então o ganho de adaptação será dado por

$$\mathbf{G}(\mathbf{n}) = \mathbf{R}_N^{-1}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{X}^*(\mathbf{n} - \mathbf{1})$$

sendo $X^*(n-1)$ o vetor complexo conjugado das amostras do sinal complexo de entrada e $R_N(n)$ a matriz de autocorrelação Hermitiana.

A necessidade do cálculo de uma inversão de matriz é o que determina a complexidade deste método em relação ao gradiente. No entanto pode se mostrar que [18] o *MQ*, por considerar a estimativa da autocorrelação do sinal de entrada no processo de adaptação dos coeficientes, é mais eficiente que o *Gradiente*. Isto é claro no tratamento de senóides que são sinais altamente correlacionados.

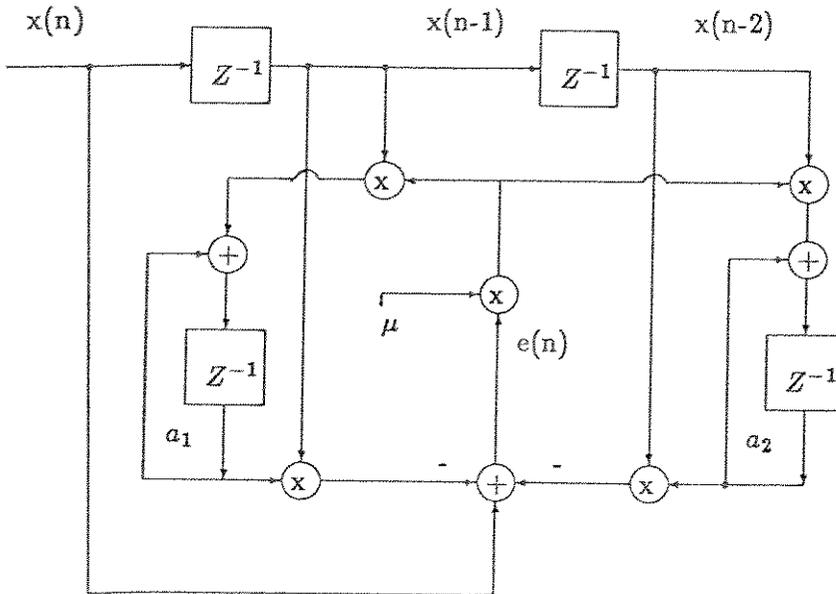


Figura 2.6: Filtro de erro de previsão com adaptação dos coeficientes pelo algoritmo do gradiente

2.4 Resultados de Simulação

2.4.1 Entrada real

Gradiente

Consideremos inicialmente um sinal senoidal de entrada dado por $x(n) = \sqrt{2} \cdot \cos(\theta n) + v(n)$; para $\theta = \pi/6$, sendo $v(n)$ um ruído branco, de média nula. A figura 2.6 mostra o circuito do filtro preditor implementado para detecção desse sinal, onde o processo de adaptação também está representado

Partindo das condições iniciais $a_1 = 0$ e $a_2 = 0$, após várias iterações os coeficientes tenderão em média aos valores ótimos dados pela eq.(2.14), ou seja: $a_1 = 1.732$ e $a_2 = -1$.

A figura 2.7 mostra a evolução dos coeficientes a_1 e a_2 para o método do gradiente em 400 iterações, dado um passo de adaptação $\mu = 0.1$ e uma relação sinal/ruído (S/R) de 25 dB. A figura 2.8 mostra a evolução das raízes nestas mesmas condições.

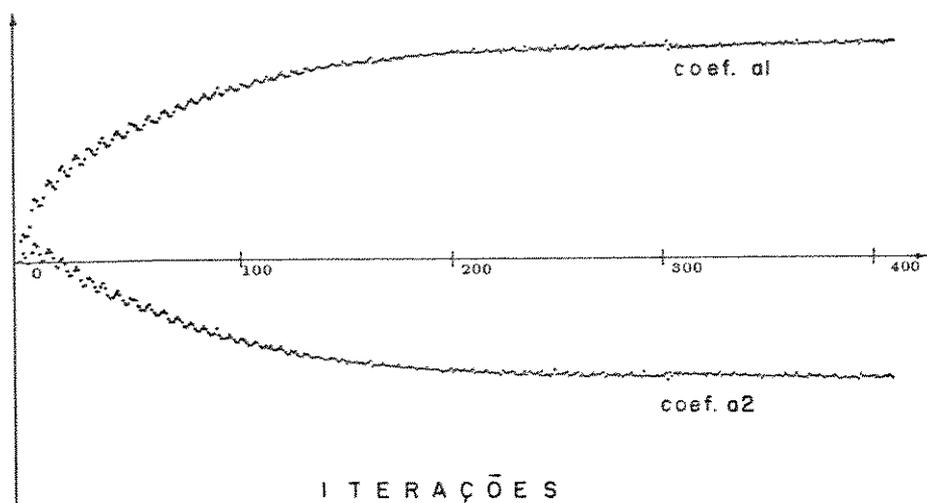


Figura 2.7: Convergência dos coeficientes de predição reais com o algoritmo do gradiente, na captura de um tom com $S/R=25$ dB, 400 iterações

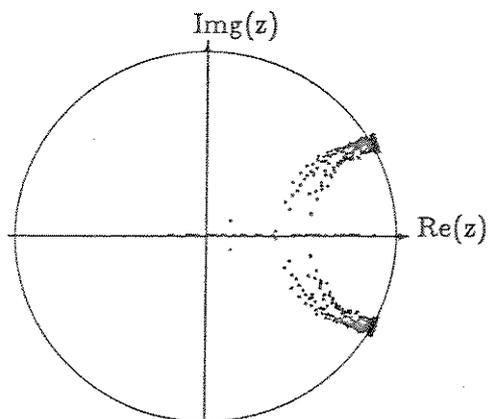


Figura 2.8: Evolução dos zeros do filtro adaptado pelo gradiente com $S/R=25$ dB, 400 iterações

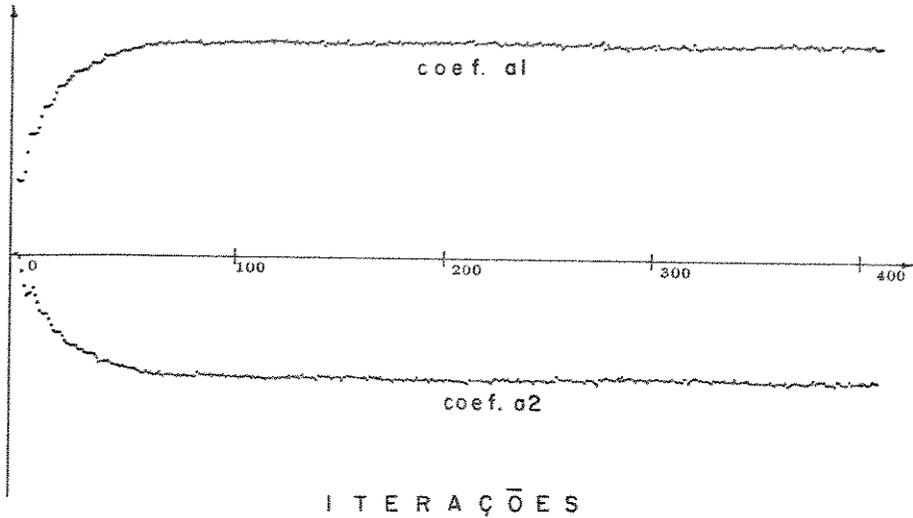


Figura 2.9: Convergência dos coeficientes adaptados pelo algoritmo dos mínimos quadrados, na captura de um tom com $S/R=25$ dB, 400 iterações

Mínimos Quadrados

Com as condições iniciais

$$R_2(0) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1.11 \end{bmatrix}$$

para uma relação sinal/ruído (S/R) de 25 *db* e o fator de esquecimento $W = 0.95$, em 400 iterações simulamos a convergência dos coeficientes, bem como a evolução no círculo complexo conforme as figuras 2.9 e 2.10. Como pode ser visto, o *MQ* tem uma velocidade de convergência bem maior que o gradiente. Sua eficiência é mais evidente na medida em que os sinais de entrada são mais correlacionados, como é o caso de sinais senoidais.

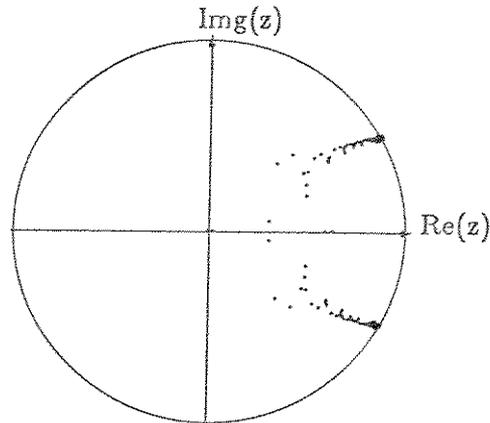


Figura 2.10: Evolução dos zeros do filtro adaptado pelos mínimos quadrados, $S/R=25$ dB, 400 iterações

2.4.2 Entrada complexa

Gradiente

Seja agora um sinal complexo de entrada, do tipo: $x(n) = e^{j\theta n} + v(n)$. O circuito implementado para detecção deste sinal é basicamente o mesmo da fig. 2.6, sendo que a estrutura é de primeira ordem e os registros devem prover espaço para valores reais e imaginários. O valor do coeficiente complexo a_1 evolui no processo de adaptação conforme visto na figura 2.11, onde as condições estabelecidas foram as mesmas do item 2.4.1 ($S/R=25$ dB), 400 iterações. Após a convergência o coeficiente tende ao valor ótimo dado pela equação 2.17

Com uma entrada composta agora por duas exponenciais complexas, temos: $x(n) = e^{j\theta n} + e^{j\phi n} + v(n)$. A estrutura do circuito é de segunda ordem como na fig. 2.6, porém os coeficientes a_1 e a_2 são complexos. A evolução das raízes é ilustrada na fig. 2.12, onde para os ângulos θ e ϕ foram dados respectivamente os valores $5\pi/12$ e $\pi/12$. As demais condições foram as mesmas do item 2.4.1.

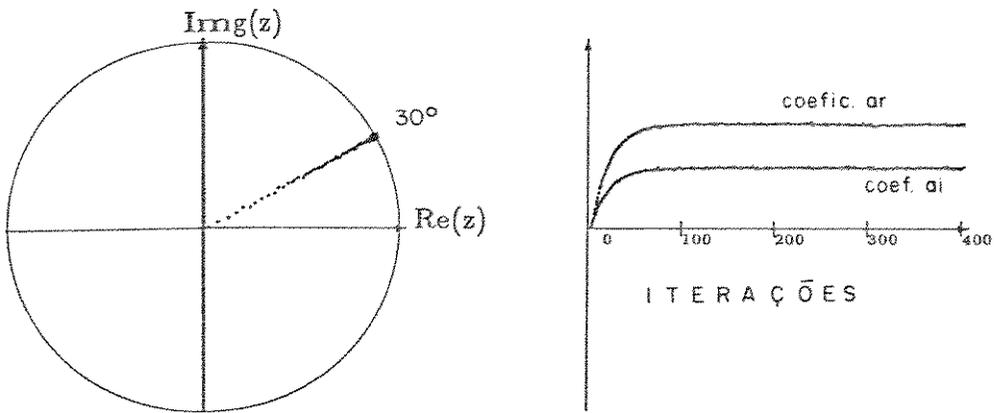


Figura 2.11: Evolução do coeficiente complexo do filtro para captura de uma exponencial complexa de entrada (gradiente). $S/R=25$ dB, 400 iterações

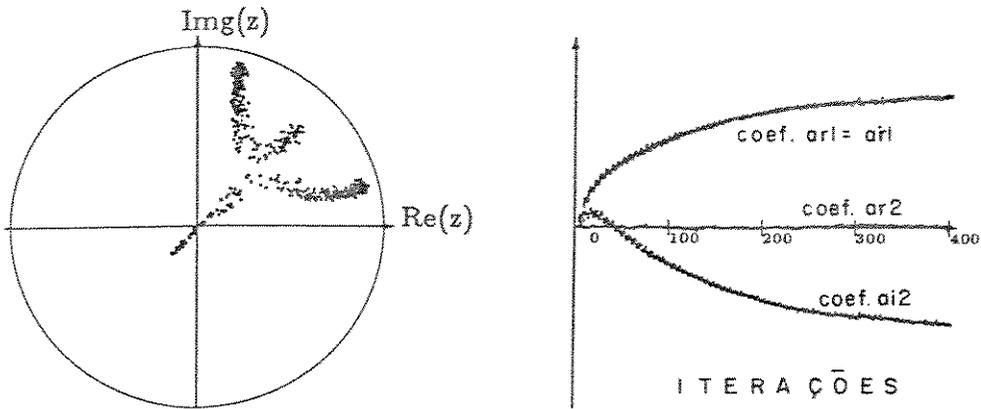


Figura 2.12: Evolução dos coeficientes para duas exponencias complexas de entrada (gradiente). $S/R=25$ dB, 400 iterações

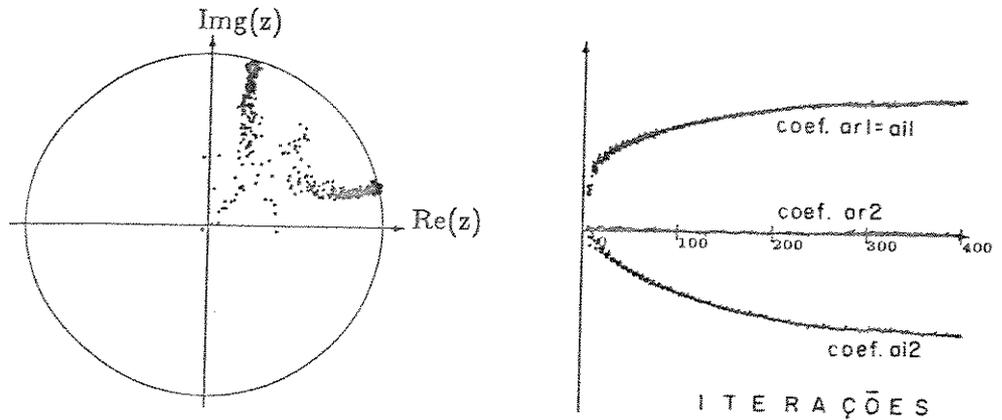


Figura 2.13: Evolução dos coeficientes para duas exponenciais complexas de entrada (MQ). $S/R=25$ dB, 400 iterações

Mínimos Quadrados

Com as mesmas condições iniciais do item 2.4.1 dada uma entrada composta por duas exponenciais complexas $x(n) = e^{j\theta n} + e^{j\phi n} + v(n)$, em 400 iterações, mostramos a evolução das raízes para os valores de ϕ e θ respectivamente em $5\pi/12$ e $\pi/12$.

2.5 O Filtro em Função da Frequência de Entrada

Uma importante característica a ser analisada consiste no comportamento do filtro com relação à frequência de entrada. Neste item, um estudo feito por simulação em computador mostra a influência das frequências de entrada no desempenho do sistema.

2.5.1 Convergência dos coeficientes complexos (1ª ordem)

Na simulação mostrada na figura 2.14, uma senóide de 100 Hz é aplicada na entrada de um filtro preditor. Utilizamos o algoritmo do *Gradiente* para adaptação dos coeficientes complexos do preditor de primeira ordem $H(z) = 1 - a_r z^{-1} - j a_i z^{-1}$, considerando um passo de adaptação $\mu = 0.1$, para uma potência de entrada $P_{ot} = 1$ e frequência de amostragem em 8 Khz. Como condição inicial foram estabelecidos os valores dos coeficientes com $a_r = 0$ e $a_i = 0$. A figura 2.14 mostra a evolução dos coeficientes a_r e a_i em 200 iterações.

Na simulação mostrada na figura 2.15, uma senóide de 1900 Hz entra no filtro com as mesmas condições anteriores (gradiente com $\mu = 0.1$). Como podemos verificar da figura, o comportamento dinâmico para esta alta frequência de 1900 Hz é semelhante ao comportamento frente à entrada de 100 Hz. Vemos então que o filtro de erro de predição de primeira ordem, tem sua convergência independente da frequência de entrada.

2.5.2 Convergência dos coeficientes reais (2ª ordem)

Analisamos agora a influência do sinal de entrada na convergência do preditor de coeficientes reais, com um procedimento análogo ao efetuado anteriormente para o preditor complexo. Assim, colocamos na entrada do filtro real uma senóide de 100 Hz. A figura 2.16 mostra a evolução dos coeficientes $a_1 a_2$ do preditor em 200 iterações. Sabemos que o segundo coeficiente a_2 do preditor deve ser negativo após a convergência. Logo, como pode ser observado na figura, este filtro em 200 iterações não permite ainda uma estimativa da frequência de entrada.

Novamente com as mesmas condições iniciais, colocamos agora uma senóide de 1900 Hz na entrada do preditor. A figura 2.17 mostra a evolução dos coeficientes reais do filtro. Neste caso, houve a convergência e a frequência de entrada pode ser estimada após 200 iterações, o que não foi possível para uma entrada de 100 Hz.

Observamos então que a velocidade de convergência do filtro de erro de predição de segunda ordem, com coeficientes reais, dependente da frequência do sinal de entrada. O desempenho na velocidade de convergência para as baixas frequências é inferior às altas. O importante é que haja uma distribuição uniforme das raias espectrais sobre todo círculo complexo, como veremos no ítem a seguir.

2.5.3 Efeito da proximidade de raias espectrais

Nas técnicas de análise espectral baseadas em DFT¹ e filtros correladores, quanto maior for a proximidade das raias espectrais a serem decompostas, maior será o número de pontos necessários para a realização dos cálculos. Analogamente na predição linear adaptativa, raias espectrais próximas requerem maior número de iterações do filtro para a convergência dos seus coeficientes de predição. De fato, como pode ser visto em [16], os zeros do preditor quando evoluem para frequências concentradas apenas numa região sofrem influência do ruído espalhado por todo resto do círculo complexo. Isto polariza a estimação diminuindo a eficiência do sistema. Além disso, frequências próximas requerem maior acuidade de estimação (para o filtro distinguir as frequências), que é conseguida aumentando o número de iterações. Isto melhora a estimação da matriz de autocorrelação no caso do algoritmo *MQ*. Para o *Gradiente*, acuidade é sinônimo de pequeno passo de adaptação, o que requer maior quantidade de iterações para a convergência dos coeficientes. Frequências igualmente distribuídas por todo o plano Z diminuem o efeito de polarização dos zeros do preditor (não há concentração de potência em uma região).

Observamos que a evolução dos coeficientes do preditor real para detecção de frequências baixas era por demais lenta. Isto pode ser explicado lembrando-se que no caso real os zeros complexos ocorrem em pares conjugados. O preditor para estimar uma senóide de baixa frequência, necessita posicionar seu par de zeros conjugados muito próximos. O efeito da proximidade dos zeros neste caso diminui a eficiência da estimativa como visto na simulação.

2.6 Conclusão

Os resultados teóricos obtidos e as simulações efetuadas mostram o potencial da predição linear adaptativa como técnica para detecção e estimação de frequências. Comparando os dois tipos de sinais processados (senóides reais e exponenciais complexas) verificamos algumas diferenças que podem ser bem exploradas. Quando temos uma única senóide, a estimação no caso complexo não é polarizada pelo aumento do nível de ruído, que leva o zero do filtro em direção à origem da circunferência de raio unitário, porém sem alterar o ângulo que determina a frequência. Na forma adaptativa, foram

¹DFT - "Discrete Fourier Transform"

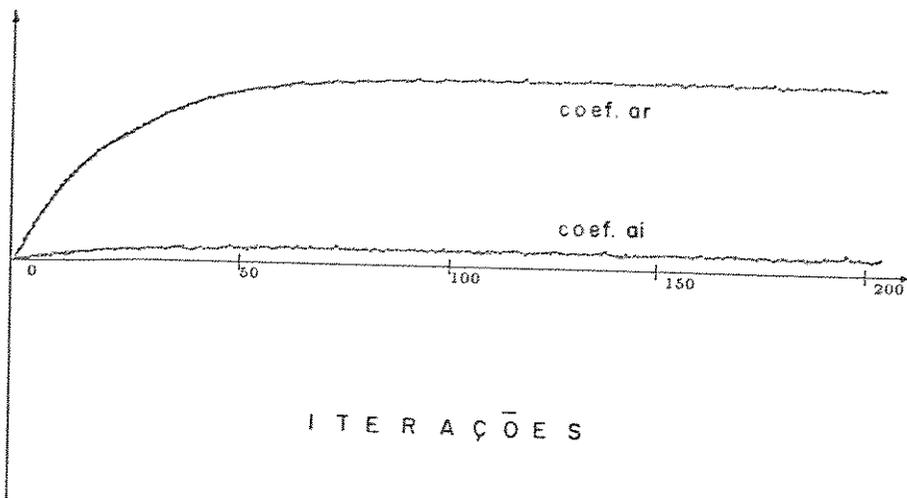


Figura 2.14: Convergência dos coeficientes complexos para uma entrada exponencial complexa com frequência = 100 Hz, em 200 iterações

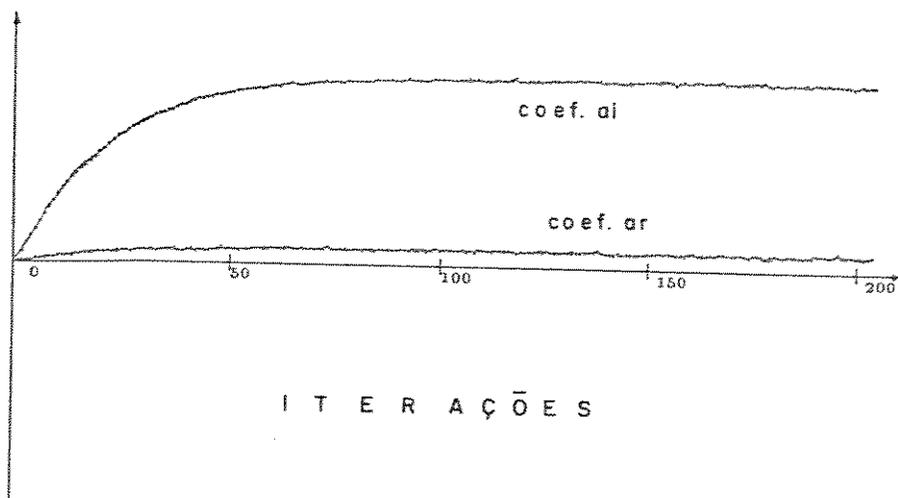


Figura 2.15: Convergência dos coeficientes complexos para uma entrada complexa de 1900 Hz, em 200 iterações

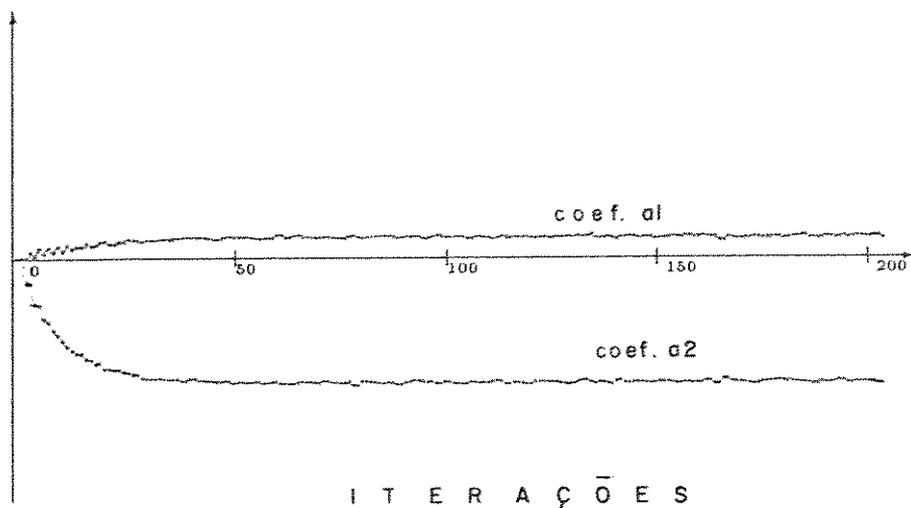


Figura 2.16: Convergência dos coeficientes reais para uma entrada real de 1900 Hz, em 200 iterações

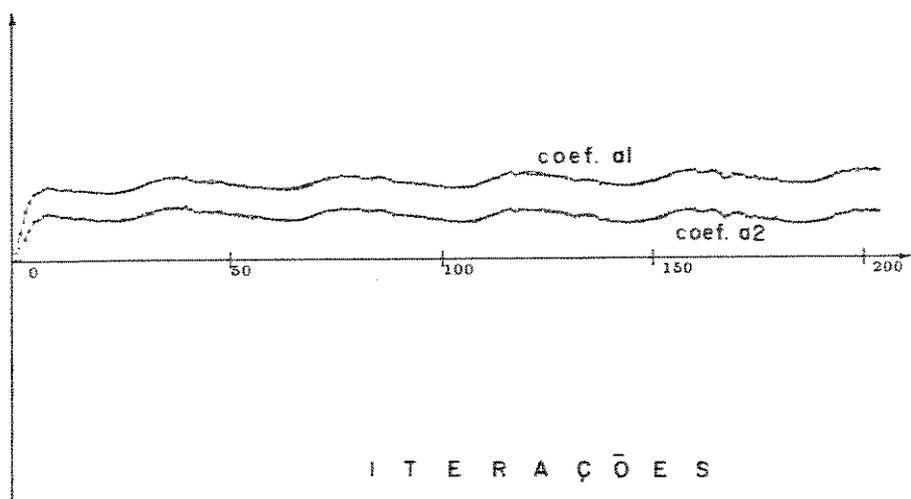


Figura 2.17: Convergência dos coeficientes reais para uma entrada de 100 Hz em 200 iterações

apresentados o algoritmo do *Gradiente e Mínimos Quadrados* para adaptação dos coeficientes de predição. Este último mostrou um melhor desempenho para estimação de frequências que o primeiro. O comportamento dos filtros em função da frequência do sinal de entrada também foi observado e verificamos que a velocidade de convergência dos filtros com coeficientes complexos não depende do valor da frequência. Já no caso de filtros com coeficientes reais, sinais de baixa frequência requerem mais tempo para a convergência dos preditores.

Quando temos um sinal composto por duas senóides no entanto, a estimação no caso complexo passa a ser polarizada pelo aumento do nível de ruído, comprometendo a correta determinação das frequências. Além disso, a eficiência dos algoritmos está intimamente ligada à proximidade das raias espectrais de entrada no filtro. Assim, a aplicação imediata dos resultados obtidos no capítulo 2 para o tratamento de sinais MFC/DTMF fica comprometida. Os sinais multifrequenciais provenientes da linha telefônica são sempre impregnados com ruído, além de formarem pares com raias espectrais próximas. Sendo sinais reais, não podem ser tratados diretamente pelos preditores complexos.

A busca por uma estrutura de filtro que permita maximizar a relação S/R dos sinais de entrada, que transforme as senóides reais em exponenciais complexas para os filtros preditores e que, finalmente, permita a utilização de preditores de primeira ordem, será objeto de estudo do capítulo a seguir.

Capítulo 3

O FILTRO SELETIVO

O filtro seletivo que será estudado a seguir possibilita a solução dos problemas apontados no capítulo anterior, referentes à estimação de sinais multifrequenciais. De acordo com o que foi visto, os preditores têm sua eficiência na estimação de frequências conforme a relação S/R dos sinais de entrada e também conforme a proximidade das raias espectrais. Veremos que o filtro seletivo será composto por um passa-banda, que melhora a relação S/R [19],[20], em série com o preditor que fornece a estimativa da frequência.

Uma vez que o preditor de primeira ordem com coeficientes complexos possui características interessantes como estimador de frequências, um filtro passa-banda pode ser utilizado para destacar uma senóide de um sinal multifrequencial para ser entrada desse preditor de primeira ordem.

Para o tratamento de sinais multifrequenciais, os filtros seletivos podem ser dispostos numa estrutura em cascata de células de segunda ordem. Neste tipo de sistema, cada célula fica responsável por filtrar uma senóide do espectro do sinal de entrada. Resumindo, cada filtro da cascata é formado por um passa-banda com um preditor. A cada preditor será entregue uma senóide amplificada pelo passa-banda para a estimação de frequência.

Inicialmente são introduzidos os filtros seletivos com coeficientes complexos e reais. A partir disto, apresentamos um método de filtragem adequado a estruturas em cascata.

Na forma adaptativa, um dos principais problemas desse tipo de estrutura é que as últimas células dependem da convergência das primeiras para iniciar sua estimação. Assim, em sistemas compostos por uma cascata de muitas células, a convergência do último filtro pode ser demasiadamente lenta [8],[9],[10]. O método que apresentamos neste capítulo tem potencial para minimizar este problema, ou seja, é capaz de fazer as células conver-

girem com uma velocidade superior ao método apresentado pelos trabalhos recentes acima citados.

Propomos uma forma de adaptação dos filtros baseada nos algoritmos dos *MQ* e *Gradiente* onde levamos em consideração o comportamento dinâmico dos coeficientes de predição durante a convergência; nisto reside a mais importante contribuição deste trabalho. Comparamos o desempenho dessa forma com as técnicas propostas na literatura que estimam as frequências a partir dos coeficientes de predição após sua convergência. No desenvolvimento também é apresentada uma maneira simples para a estimação da potência do sinal analisado, que decorre do próprio sistema proposto. A estimativa da potência é fundamental para os receptores multifrequenciais na sinalização telefônica.

Resultados de simulação acompanham os resultados teóricos obtidos no decorrer do capítulo.

3.1 Filtros Seletivos com Coeficientes Complexos

Como visto no capítulo 2, no caso de uma senóide de entrada, a estimação de frequência pelo preditor complexo de primeira ordem não é polarizada pelo aumento do ruído. Além disso, no contexto adaptativo, a velocidade de convergência dos coeficientes independe do valor da frequência. Outro aspecto relevante aos preditores com coeficientes complexos diz respeito ao cálculo da potência de entrada, que se limita à soma dos quadrados das partes real e imaginária do sinal. Aliás, na prática, se procura obter sinais em quadratura a partir de sinais reais (e.g. com o par Hilbert) para a obtenção da informação sobre a potência.

No caso da sinalização telefônica, os sinais MFC e DTMF são reais e portanto necessitam de um processamento prévio para tornarem-se analíticos, antes de serem tratados pelos preditores de coeficientes complexos.

3.1.1 Passa-banda com saída complexa

Como a sinalização multifrequencial que chega da linha telefônica é composta por sinais reais, faz-se necessária a adoção de um sistema que transforme uma senóide numa exponencial complexa. Proveniente da linha telefônica, ruídos ou espúrios diversos estão misturados com as frequências a serem detectadas. Assim, também é desejável que as frequências sejam filtradas por um sistema que melhore a relação sinal/ruído (S/R).

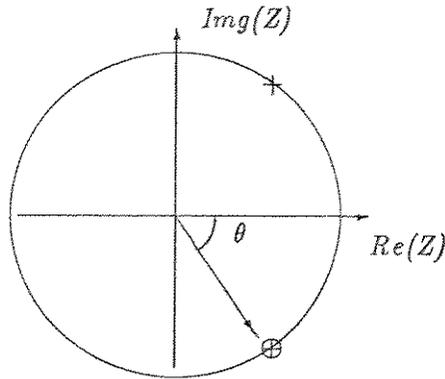


Figura 3.1: Posição dos polos e do zero de $H_c(z)$

Suponha um sinal senoidal adicionado com ruído. Para melhorar a relação S/R desse sinal, um filtro passa-banda sintonizado em sua frequência pode ser construído com a seguinte função de transferência

$$H_c(z) = \frac{1}{1 - 2r\cos(\theta)z^{-1} + r^2z^{-2}} \quad (3.1)$$

onde θ é a frequência angular normalizada.

Este sistema provê uma amplificação na senóide, e sua seletividade aumenta conforme $r \rightarrow 1$. Na estrutura do filtro, $r < 1$ garante a estabilidade do sistema fazendo com que os polos fiquem no interior do círculo unitário.

Agregando um zero ao sistema $H_e(z)$, de forma a realizar a função

$$H_c(z) = \frac{1 - \cos(\theta)z^{-1} + j\sin(\theta)z^{-1}}{1 - 2r\cos(\theta)z^{-1} + r^2z^{-2}} \quad (3.2)$$

conseguimos sintetizar um filtro que, para uma dada entrada senoidal $x(n)$, fornece uma saída complexa $u_r(n) + ju_i(n)$. A posição dos polos e do zero da função $H_c(z)$ está ilustrada na fig. 3.1. Enquanto que a parte recursiva desse filtro (denominador $H_c(z)$) reforça a potência da senóide real de entrada, a parte não recursiva (numerador de $H_c(z)$) provê a anulação de uma das raízes do par complexo conjugado e, conseqüentemente, fornece na saída uma exponencial complexa com uma melhoria na relação S/R. Na figura 3.2 está esquematizado o filtro $H_c(z)$.

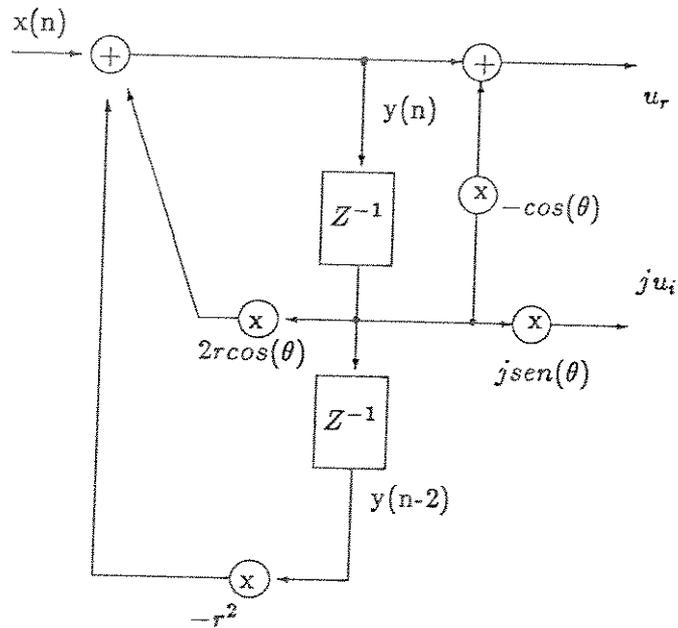


Figura 3.2: Filtro passa-banda com saída em quadratura (complexa)

3.1.2 O preditor e o passa-banda na formação do filtro seletivo

No capítulo 2 tratamos os preditores com coeficientes complexos sem discutir as formas de obtenção do sinal analítico. No item anterior vimos como este sinal pode ser obtido através do passa-banda de saída complexa. Veremos agora que o passa-banda colocado em cascata com o filtro de erro de predição de primeira ordem, fornece uma estrutura de filtro seletivo.

Lembrando que a função de transferência do preditor de primeira ordem é dada por

$$H_p(z) = 1 - a_r z^{-1} - j a_i z^{-1} \quad (3.3)$$

onde $a_r = \alpha \cos(\theta_i)$ e $a_i = \alpha \text{sen}(\theta_i)$, sendo α o módulo do zero do preditor no plano Z . A figura 3.3 ilustra o sistema $H_p(z)$.

A união dos dois sistemas $H_c(z)$ com $H_p(z)$ formará o filtro seletivo

$$H_{cp}(z) = H_c(z) \cdot H_p(z) \quad (3.4)$$

ou seja

$$H_{cp}(z) = \frac{1 - \cos(\theta)z^{-1} + j \text{sen}(\theta)z^{-1}}{1 - 2r \cos(\theta)z^{-1} + r^2 z^{-2}} \cdot (1 - \alpha \cos(\theta)z^{-1} - j \alpha \text{sen}(\theta)z^{-1})$$

e simplificando

$$H_{cp}(z) = \frac{1 - [(\alpha + 1)\cos(\theta) + j(\alpha - 1)\text{sen}(\theta)]z^{-1} + \alpha z^{-2}}{1 - 2r \cos(\theta)z^{-1} + r^2 z^{-2}} \quad (3.5)$$

3.1.3 Estimação de frequência com os filtros seletivos

A posição ótima do zero do preditor de primeira ordem com coeficientes complexos evolui segundo uma reta no plano Z em função da relação sinal/ruído, conforme visto no capítulo 2. Assim, para estimar a frequência de um sinal de entrada, basta verificarmos o ângulo em que o zero do preditor se posiciona no círculo complexo. O cálculo desse ângulo faz-se de acordo com

$$\cos(\theta) = a_r / \alpha \quad (3.6)$$

onde a_r é a parte real do coeficiente de predição complexo e α o módulo do zero.

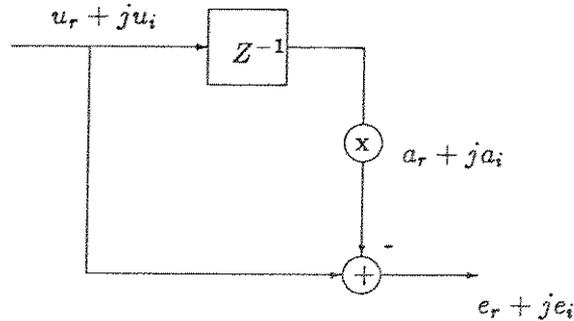


Figura 3.3: Preditor com entrada proveniente da saída do filtro passa-banda (saída em quadratura)

A frequência angular é calculada a partir da relação

$$\theta = \cos^{-1}(a_r/\alpha) \quad (3.7)$$

3.1.4 Estimativa de potência com os filtros seletivos

Este importante problema: *estimativa de potência* não pode ser esquecido num sistema de análise espectral. Especificamente na sinalização telefônica, o nível de potência do sinal que chega da linha precisa ser analisado. Os níveis de energia presentes na recepção são determinantes para validação ou não da mensagem detectada.

A estrutura da figura 3.2 permite facilmente a extração da estimativa da potência de chegada. Da estrutura, temos um valor proporcional da potência dada por

$$P_{ot} \simeq u_r^2 + u_i^2 \quad (3.8)$$

pois u_r e u_i é o próprio sinal em quadratura. P_{ot} obtida desta forma é proporcional à potência devido ao fator de ganho do filtro. Descontado o fator de ganho, P_{ot} representa exatamente a potência de entrada.

3.1.5 Filtros seletivos com estrutura em cascata

A estrutura do filtro definida por $H_{cp}(z)$ (figura 3.3) constitui uma célula de segunda ordem e, como vimos anteriormente, este filtro pode estimar a frequência de apenas uma senóide. Portanto, um sinal multifrequencial para ser analisado necessita de um sistema de múltiplas células de filtros em cascata.

Neste esquema, um sinal multifrequencial composto por três senóides por exemplo, deve ser decomposto por um sistema de três células em cascata. Cada unidade de filtro seletivo é responsável pela captura de uma senóide no sistema.

Entretanto, se a célula possuir a topologia do filtro definida por $H_{cp}(z)$, ela terá uma entrada real e uma saída complexa. Assim, não é possível construir diretamente uma estrutura em cascata pela simples associação das células. Neste caso não existe compatibilidade entre as entradas e saídas dos filtros.

Existem duas formas de compatibilizar as células da cascata, construindo-as com entradas e saídas reais ou com entradas e saídas complexas. O primeiro caso leva vantagem em relação ao segundo por exigir um menor número de manipulação algébrica. Outra razão para escolha do primeiro caso reside em que os sinais provenientes da linha telefônica são reais.

3.2 Filtros Seletivos com Coeficientes Reais

O filtro seletivo com coeficientes reais de segunda ordem é uma interessante ferramenta para detecção e estimação de um sinal senoidal. Sua função de transferência possui os zeros sobre a circunferência de raio unitário e os polos com raio menor que a unidade, disposto na mesma linha radial entre os zeros e a origem segundo a expressão

$$H_s(z) = \frac{1 - 2\cos(\theta)z^{-1} + z^{-2}}{1 - 2r\cos(\theta)z^{-1} + r^2z^{-2}} \quad (3.9)$$

Este filtro seletivo pode ser visualizado como uma cascata de um passa-banda com um preditor de coeficientes reais. A seletividade de $H_s(z)$ é determinada pelo valor do raio r . A única variável desse sistema passa a ser o ângulo θ , que determina a sintonia do filtro. A figura 3.4 mostra a topologia do filtro $H_s(z)$. Da mesma forma que no caso complexo, a parte recursiva deste filtro é responsável pelo aumento da relação S/R enquanto que a parte

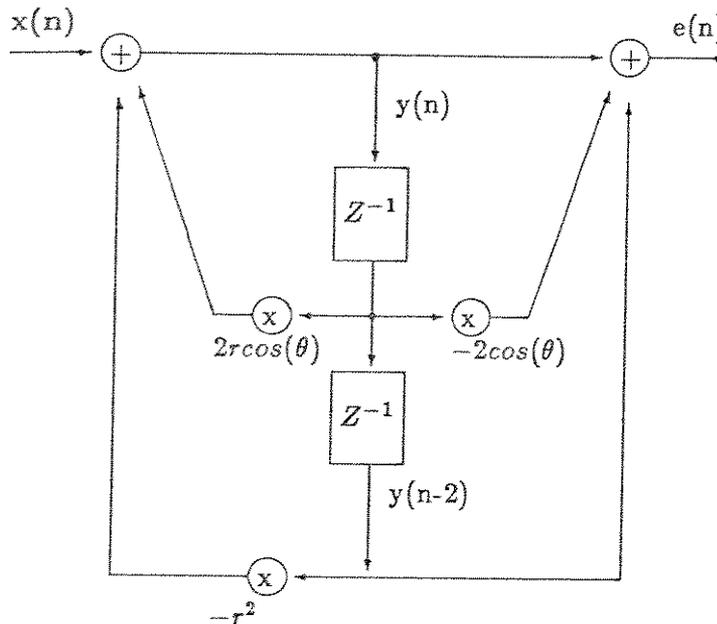


Figura 3.4: Célula de filtro seletivo com coeficientes reais.

não recursiva corresponde ao preditor real. Este preditor, como descrito pelo numerador da equação 3.9, é responsável pela anulação das senóides que oscilem na sintonia do filtro. Numa estrutura em cascata podemos montar várias células $H_s(z)$, onde cada uma é responsável pela captura de uma senóide. Nesta estrutura, a saída de uma célula é feita como entrada de outra subsequente e assim por diante.

3.3 Filtros Seletivos Adaptativos

Foi mostrado que o conjunto formado pelo passa-banda e o preditor formam o filtro seletivo. Na estrutura adaptativa, adaptar todo o conjunto do filtro consiste primeiramente em atualizar os coeficientes do preditor. A adaptação pode ser feita através de algoritmos como o *Gradiente* ou *MQ*. Em seguida, a atualização do passa-banda é feita com base nos coeficientes adaptados do preditor.

No caso real, o coeficiente de predição a ser adaptado é $a_1(n)$ que converge

idealmente para o valor $2\cos(\theta)$. O passa-banda associado a este preditor copia portanto o valor de $a_1(n)$, multiplicando-o pelo raio r para obter o novo coeficiente da parte recursiva $-r.a_1(n)$ (na convergência $-2r\cos(\theta)$).

Analogamente no caso complexo, o coeficiente de predição complexo a ser adaptado é $a_c(n) = a_r + ja_i(n)$, que converge para o valor $\cos(\theta) + j\sen(\theta)$. O passa-banda associado manipula os coeficientes do preditor na obtenção dos dados para sua atualização. Precisamente, o dado requerido pelo passa-banda, da mesma forma que no caso real, é aquele que no melhor caso é proporcional ao valor $\cos(\theta)$. Mas se o coeficiente $a_c(n)$ evolui numa linha radial, então a relação $a_i(n)/a_r(n)$ é constante e $\cos(\theta)$ pode ser obtido facilmente, uma vez que

$$\theta = \tan^{-1}\left\{\frac{a_i(n)}{a_r(n)}\right\} \quad (3.10)$$

É importante ressaltar que para o conhecimento de $\cos(\theta)$, no caso complexo, não é necessário que o coeficiente de predição atinja a convergência, uma vez que dinamicamente a relação entre as partes imaginária e real permanecem constantes. Esta facilidade que a estrutura complexa permite, faz com que o processo de adaptação do filtro seletivo seja bastante rápido. Esta idéia será desenvolvida em detalhe a seguir, comparando posteriormente os resultados obtidos frente às abordagens sobre os filtros seletivos adaptados a partir de preditores reais [9],[10].

3.3.1 O método de adaptação do filtro seletivo

Retomando a equação 3.5 que descreve a função de transferência do filtro da figura 3.3, temos:

$$H_{cp}(z) = \frac{1 - [(\alpha + 1)\cos(\theta) + j(\alpha - 1)\sen(\theta)]z^{-1} + \alpha z^{-2}}{1 - 2r\cos(\theta)z^{-1} + r^2 z^{-2}}$$

sendo $a_r = \alpha\cos(\theta)$ e $a_i = \alpha\sen(\theta)$ respectivamente as partes real e imaginária do coeficiente complexo do preditor, isto é, da parte não recursiva de $H_{cp}(z)$.

Mas,

$$H_{cp}(z) = E(z)/X(z)$$

onde $E(z) = E_r(z) + jE_i(z)$ é o erro complexo de saída (veja figura 3.3) e $X(z)$ a transformada Z do sinal de real entrada $x(n)$. Seja ainda $Y(z)$ a transformada Z de $y(n)$ mostrado na figura 3.3. Rearranjando a equação

acima, podemos colocar o erro em função de $Y(z)$, de onde encontramos

$$\begin{aligned} E_r(z) &= Y(z)[1 - (1 + \alpha) \cos(\theta)z^{-1} + \alpha z^{-2}] \\ E_i(z) &= Y(z)[(1 - \alpha) \operatorname{sen}(\theta)z^{-1}] \end{aligned} \quad (3.11)$$

sendo ainda

$$Y(z) = \frac{X(z)}{1 - 2r \cos(\theta)z^{-1} + r^2 z^{-2}} \quad (3.12)$$

lembrando que

$$\alpha = \sqrt{a_i^2 + a_r^2}$$

Definimos agora o parâmetro que chamamos β , onde

$$\beta = \frac{a_r}{\alpha} = \cos(\theta) \quad (3.13)$$

Observando novamente a figura 3.4 podemos notar que $\cos(\theta)$, ou seja, β é o parâmetro desejado no processo de adaptação do filtro seletivo, pois fornece a estimativa da frequência de entrada. Esta é a principal contribuição deste trabalho em relação aos tratamentos já conhecidos sobre o problema da estimação adaptativa de frequências, a partir da convergência dos coeficientes reais de predição. No nosso caso, não há necessidade de se esperar que ocorra a convergência final dos coeficientes de predição (ou seja $\alpha \rightarrow 1$), porque o próprio comportamento dinâmico do sistema já fornece uma pré estimativa com o parâmetro β .

Mas, adaptar β é adaptar o coeficiente complexo do preditor de primeira ordem $a_c = a_r + ja_i$. Esta é a idéia que será desenvolvida a seguir, ou seja, utilizar a estrutura do filtro seletivo real com adaptação a partir de cálculos complexos. Aliamos portanto o processo de adaptação do filtro real a partir dos coeficientes de predição complexos associados a este filtro real, os quais, no entanto, não fazem parte da estrutura real propriamente dita.

Os algoritmos de adaptação de a_c estudados neste trabalho, limitam-se ao *Gradiente* e aos *Mínimos Quadrados*, o que não implica que outros algoritmos não possam ser utilizados. Quanto ao *Gradiente* e ao *MQ*, abordamos no decorrer do trabalho algumas variações que tornam os processos de adaptação mais rápidos e precisos. É o caso de introduzirmos o passo de adaptação μ do *Gradiente* variável, bem como utilizar o *MQ* com o raio r variável na estrutura do filtro seletivo.

3.3.2 Método de adaptação do preditor real através de cálculos com variáveis complexas

Relembrando os algoritmos de adaptação para o coeficiente do preditor, temos

1) Algoritmo do Gradiente

$$a_c(n) = a_c(n-1) + \mu u(n)^* e(n)$$

onde aqui $u^*(n)$ é a exponencial complexa de entrada (conjugada) no preditor e $e(n)$ o erro complexo na saída do sistema.

2) Algoritmo MQ

$$a_c(n) = a_c(n-1) + g(n) \cdot e(n)$$

onde o ganho de adaptação $g(n)$ é dado por

$$g(n) = \frac{1}{r_o(n)} \cdot u^*(n)$$

sendo $r_o(n)$ a autocorrelação calculada segundo

$$r_o(n) = r_o(n-1)W + P_{ot}$$

onde W é um fator de esquecimento ($0 \ll W \leq 1$) e P_{ot} a potência instantânea da entrada, dada pela eq.(3.8).

A adaptação do coeficiente complexo a_c está dessa forma em função da entrada $u(n)$ e do erro complexo $e(n)$.

Fazendo agora a transformada inversa de $E(z)$, obtemos $e(n)$ em função de $y(n)$, isto é

$$\begin{aligned} e_r(n) &= y(n) - (1 + \alpha)\cos(\theta)y(n-1) + \alpha y(n-2) \\ e_i(n) &= (1 - \alpha)\sen(\theta)y(n-1) \end{aligned} \quad (3.14)$$

temos ainda que a exponencial complexa de entrada $u(n) = u_r(n) + ju_i(n)$ no preditor, em função de $y(n)$ é dada por

$$\begin{aligned} u_r(n) &= y(n) - \cos(\theta)y(n-1) \\ u_i(n) &= \sen(\theta)y(n-1) \end{aligned} \quad (3.15)$$

Colocando agora a variável $a_c(n)$ em função de $y(n)$, através da substituição de $e(n)$ e $u(n)$ pelas equações 3.14 e 3.15, vem

1) Algoritmo do *Gradiente*

$$\begin{aligned} a_r(n) &= a_r(n-1) + \mu\{y(n)e_r(n) + y(n-1)[e_i(n)\gamma - e_r(n)\beta]\} \\ a_i(n) &= a_i(n-1) + \mu\{y(n)e_i(n) - y(n-1)[e_i(n)\beta + e_r(n)\gamma]\} \end{aligned} \quad (3.16)$$

onde definimos $\gamma = a_i(n-1)/\alpha$, com $\beta = a_r(n-1)/\alpha$.

2) Algoritmo *MQ*

$$\begin{aligned} a_r(n) &= a_r(n-1) + r_o^{-1}(n)\{y(n)e_r(n) + y(n-1)[e_i(n)\gamma - e_r(n)\beta]\} \\ a_i(n) &= a_i(n-1) + r_o^{-1}(n)\{y(n)e_i(n) - y(n-1)[e_i(n)\beta + e_r(n)\gamma]\} \end{aligned} \quad (3.17)$$

Rearranjando ainda $P_{ot}(n) = u_r^2(n) + u_i^2(n)$ em função de $y(n)$ vem

$$P_{ot} = [y(n) - \beta y(n-1)]^2 + [\gamma y(n-1)]^2 \quad (3.18)$$

lembrando que P_{ot} é um valor proporcional da potência, uma vez que a saída $u_r + ju_i$ representa a entrada amplificada pelo ganho do sistema. Uma vez que conhecemos a posição dos polos do filtro (por sua vez o ganho na dada frequência de sintonia) e conhecendo P_{ot} , podemos calcular exatamente o valor da potência do sinal de entrada.

Assim, do desenvolvimento das equações 3.11 e 3.12 obtivemos novas relações para a adaptação do coeficiente $a_c(n)$. Estas novas relações significam que podemos adaptar os coeficientes complexos do preditor, a partir de uma estrutura real de filtro. Esta estrutura está ilustrada na fig. 3.4.

A seguir, o método é colocado na forma de algoritmo, possuindo três partes distintas:

- 1) Uma parte comum do método que pode ser utilizada pelo algoritmo do *Gradiente* ou *MQ*. É relativa à obtenção do parâmetro β desejado pelo filtro seletivo da figura 3.4.
- 2) Parte utilizada pelo *Gradiente*, quando optamos por este algoritmo de adaptação.
- 3) Parte utilizada pelo *MQ*, quando os mínimos quadrados são utilizados.

Dessa forma, quando optamos pela adaptação segundo o algoritmo do *Gradiente*, executamos apenas as parte 1 e 2 do método acima. Para o *MQ*, executamos as partes 1 e 3. Descrevemos a seguir o fluxograma completo

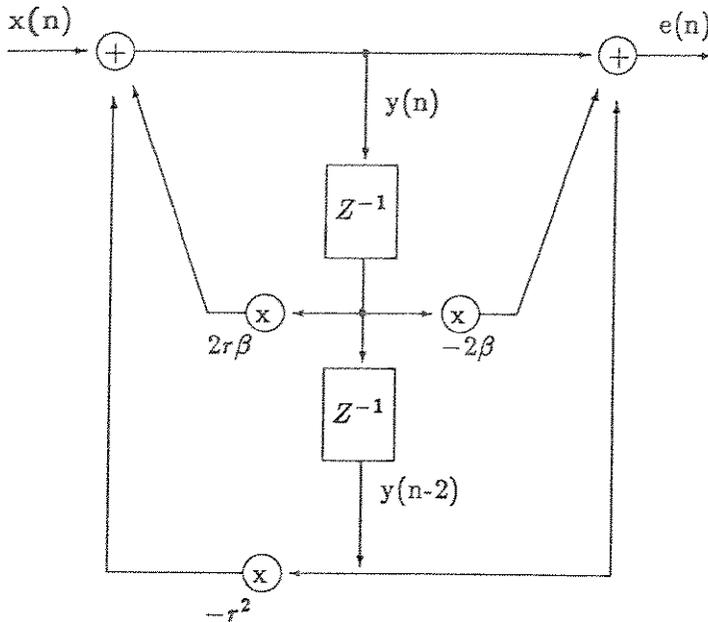


Figura 3.5: Célula de filtro seletivo adaptativo

para a realização da adaptação de uma célula de filtro seletivo, ilustrada na figura 3.5.

Adaptação do Filtro Seletivo Gradiente e Mínimos Quadrados

1 - Parte comum

Valor do raio r deve ser escolhido ($0 < r < 1$) de acordo com a seletividade desejada.

$$1^\circ \text{ passo: } y(n-2) = y(n-1)$$

$$2^\circ \quad y(n-1) = y(n)$$

$$3^\circ \quad \alpha = \sqrt{a_r^2(n-1) + a_i^2(n-1)}$$

$$4^\circ \quad \gamma = \frac{a_r(n-1)}{\alpha}$$

$$5^\circ \quad \beta = \frac{a_i(n-1)}{\alpha}$$

β é o parâmetro desejado pelo filtro seletivo.

$$\begin{aligned}
6^\circ \quad & y(n) = x(n) - r^2 y(n-2) + 2r\beta y(n-1) \\
7^\circ \quad & e_r(n) = y(n) - y(n-1)(1 + \alpha)\beta + \alpha y(n-2) \\
8^\circ \quad & e_i(n) = y(n-1)(1 - \alpha)\gamma
\end{aligned}$$

2 - Adaptação pelo GRADIENTE - 9º e 10º passos finais.

Valor previamente determinado para passo de adaptação μ .

$$a_r(n) = a_r(n-1) + \mu\{y(n-1)e_r(n) + y(n-2)[e_i(n)\gamma - e_r(n)\beta]\}$$

$$a_i(n) = a_i(n-1) + \mu\{y(n-1)e_i(n) - y(n-2)[e_i(n)\beta + e_r(n)\gamma]\}$$

3 - Adaptação pelo MQ- 9º e 10º passos finais.

Valor previamente determinado para: a) fator de esquecimento W ; b) auto-correlação inicial $r_o(0)$

$$a_r(n) = a_r(n-1) + r_o^{-1}(n)\{y(n-1)e_r(n) + y(n-2)[e_i(n)\gamma - e_r(n)\beta]\}$$

$$a_i(n) = a_i(n-1) + r_o^{-1}(n)\{y(n-1)e_i(n) - y(n-2)[e_i(n)\beta + e_r(n)\gamma]\}$$

$$P_{ot} = [y(n) - \beta y(n-1)]^2 + [\gamma y(n-1)]^2$$

$$r_o(n) = r_o(n-1)W + P_{ot}$$

É importante ressaltar que existe uma diferença entre as equações deduzidas para a adaptação dos coeficientes dadas por 3.16 e 3.17, das apresentadas pelo fluxograma nos passos 9º e 10º. Podemos notar que no fluxograma a adaptação apresenta um atraso de uma amostra em relação ao resultado teórico. Isto é feito para garantir que o coeficiente imaginário $a_i(n)$ comece sua adaptação ao mesmo tempo que o coeficiente real $a_r(n)$. Isto pode ser facilmente verificado na primeira iteração observando que enquanto o erro real $e_r(1) \neq 0$, o erro imaginário $e_i(1) = 0$. Com o atraso de um passo na adaptação, ganhamos na eficiência do algoritmo que, dessa forma, possui um tempo para inicializar os erros e, conseqüentemente, os coeficientes a_r e a_i são adaptados ao mesmo tempo.

3.3.3 Detecção multifrequencial com filtros em cascata

Na simulação mostrada pela figura 3.6 mostramos um sinal DTMF sendo analisado por uma cascata de duas células de filtro seletivo de segunda ordem. Na figura é mostrada a evolução dos zeros dos preditores (i.e. da parte não recursiva do filtro), bem como o estimador β de cada célula. Pode-se notar que a convergência de β é muito mais rápida que dos coeficientes de predição $a_c(n) = a_r(n) + ja_i(n)$.

Para execução dessa simulação, foi utilizado o algoritmo do *Gradiente*, com passo de adaptação $\mu = 25 \times 10^{-5}$ constante. Porém, o raio r em cada célula de 2ª ordem foi feito variável segundo

$$r_i = r_i + \alpha(0.98 - r_i) \quad (3.19)$$

O valor inicial do raio para as duas células foram respectivamente: $r_1 = r_2 = 0.80$ e inicialmente $\alpha \rightarrow 0$. O motivo para variarmos o raio está no fato que uma superfície de erro quadrático inicialmente muito plana ($r \rightarrow 1$), faz o algoritmo do *Gradiente* ser lento na adaptação. Assim, forçamos a seletividade do filtro a ser baixa inicialmente para que a superfície de erro seja menos plana. A medida que $\alpha \rightarrow 1$ na convergência, identicamente $r \rightarrow 1$ segundo a equação 3.19.

Ainda quanto à simulação da figura 3.6, foi colocado na cascata um sinal DTMF composto pelas frequências de 1633 Hz e 697 Hz amostrado em 4KHz. A potência do sinal foi normalizada em 1 e a relação $S/R = 25$ dB. Verificamos que a primeira e a segunda células possuem seus zeros evoluindo cada qual para uma das frequências de entrada. Esta evolução ocorre numa linha reta, conforme observamos na figura. Isto significa que, embora os zeros não estejam ainda sobre o círculo, i.e. os coeficientes de predição $a_i(n)$ e $a_r(n)$ ainda não convergiram, as frequências já podem ser estimadas através dos ângulos que permanecem constantes, ou seja, os parâmetros β_i de cada célula já convergiram.

O algoritmo do *Gradiente* tem um desempenho dependente da potência do sinal de entrada, pois como visto no capítulo 2, os limites sobre o passo de adaptação para garantir a estabilidade são inversamente proporcionais à esta potência. Assim, para evitar problemas de instabilidade, a potência do sinal de entrada deve ser controlada.

Já o *MQ* dispensa esta tarefa de controle da entrada porque leva em consideração para a adaptação uma estimativa da autocorrelação do sinal. Assim, utilizamos o algoritmo *MQ* para captura de um sinal MFC, como mostrado na figura 3.7. O sinal é composto pelos dois tons mais baixos e

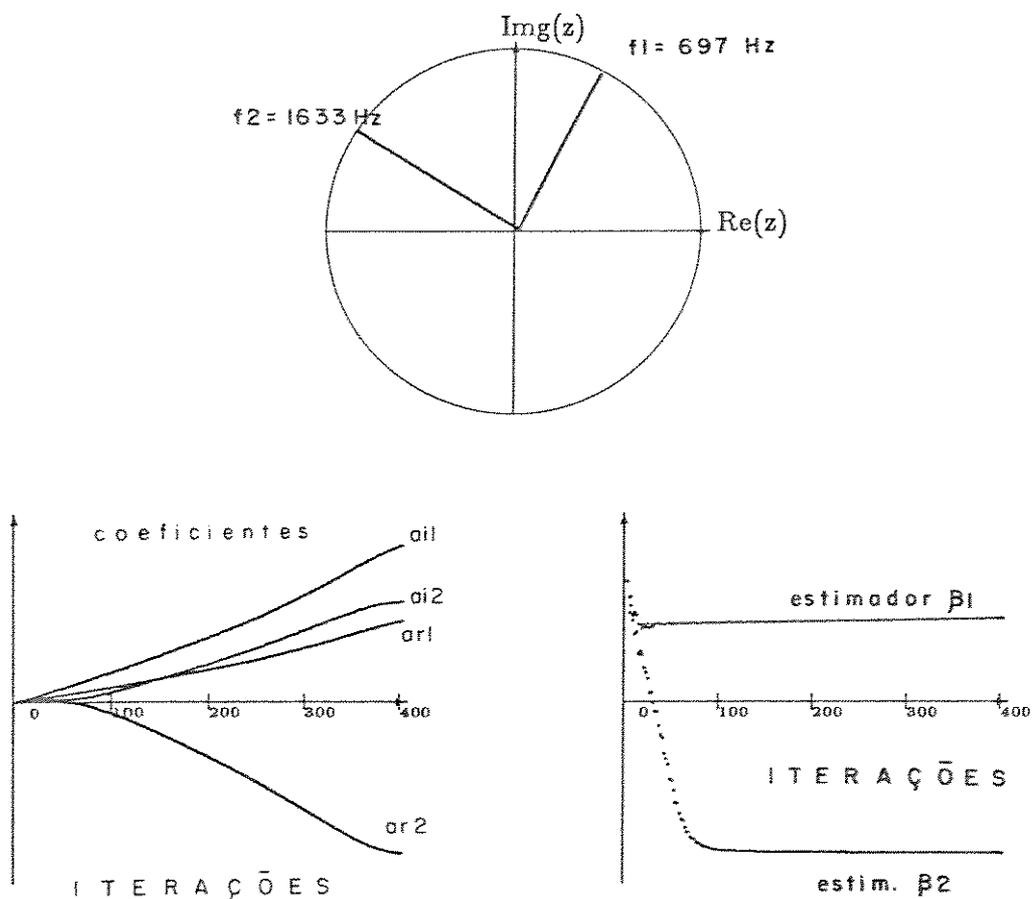


Figura 3.6: Adaptação dos parâmetros do filtro seletivo em cascata de segunda ordem (método gradiente). Captura de um sinal DTMF = 697Hz+1633Hz, S/R=25dB

próximos do código: 540 Hz com 660 Hz amostrados em 4KHz com uma relação $S/R = 25$ dB.

No algoritmo utilizado, foi acrescentado ao ganho de adaptação $g(n)$ o multiplicador $\mu = 50 \times 10^{-3}$. Esta constante retarda por sua vez a convergência dos coeficientes mas, por outro lado, possibilita que a evolução dos zeros se mantenha numa reta. Neste caso conseguimos o valor de β de maneira mais rápida e mais imune ao ruído. Esta imunidade ao ruído no processo adaptativo a medida em que μ tende a valores muito pequenos pode ser facilmente verificada, como é mostrado no *Apêndice B*.

Voltando à fig. 3.7, temos que o raio de cada célula segue a equação 3.19. Os valores iniciais foram $r_1 = 0.95$ e $r_2 = 0.50$. O fator de esquecimento adotado $W = 0.90$. Após algumas iterações, cada célula tem a evolução de seu zero em direção a sua respectiva frequência. A estimativa β de cada célula rapidamente se estabiliza, e isto ocorre quase que simultaneamente para os dois filtros. A figura 3.7 mostra além da evolução dos zeros da cascata, os coeficientes de predição e o estimador β de cada célula. Verificamos que a velocidade de convergência de β é bem maior que dos coeficientes de predição $a_r + ja_i$.

Os parâmetros r_i , associados aos raios dos polos de cada célula, determinam a forma da superfície do erro quadrático do sistema e, em consequência, a velocidade de convergência e seletividade dos filtros. A acuidade na estimativa da frequência, como visto nas simulações das figuras 3.6 e 3.7, mostra a potencialidade do método.

3.4 Conclusão

Neste capítulo foi apresentado o filtro seletivo de segunda ordem complexo, como um interessante sistema para detecção e estimação de sinais senoidais ruidosos. O filtro seletivo é obtido a partir da união de um filtro passa-banda (parte recursiva do filtro seletivo) com um filtro de erro de predição com coeficientes complexos (parte não recursiva). Em seguida, foram apresentados os métodos para estimação de potência e frequência de uma senóide de entrada, com base nas propriedades da estrutura do filtro seletivo e dos coeficientes de predição complexos.

A estrutura em cascata foi apresentada como solução para a estimação de sinais multifrequenciais, porém, foi visto que o filtro seletivo com coeficientes reais é mais adequado para a formação desse tipo de estrutura do que o tipo complexo. Assim optou-se pela utilização dos filtros seletivos reais para a

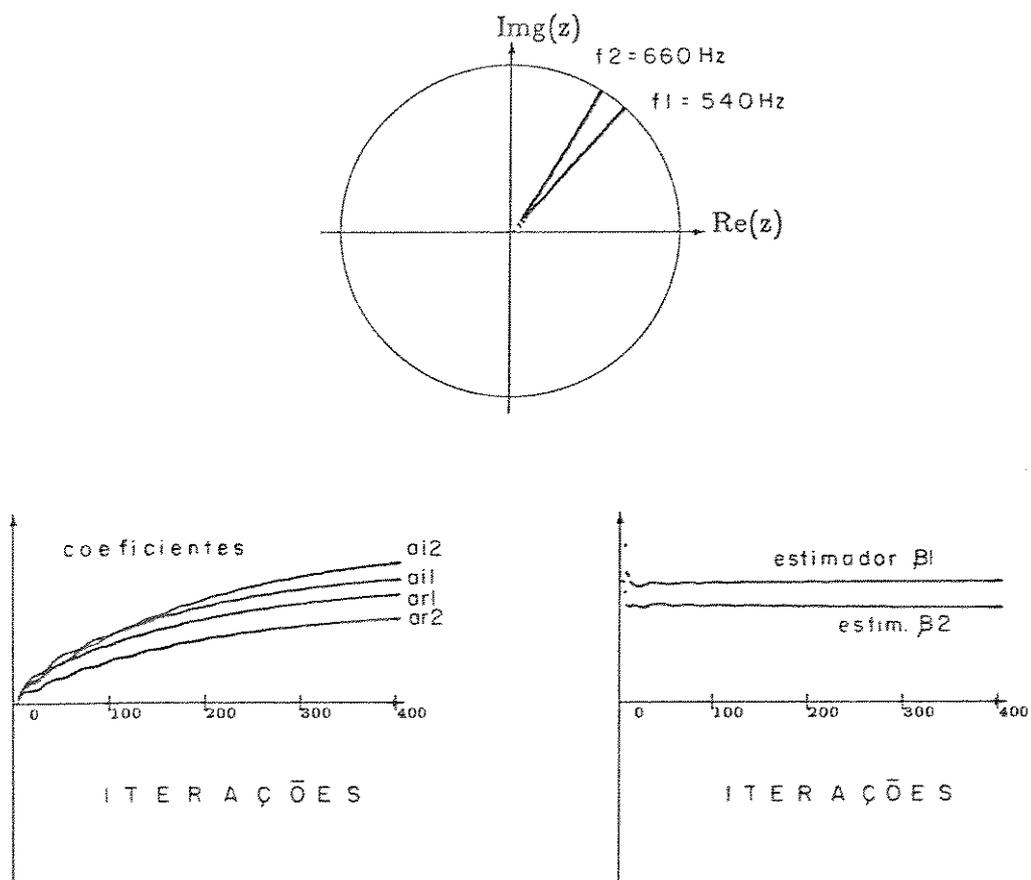


Figura 3.7: Adaptação dos parâmetros do filtro seletivo em cascata de segunda ordem (método MQ). Captura de um sinal $MFC = 660\text{ Hz} + 540\text{ Hz}$, $S/R = 25\text{ dB}$

formação da cascata.

Na forma adaptativa entretanto, procurou-se aliar o processo de adaptação do filtro real a partir dos coeficientes de predição complexos associados a este filtro real, os quais, no entanto, não fazem parte da estrutura real propriamente dita. Isto representa uma das principais contribuições deste trabalho em relação às técnicas adaptativas utilizadas para a detecção e estimação de sinais senoidais.

A forma complexa permite ainda uma fácil obtenção da potência instântanea do sinal de entrada.

O parâmetro β foi definido, com base nos coeficientes de predição complexos, como sendo o estimador $\cos(\theta)$ requerido pela estrutura do filtro seletivo real. Foi visto também que este parâmetro pode ser obtido dinamicamente, isto é, durante o processo de adaptação dos coeficientes de predição o valor de β pode ser determinado antes dos coeficientes convergirem. Isto confere ao sistema maior velocidade para a estimação de sinais senoidais viabilizando estruturas em cascata mesmo com grande número de células.

As simulações em computador mostraram a captura de sinais multifrequenciais a partir da montagem de células de filtro de segunda ordem em cascata. Finalmente foram feitas comparações entre a velocidade de convergência dos coeficientes de predição e dos parâmetros β de cada célula, de onde concluímos que estes últimos possuem uma velocidade de convergência maior, podendo ser utilizado como um estimador de frequências mais adequado para os filtros seletivos do que os coeficientes de predição.

No capítulo a seguir, os filtros seletivos em cascata são implementados num microprocessador dedicado ao processamento digital de sinais, onde trabalhamos na detecção e estimação de sinais multifrequenciais.

Capítulo 4

IMPLEMENTAÇÃO PRÁTICA (TMS32010)

A montagem experimental deste trabalho está ligada ao projeto de um equipamento Receptor-Enviador MFC/DTMF a ser incorporado nas centrais digitais Trópico RA. Para tanto o projeto foi orientado seguindo as recomendações do CCITT. A instrumentação utilizada para os experimentos foi de grande porte, visto que para depurar completamente o hardware e os softwares envolvidos, ferramentas poderosas foram necessárias. Alguns dos principais equipamentos em laboratório que foram utilizados no projeto foram:

1. Computador *Vax 8700* com software: a) depurador de programas escritos em linguagem de máquina ("Assembler" e "Linker") para o microprocessador TMS32010 da *Texas Instruments*; b) simulador em tempo real do processador TMS32010 para teste de operação de software.
2. Estação de Desenvolvimento HP64000 equipada com placa emuladora para o microprocessador TMS32010, ligada através de uma rede de dados ao *Vax 8700*.
3. Gerador de sinais MFC/DTMF
4. Analizador dinâmico de sinais HP3562.
5. Placa conversora analógico/digital com dois tipos de codificação: 8 bits com codificação lei-A (conforme padronização dos sinais PCM) ou codificação de 12 bits linear.
6. Osciloscópio.
7. Equipamentos de suporte como: impressora, ploter, micros PC-XT com aplicativos para processamento digital [21], etc.

A figura 4.3 esboça a montagem feita em laboratório. As fotografias

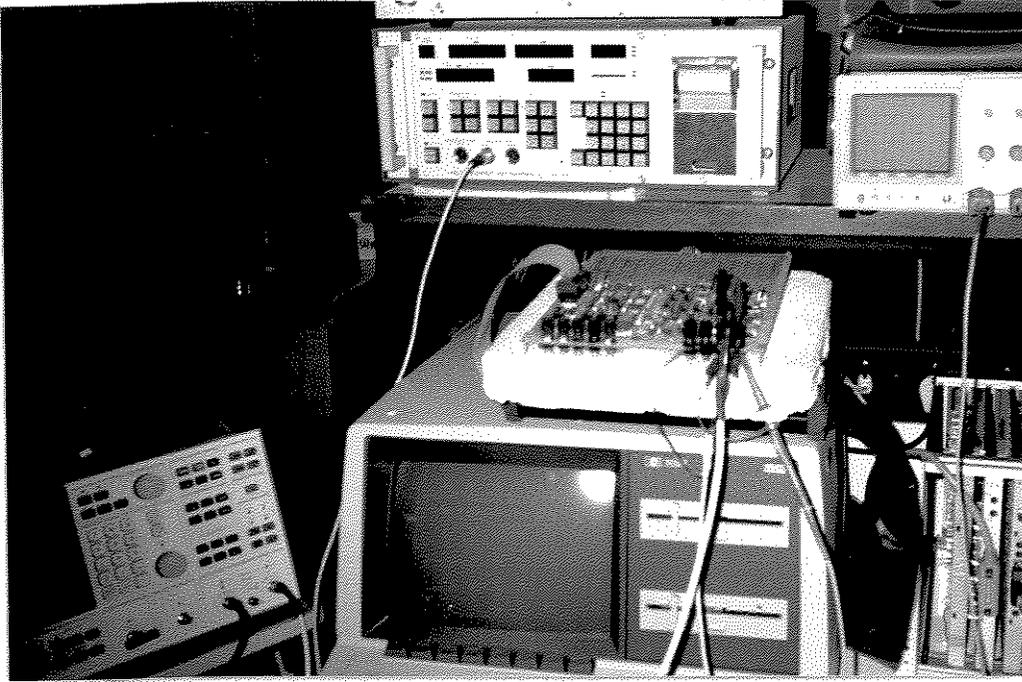


Figura 4.1: Equipamentos de auxílio ao projeto. Da esquerda para a direita: Analizador Dinâmico de Sinais(HP3562); Emulador TMS32010 (HP64000); Placa A/D-D/A lei A/μ (acima do emulador). Na bancada superior: Gerador de Sinais MFC e DTMF ao lado de um osciloscópio.

ilustram o local de trabalho (Centro de Pesquisa de Desenvolvimento da Telebrás - CPqD) com alguns dos equipamentos envolvidos.

Nesta apresentação dos trabalhos práticos, há que se destacar duas abordagens distintas. A primeira abordagem é puramente relativa às verificações práticas dos resultados teóricos aqui obtidos. A segunda diz respeito ao desenvolvimento do equipamento profissional para o Sistema Telebrás.

4.1 Células de Segunda Ordem em Cascata

O TMS32010 é um microprocessador dedicado ao processamento digital de sinais comum no mercado. Como características principais, destacam-se: a) estrutura "pipe-line" ; b) unidade lógica e aritmética com 32 bits; c) tempo de execução de uma multiplicação em 200 ns.

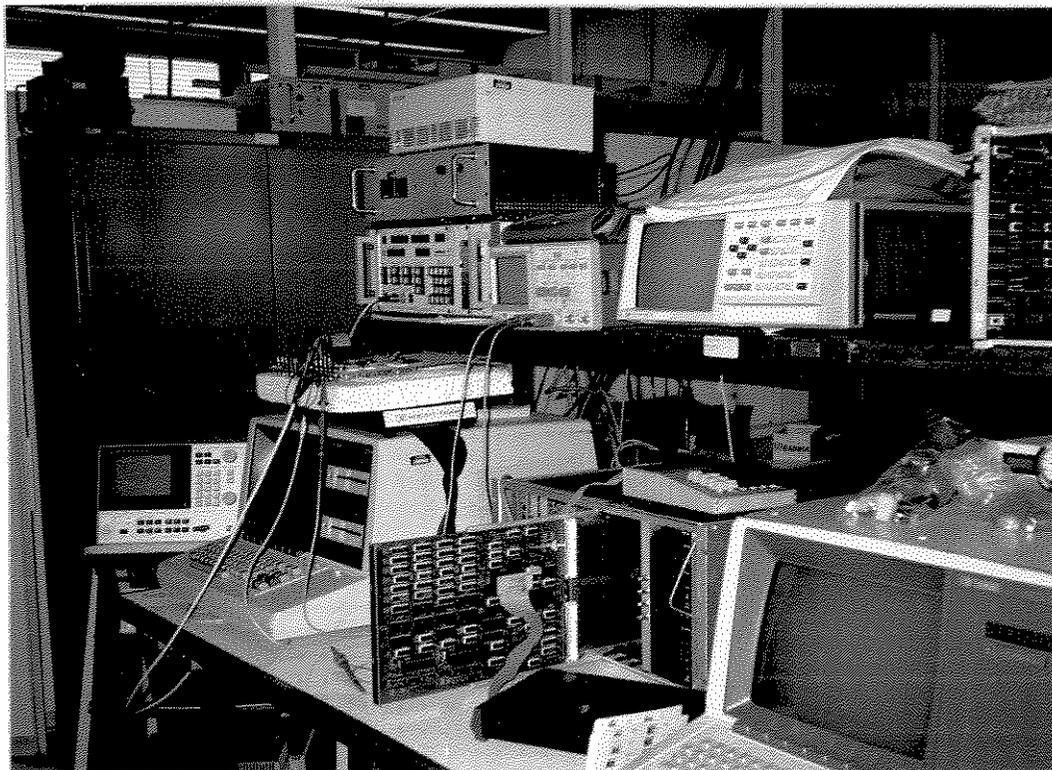


Figura 4.2: Vista parcial da bancada, podendo ser vista a placa DMD (projeto Receptor-Enviador MFC/DTMF) sendo emulada e integrada (para testes) junto a um sub-módulo de assinante da central digital Trópico-RA.

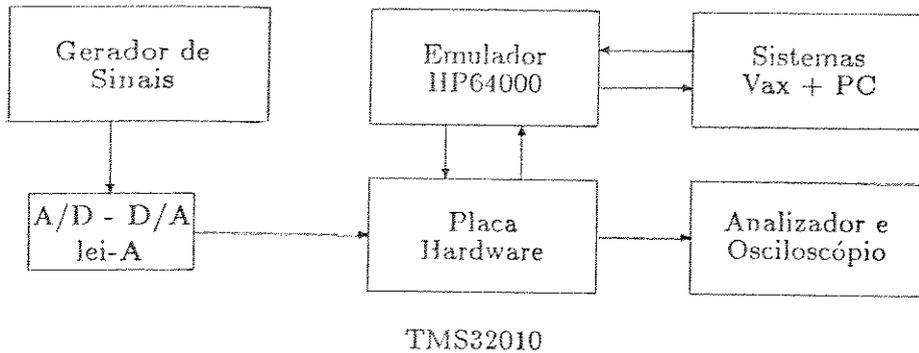


Figura 4.3: Esquema de ligação dos equipamentos

A aritmética utilizada para a execução do software dos filtros seletivos foi basicamente de ponto-fixe com truncamento, número fracionário e complemento a dois. Em alguns pontos os circuitos implementados mostraram-se mais eficientes com a aritmética de complemento a um ou arredondamento (tipicamente nas saídas de erro e nos coeficientes dos preditores). Também o ponto-fixe necessitou de ajustes em determinadas operações para reescalonamento contra "overflow". Fenômenos de instabilidade ligados ao ciclo-limite surgiram durante a realização dos experimentos principalmente nos processos de adaptação dos coeficientes do filtro preditor. Especificamente, o ciclo-limite observado pode ser caracterizado como do tipo granular, ou seja, aparece em virtude da quantização de números pequenos como segue no exemplo abaixo, onde é mostrada uma adaptação de um coeficiente de predição.

$$a_i(n+1) = a_i(n) + erro$$

Na aritmética de complemento a dois o menor número (módulo) negativo é -1 (operações inteiras), enquanto que o menor positivo é 0. Assim um erro muito pequeno vai oscilar entre os valores 0 e -1 (supondo operações inteiras). Ora, a acumulação do coeficiente $a_i(n)$ será instável a não ser que o erro varie entre 0 e -0 ou 1 e -1.

A distribuição de densidade de probabilidade do erro em complemento a

dois não possui média nula, sendo preferível a adoção do arredondamento ou aritmética de complemento a um em certas operações.

4.1.1 Montagem e controle dos experimentos

Para a execução das tarefas de filtragem, montamos o sistema microprocessado de tal forma que possibilitasse o teste de sua capacidade de detecção e estimação de frequências a partir de vários tipos de sinais multifrequenciais de entrada. O modo de operação da montagem experimental segue de acordo com as etapas:

1ª: Um sinal analógico composto por duas frequências entra num conversor analógico/digital com codificação PCM, 8 bits e amostragem a 8 *KHz*.

2ª: Um relógio gera uma interrupção a cada 125 μ s no microprocessador TMS32010 (sendo emulado pela estação de desenvolvimento HP64000) para que efetue a coleta de dados proveniente do gerador DTMF. O microprocessador trabalha a 20 *MHz* com um ciclo de instrução de 200 ns. Sendo o processo de filtragem em tempo real, cada coleta de dados deve ser totalmente processada antes da nova entrada de dados. O microprocessador, como está sendo emulado pelo HP64000, captura o código objeto de seu programa internamente à estação de trabalho com se esta fosse uma memória EPROM.

3ª: Como última etapa, o microprocessador coloca em suas portas de I/O ("input/output") a saída de erro dos filtro, ou seja, a saída das células de segunda ordem em cascata.

4.1.2 Implementação do algoritmo

Como o microprocessador possui algumas portas de saída, podemos monitorar o erro em cada célula simultaneamente bem como outros parâmetros interessantes de serem observados. A figura 4.4 ilustra em diagrama de blocos o esquema de trabalho do sistema microprocessado.

Experimento com estrutura não adaptativa

No circuito do filtro seletivo cada célula possui uma topologia conforme visto na figura 3.4. Para verificarmos a precisão do sistema, inicialmente montamos uma estrutura não adaptativa, isto é, fixamos os coeficientes do

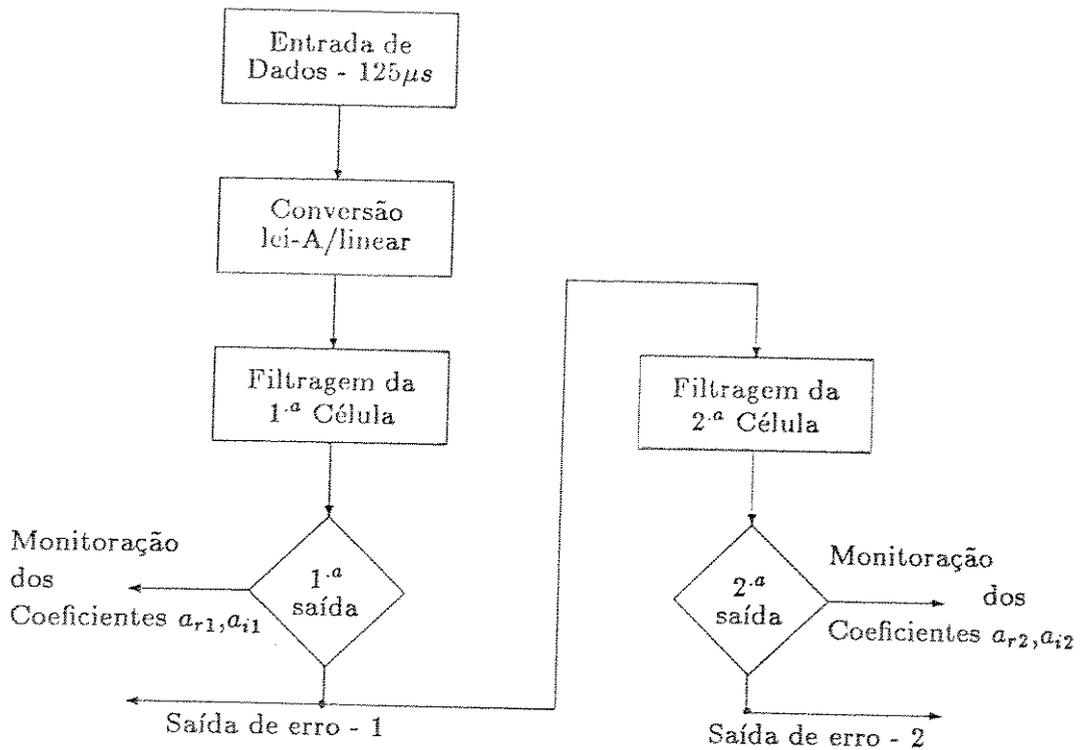


Figura 4.4: Fluxograma para filtros segunda ordem em cascata

filtro seletivo num valor conhecido simplesmente para verificar a resposta impulsiva (previamente conhecida) da célula. Assim procedemos, construindo o "notch" com a rejeição especificada pela posição dos zeros do filtro no plano complexo.

Colocando os zeros que compõe a primeira célula de segunda ordem na frequência de 1209 Hz e determinando um raio para a posição dos polos em $r = 0.95$ (responsável pela seletividade), seguimos com a introdução de uma varredura em frequência na entrada do sistema, desde 0 Hz até 4 KHz . A resposta em frequência obtida na saída da célula foi capturada pelo analisador dinâmico digital (HP3562). A curva de resposta em amplitude e fase está mostrada na figura 4.5, onde colocamos em destaque a janela em frequência entre 500 Hz e $1,5\text{ KHz}$. Podemos observar que adotando os cuidados necessários na realização do algoritmo como: proteção contra ciclo-limite, overflow, erros no truncamento, etc, obtivemos um resultado bastante satisfatório da estrutura. Como pode ser visto na figura 4.5, a distância entre a frequência de corte inferior ($1152,5\text{ Hz}$) e superior ($1277,5\text{ Hz}$) é de 125 Hz , num universo de 4000 Hz (amostragem = 8 KHz). As frequências de corte foram tomadas no ponto de queda de 3.03 dB segundo medida do analisador dinâmico.

É importante observar que os sinais MFC/DTMF não passam de 2 KHz . Dessa forma é possível subamostrar o sinal de entrada com amostragem em 4 KHz . Feito isto, o "gap" entre as frequências de corte inferior e superior em torno do ponto de rejeição aumenta.

Esta característica dos sinais multifrequenciais para sinalização telefônica pode ser explorada, resultando em filtros de maior acuidade na determinação das senóides.

A resposta em fase do circuito é linear fora da região de corte. Na faixa de rejeição há uma inversão de fase como ilustrada da figura 4.5. Estas curvas eram esperadas pela própria análise da topologia do circuito.

Experimento com estrutura adaptativa - (gradiente)

Na forma adaptativa com duas células em cascata de segunda ordem, vejamos agora o comportamento do sistema. Ainda com $r = 0.95$, colocamos um par DTMF de entrada no filtro composto pelas frequências de 941 Hz e 1209 Hz (os pares mais próximos na sinalização DTMF), com uma potência fixada para cada raia que compõe o par em -20 dBm . Idealmente, a saída de erro da primeira célula deve ser composta por apenas uma raia adicionada com ruído branco. Entretanto, existem os problemas inerentes

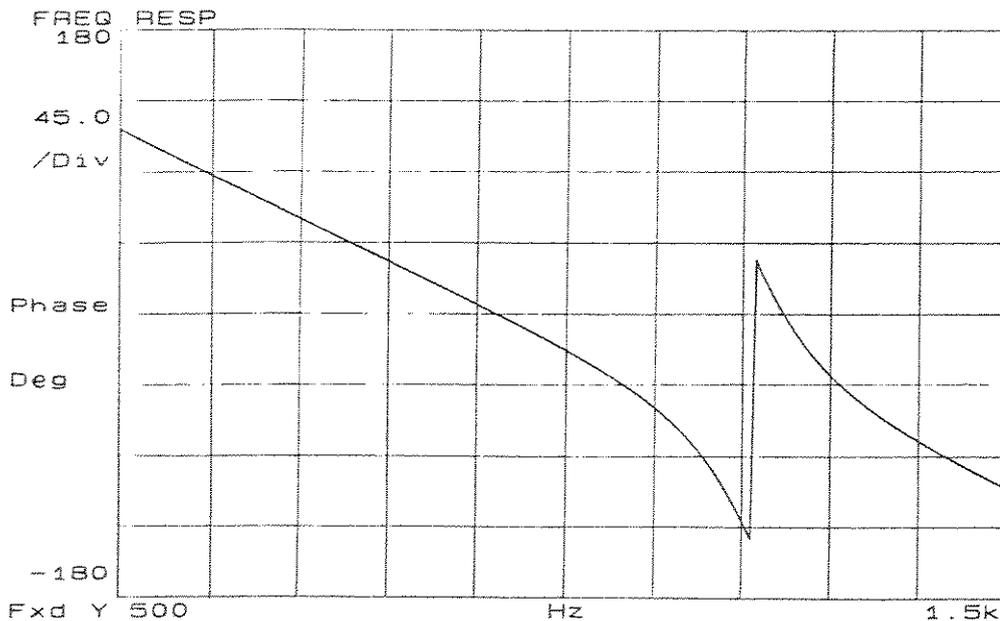
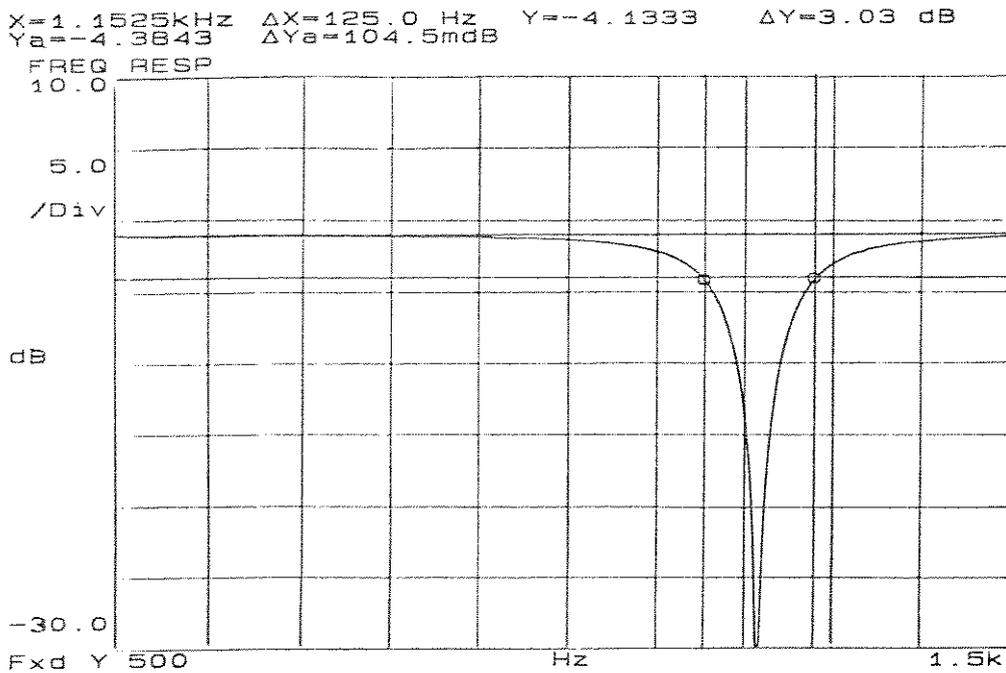


Figura 4.5: Resposta em frequência de uma célula de filtro seletivo. Sintonia fixada em 1209 Hz com amostragem de 8KHz

às operações matemáticas com registros de comprimento finito (aritmética binária com ponto fixo, complemento a dois). Dessa forma é de se esperar que o resultado tenha como saída na primeira célula, uma senóide com ruído adicionada com um resto de potência do tom não totalmente eliminado pelo primeiro filtro. Existe também o erro associado ao passo de adaptação nos coeficientes de predição.

Da figura 4.6 verificamos que uma parcela da potência da raia rejeitada na primeira célula se propagou na saída de erro para a segunda célula. Esta observação foi possível através de um "hardcopy" do vídeo do analisador dinâmico HP3562 para um ploter, no momento em que mostrava a densidade espectral de potência da entrada do sistema ("Power Spec 1") e a respectiva densidade espectral na saída de erro da primeira célula ("Power Spec 2"). A entrada possui um sinal DTMF com -20 dBm vindo de um gerador externo calibrado para que um sinal senoidal de amplitude 0.775 VRMS aplicado em uma resistência de 600 Ohms , desse um nível relativo de 0 dBm e anotado como 0 dB no HP3562. Já na saída da célula, mostrada pela figura como o traçado do espectro em "Power Spec 2", a resposta nos indica o comportamento esperado da célula.

A primeira conclusão desta saída é relativa à convergência do filtro. Verificamos uma convergência para a frequência de 1209 Hz , visto que o tom de 941 Hz foi pouco atenuado e seu par sofreu uma rejeição maior que 22 dB . Devido às características da realização prática, esta diferença não pode ser muito maior (teoricamente a potência do sinal de 1209 Hz deveria ser muito mais atenuada). Mas, como discutido anteriormente, a anulação da senóide pelo filtro seletivo está intimamente ligada ao raio dos polos (foi feito fixo neste caso em $r = 0.95$), à separação das raiais no espectro, à aritmética utilizada (12 bits), ao passo de adaptação μ (algoritmo do gradiente) e finalmente aos erros inerentes ao cálculo das divisões (o TMS32010 não possui instrução de divisão sendo necessário construir subrotinas para tal tarefa), extração de raiz quadrada, etc. Nitidamente nota-se também que houveram formações de harmônicas no espectro, produto de intermodulação do par original (ligada às não linearidades envolvidas).

Verificando os resultados da saída de erro na primeira célula, concluímos que o filtro capturou a senóide de forma seletiva não interferindo basicamente no segundo tom. As não linearidades apareceram na forma de harmônicas e outros ruídos que podem ser visualizados. Não houve anulação completa da senóide, no entanto o resultado obtido permite a determinação correta da frequência capturada.

Quanto à segunda célula, como pode ser visto na figura 4.7, sua saída mostra que capturou a senóide de 941 Hz a qual foi atenuada até o nível

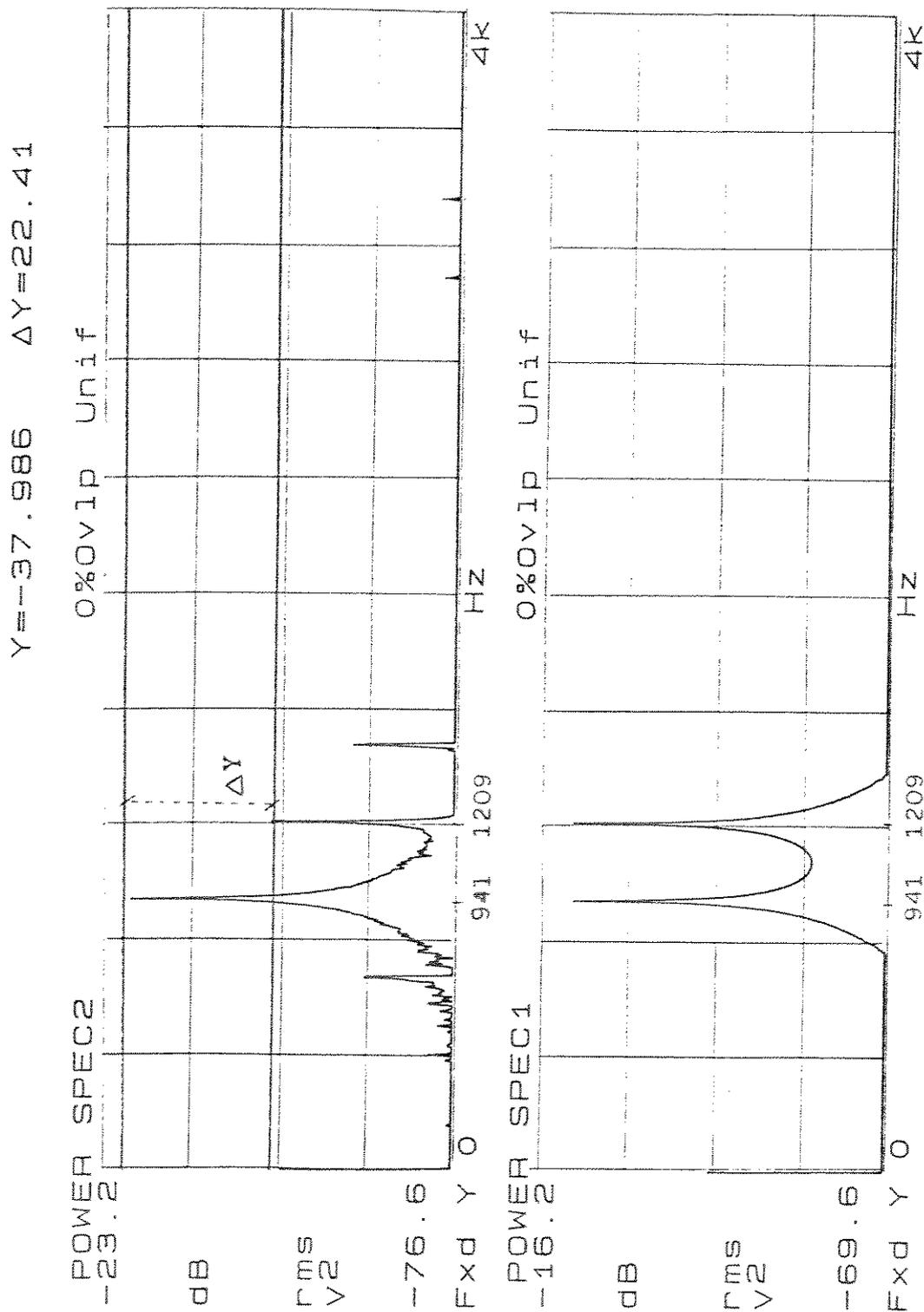


Figura 4.6: Densidade espectral de potência, mostrando a captura de um tom DTMF (1209 Hz) na saída da primeira célula do filtro em cascata.

das harmônicas adjacentes no espectro.

Variando as combinações dos pares DTMF entre as frequências mais próximas (1209 e 941 Hz como foi analisado) e as mais distantes, não observamos muita variação no comportamento do sistema. A figura 4.8 mostra a saída de erro na segunda célula do filtro, dada uma entrada formada por um par com as frequências de 941 Hz com 1633 Hz. Como ressalva destacamos o fato de que as raias espectrais mais separadas facilitam a convergência dos coeficientes de predição. A separação dos tons possibilita maior distinção entre as frequências, isto é, o sistema age de forma mais seletiva. Daí o interesse em subamostrar os sinais de entrada com 4 KHz.

Comportamento dos coeficientes

A figura 4.9 mostra a evolução dos coeficientes de predição da primeira célula, quando entramos no sistema com um sinal formado pelos tons de 1209 Hz e 697 Hz. Estas curvas são provenientes da saída de um "CODEC" (codificador/decodificador digital-analógico) de 8 bits não linear próprio para sinais PCM. Os sinais de baixas amplitudes são codificados com mais bits que os de altas amplitudes. Uma forma um tanto grosseira para descobrirmos em que frequência o preditor convergiu, seria a partir do gráfico da figura 4.9 obtermos a relação de tensão entre os coeficientes após sua estabilização. No caso da figura, após a convergência a relação entre $\frac{a_i}{a_r}$ é de aproximadamente 1,37 sendo $a_i = 1,30$ Volts e $a_r = 0,95$ Volts. Daí segue o cálculo

$$freq = \frac{8000}{2\pi} \cdot \tan^{-1}\left(\frac{1.3}{0.95}\right)$$

logo $freq = 1196.48$ Hz, sendo a frequência de amostragem 8 KHz. O erro em relação à 1209 Hz gira em torno de 1 % o que é bastante aceitável nestas condições. Obviamente o cálculo da frequência de convergência não é feito dessa maneira. O microprocessador TMS32010 busca em seus registros internos de 16 bits as palavras em hexadecimal correspondentes aos coeficientes a_i e a_r da primeira célula. A partir disso, com as coordenadas fornecidas pelos coeficientes, é feita a procura da frequência relativa aos dados fornecidos, mapeada num plano cartesiano definido pelas coordenadas a_i e a_r . Este método é rápido, preciso e não requer muito espaço de memória quando o número das frequências de interesse é reduzido.

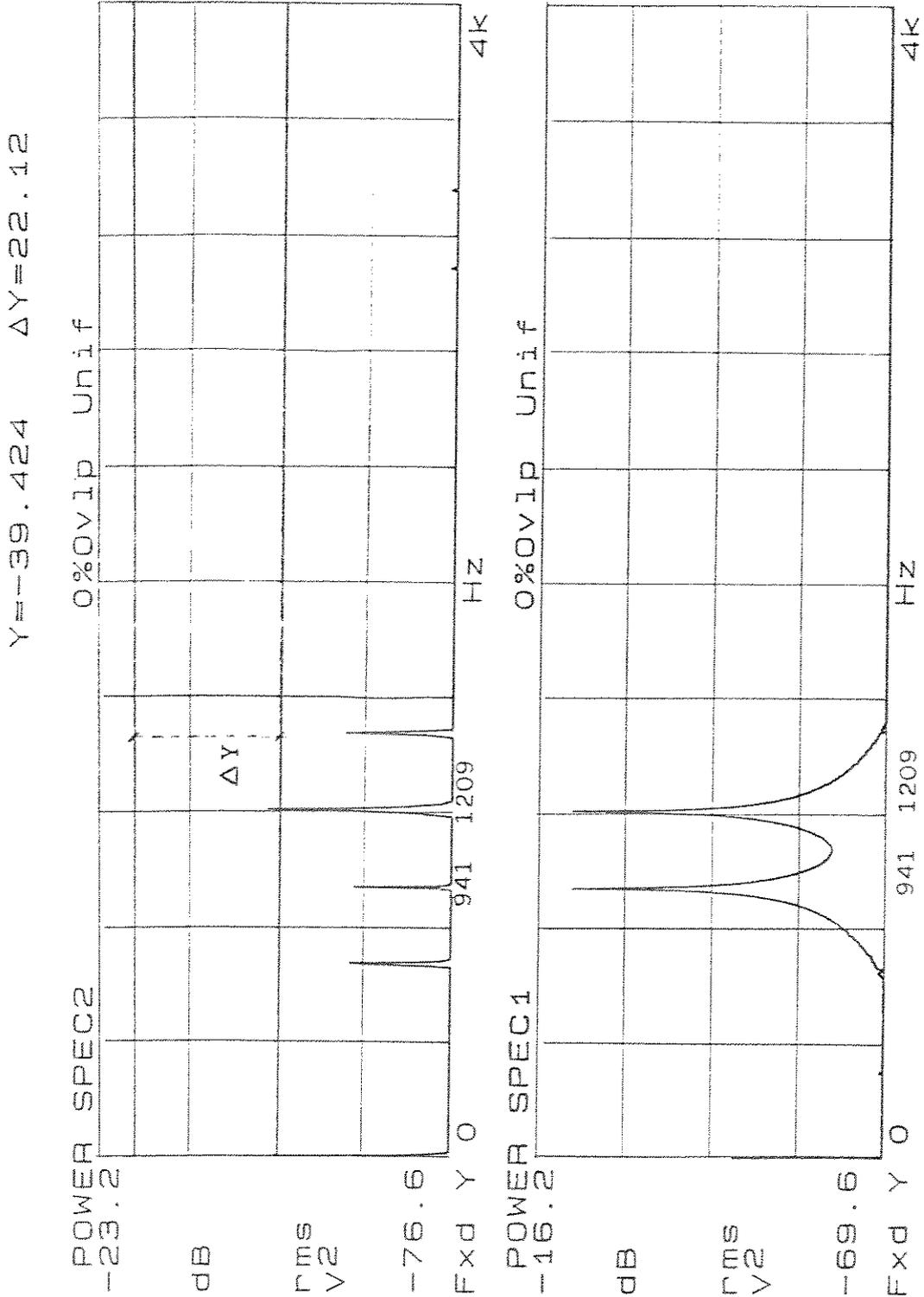


Figura 4.7: Densidade espectral de potência, mostrando a captura de um tom DTMF (941 Hz) na saída da segunda célula do filtro em cascata.

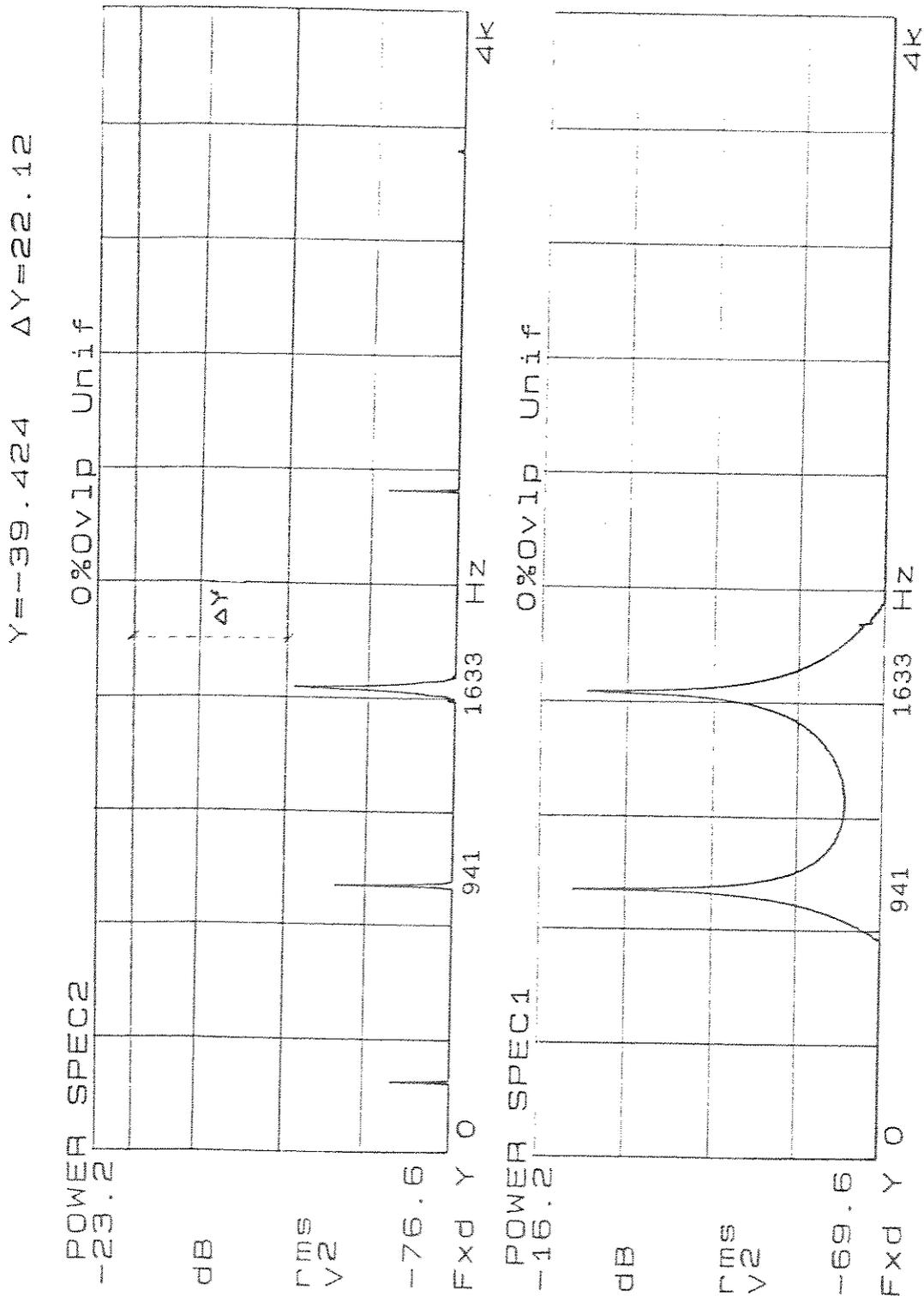


Figura 4.8: Densidade espectral de potência, mostrando a captura de um par DTMF (941+1633Hz) na saída da segunda célula do filtro em cascata.

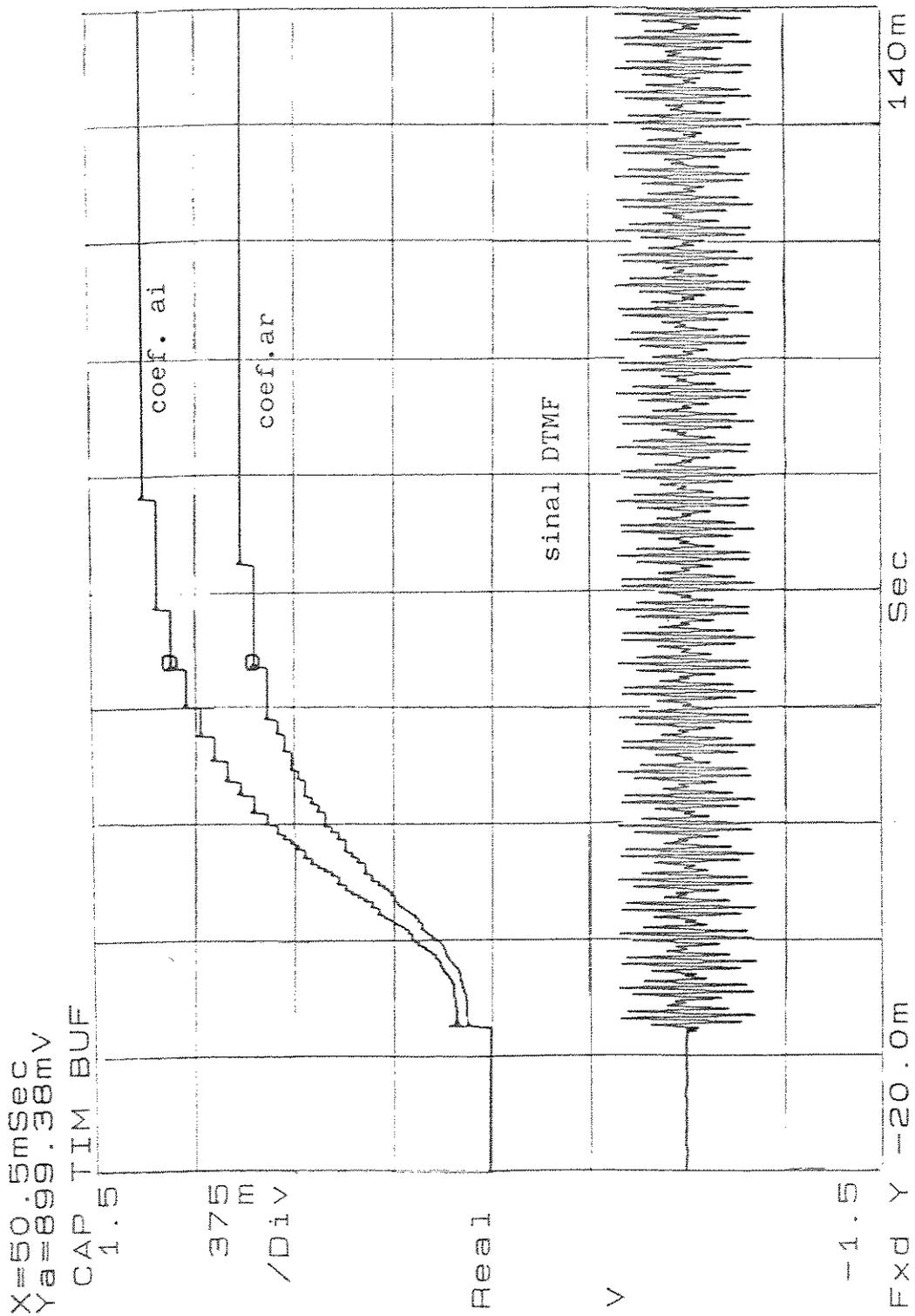


Figura 4.9: Evolução dos coeficientes de predição, dado um sinal DTMF de entrada = 697 Hz + 1209 Hz

4.2 O Equipamento MFC/DTMF

Os resultados vistos no ítem anterior expõe a potencialidade do método de análise espectral com a utilização dos filtros seletivos, aliados aos preditores de coeficientes complexos. No entanto, ao depararmos com a aritmética de precisão finita e outros problemas inerentes ao cálculo pelo microprocessador, a aplicação dos algoritmos pressupõe alguma manipulação para ser melhor realizada. Isto é necessário para adequar o sistema às exigências práticas feitas pela Telebrás, tais como:

- 1.^ª: Capacidade por placa hardware em comportar até seis unidades digitais de Receptores/Enviadores. Atualmente a máxima capacidade obtida com tecnologia analógica é de três unidades por placa.
- 2.^ª: Especificações técnicas para recepção e transmissão segundo o CCITT e Práticas Telebrás.
- 3.^ª: Confiabilidade e baixo custo.

Na intenção de conseguir atingir a primeira meta (6 unidades), o software de tratamento precisa ser rápido e eficiente. Uma segunda premissa consiste basicamente em criar alternativas ao algoritmo de modo que ele tenha poder de simplificar etapas e decidir atalhos em busca da detecção de um sinal MFC/DTMF. A última meta, baixo custo e confiabilidade, se baseia na utilização de componentes comuns no mercado.

O software para o tratamento de sinalização telefônica deve estar baseado numa estrutura que opera em *tempo real*. O problema prático agora se resume em construir um sistema que possa tratar de várias estruturas de filtros (6 unidades) ao mesmo tempo. A solução encontrada residiu na implementação de um *Núcleo de Sistema Operacional em Tempo Real* que suporta todo o software do processador. Este *Núcleo* opera com o sistema de tarefas, isto é, o processador possui várias tarefas para serem executadas (entrada de dados, filtragem, saída de dados) em favor das várias unidades de Enviadores/Receptores. O instante e a duração do tempo em que o microprocessador deve ser alocado para executar determinada tarefa em determinada unidade é controlado pelo *Núcleo* que desempenha portanto o papel de gerente do sistema. As tarefas também possuem prioridades de execução. Isto significa que uma tarefa menos prioritária, sendo executada, pode ser interrompida a qualquer momento por um evento mais importante (temporizações, interrupção de dados, etc.). Um esquema de como este software pode ser implementado está representado na figura 4.10. Eventos como a chegada de um sinal MFC/DTMF válidos acontecem em um tempo aleatório e normalmente modelado em telefonia como acontecimentos com distribuição de Poisson.

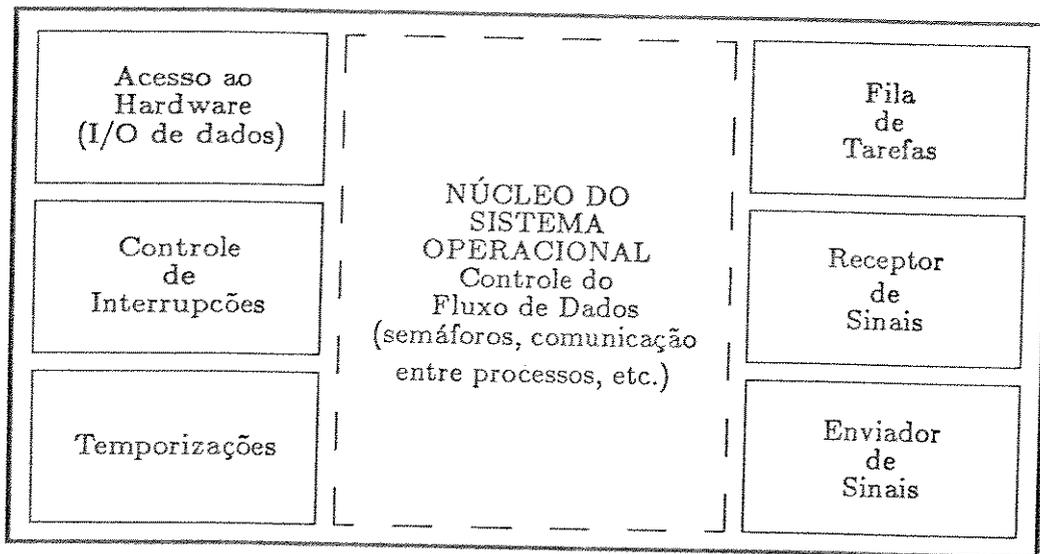


Figura 4.10: Esquema do Núcleo do Sistema Operacional em Tempo Real responsável pelo gerenciamento das tarefas do Receptor-Enviador MFC/DTMF

Um aspecto técnico de difícil controle está na característica do sinal MFC ou DTMF possuir variação significativa de potência. Especificamente para MFC, as Práticas Telebrás especificam uma faixa dinâmica de potência entre -5 à -35 dBm para um sinal válido. No caso DTMF a variação é menor, possuindo o sinal um nível mínimo de -25 dBm. Ora, se desejamos um algoritmo simples, nada melhor que o algoritmo do *Gradiente*. No entanto este algoritmo não admite variações na potência de entrada, sob pena de comprometer a estabilidade do sistema de acordo com o passo μ de adaptação. Passos pequenos levam a maiores erros de quantização. Este problema poderia ser resolvido com a adoção dos *Mínimos Quadrados* para adaptação, pois independe da potência do sinal de entrada no filtro. Entretanto este algoritmo requer uma divisão a mais além daquelas processadas para atualização dos coeficientes de predição complexos. Isto onera o sistema a ponto de inviabilizar sua utilização. O TMS32010 não possui instrução de divisão, o que força a construção de subrotinas apropriadas para esta operação. Tipicamente, uma divisão custa em termos de processamento cerca de 60 ciclos de máquina. Uma segunda alternativa que julgamos melhor, e foi implementada, consiste em conservar a adaptação com o método do *gradiente*

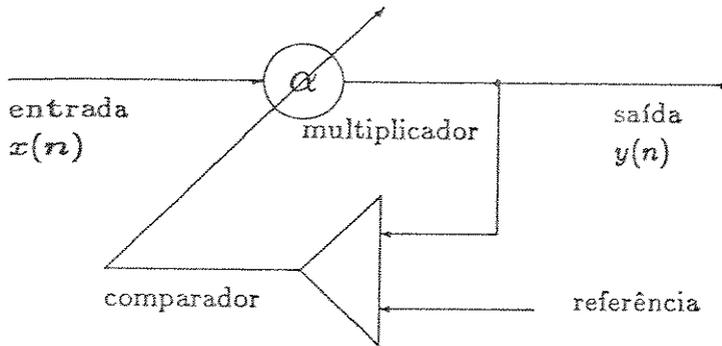


Figura 4.11: Esquema do Controle Automático de Ganho

e controlar a potência do sinal de entrada. Para conseguir esta potência constante foi projetado um Controle Automático de Ganho (AGC) que não gasta mais do que 12 ciclos para operar. É muito simples e seu princípio de funcionamento baseia-se na comparação do sinal de entrada com uma referência, conforme ilustra a figura 4.11. A entrada é sempre atenuada pelo multiplicador $\alpha < 1$. Este multiplicador dinâmico age no sentido de atenuar pouco os sinais de baixa amplitude e atenuar muito os de alta amplitude. A referência está sempre abaixo do menor nível especificado para a entrada (-35 dBm para MFC e -25 dBm para DTMF). Isto dá margem a construirmos um AGC que permite o sinal de saída possuir um nível de potência de saída sempre constante. A adaptação do coeficiente α segue identicamente o método do *gradiente* de forma que

$$\alpha(n+1) = \alpha(n) + \mu \cdot erro$$

Interessante notar também que o algoritmo que permite o *gradiente* operar independente da amplitude do sinal de entrada, é denominado *Gradiente Normalizado* [22]. O AGC aqui implementado acaba por desempenhar o mesmo papel. Outra observação refere-se ao *Mínimos Quadrados*. O algoritmo *MQ* com coeficientes complexos para a estimação de uma frequência

é de primeira ordem e, portanto, o cálculo da matriz de autocorrelação se resume em uma divisão por escalar. Disso conclui-se que o *Gradiente Normalizado* e o *MQ* de primeira ordem possuem um comportamento semelhante, que é obtido quando o AGC é implementado com o *Gradiente Estocástico*.

Um Receptor-Enviador que detecte um sinal MFC ou DTMF em 40 ms, está cumprindo as especificações técnicas quanto à velocidade de detecção. Mas para conseguirmos isto procedemos uma alteração no raio dos polos de cada célula, durante o processo de adaptação. Como visto no capítulo 3, os polos perto do círculo unitário no plano Z fazem com que o filtro fique mais seletivo, com a superfície de erro mais plana e a convergência mais lenta. O contrário ocorre se diminuimos o raio dos polos. Assim, podemos começar com um raio pequeno e logo que a captura se estabeleça, comutamos o valor do raio para perto de 1 (e.g. $r = 0.98$). Também podemos adotar uma mudança contínua no raio em função dos coeficientes de predição, de acordo com

$$r = r_o + 0.98.\alpha$$

onde r_o é um valor inicial muito pequeno para o raio. A medida que o filtro converge, ou seja, $\alpha \rightarrow 1$, o filtro fica mais seletivo pelo ajuste dinâmico de r .

A determinação quanto à presença de sinal válido é feita aproveitando-se da própria estrutura do filtro. Como visto no capítulo 3, a monitoração da potência de entrada é relativamente fácil de ser processada, fornecendo informações sobre a validade e regularidade do sinal. Os ruídos na linha telefônica que passam pelo AGC, não encontram na estrutura do filtro maneira de apresentar um sinal em quadratura na saída das células e portanto não são caracterizados como "sinal presente". Após o reconhecimento da existência de um sinal, o *Núcleo do Sistema Operacional* aloca as tarefas que determinam se as frequências encontradas são aquelas esperadas (definidas pelo CCITT) analisando as células. Só a partir de várias confirmações, a estimativa é aceita e comunicada à Central.

A ocorrência de "fading", ou seja, desvaivecimento do sinal na linha, é outro fator que perturba os filtros e mais precisamente o AGC. Dessa forma, se após a detecção de um par de tons válidos a potência monitorada do sinal cair, o *Núcleo* não pode assumir o estado de "fim de sinal na linha" até que a ausência do par seja maior que 10 ms. Para isto existem também as tarefas de temporização.

Para finalizar esta apresentação dos aspectos técnicos na implementação comercial do equipamento, destacamos as formas de operação da placa "hard-

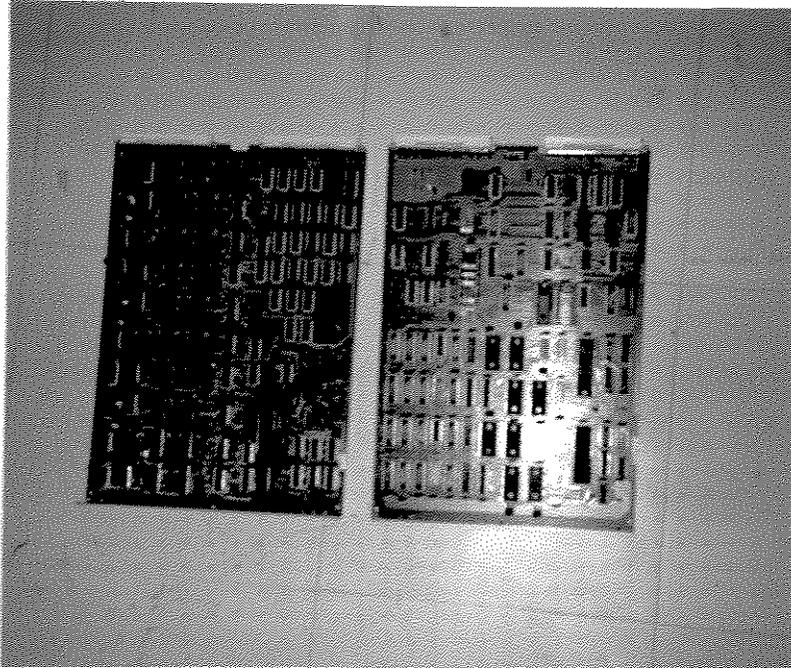


Figura 4.12: Placa analógica com 3 unidades MFC (esquerda) ao lado da placa digital de 6 unidades MFC/DTMF (direita). A densidade de componentes da placa analógica é bem maior (resistores, capacitores, etc.)

como: supressora de eco, medidora de impedância de linha, etc. A foto 4.12 mostra a atual placa analógica com 3 unidades Enviador-Receptor MFC da Central Trópico RA ao lado da DMD com 6 unidades Enviador-Receptor MFC/DTMF.

ware". Ela pode ser configurada por software para trabalhar como Receptor-Enviador MFC ou DTMF. No desafio de um projeto para MFC e DTMF cabe destacar também que a distância mínima entre os tons que compõem um par DTMF corresponde ao sinal formado pelas frequências 1209 Hz e 941 Hz. Portanto aproximadamente 260 Hz separam os tons na pior combinação. No caso MFC os tons mais próximos estão à 120 Hz e portanto numa situação muito pior sob o ponto de vista de detecção. A convergência é dificultada quanto maior for a proximidade das frequências a serem analisadas. Uma técnica que utilizamos para separar os tons no espectro foi a subamostragem. Como os sinais MFC/DTMF não ultrapassam 2KHz, ao invés de capturarmos os dados segundo a taxa amostrada na linha telefônica (8 KHz), decimamos a entrada capturando dados à 4 KHz. Isto duplicou as distâncias entre as frequências componentes dos pares MFC/DTMF. A decimação deve geralmente acompanhar uma filtragem "anti-aliasing" a fim de evitar que as frequências espúrias superiores sejam rebatidas dentro da faixa espectral de interesse. A sinalização DTMF por sua vez possui uma peculiaridade difícil para os processos de filtragem, ligada à acuidade na medida da frequência detectada. Como exemplo sobre a precisão, destacamos dois sinais compostos pelos pares: 941/1209 Hz e 852/1336 Hz. São dois sinais completamente distintos, mas se não houver acuidade de medida pelos filtros a frequência de 941 Hz pode ser confundida com a de 852 Hz, igualmente o preditor pode convergir entre 1209 Hz e 1336 Hz levando a detecção para uma decisão em favor da segunda frequência. Quando levamos em conta que os pares 941/1209 e 852/1336 Hz podem perfeitamente estar fora dos valores nominais por exemplo em 3 %, então estes tons poderão chegar ao Receptor nas taxas: 913/1245 Hz e 877/1296 Hz. O equipamento precisa assim ter acuidade para distinguir qual a mensagem recebida, pois a distância entre 913 Hz e 877 Hz é de apenas 36 Hz ! Assim o Receptor é exigido em desempenho nas duas sinalizações por razões distintas: MFC por sinalizar com tons de um mesmo grupo (alto ou baixo) e DTMF por exigir acuidade na medida de frequência embora sinalize com tons de grupos diferentes (alto + baixo).

Apesar destas dificuldades, os filtros baseados na predição linear adaptativa foram implementados, através do *Grupamento de Processamento Digital de Sinais - DCT na Telebrás* com a placa hardware DMD - "Detector Multifrequencial Digital" [7]. Como ganho fundamental para indústria ela trouxe vantagens quanto ao seu preço de custo em relação às versões analógicas (a placa analógica é mais trabalhosa para ser montada e requer ajustes individuais). A placa digital com suas características de flexibilidade possui funções de auto-teste, podendo ainda ser programada para outras atividades

Capítulo 5

CONCLUSÃO

O objetivo desta tese foi mostrar o potencial da predição linear adaptativa como uma interessante técnica para a detecção e estimação de sinais multi-frequenciais (e.g. MFC/DTMF). Trabalhando com coeficientes de predição complexos e reais obtivemos, através de equações e simulações, resultados importantes que forneceram subsídios para o desenvolvimento dos nossos estudos. Comparando o desempenho dos filtros a partir de entradas com senóides reais e exponenciais complexas, verificamos algumas diferenças que foram exploradas e estão descritas a seguir.

Quando temos uma única senóide, a estimação no caso complexo não é polarizada pelo aumento do nível de ruído, que leva o zero do filtro em direção à origem do círculo unitário, porém sem alterar o ângulo que determina a frequência. Quando temos um sinal composto por duas frequências, no entanto, a estimação no caso complexo passa a ser polarizada pelo aumento do ruído comprometendo a estimativa. O comportamento do preditor complexo a uma entrada dada por duas exponenciais complexa é semelhante ao preditor de coeficientes reais tratando de uma senóide.

Na forma adaptativa, foram apresentados o algoritmo do *Gradiente* e *Mínimos Quadrados* para adaptação dos coeficientes de predição. Este último mostrou um melhor desempenho para estimação de frequências do que o primeiro pelo fato de levar em consideração, no processo de adaptação, a estimativa da função de autocorrelação do sinal de entrada.

A velocidade de convergência dos filtros com coeficientes complexos não depende do valor da frequência de entrada. Já no caso de filtros com coeficientes reais, sinais de baixa frequência requerem mais tempo para a convergência dos preditores.

Pelo fato da eficiência dos algoritmos mostrar-se intimamente ligada à

proximidade das raiais espectrais do sinal de entrada, a aplicação imediata dos resultados obtidos no capítulo 2 para o tratamento de sinais MFC/DTMF não foi possível. Os sinais multifrequenciais provenientes da linha telefônica são sempre impregnados com ruído, além de formarem pares com raiais espectrais próximas. Sendo sinais reais, não puderam ser tratados diretamente pelos preditores complexos.

Na busca por uma estrutura de filtro que possibilitasse maximizar a relação S/R dos sinais de entrada, que transformasse as senóides reais em exponenciais complexas para os filtros preditores e que, finalmente, permitisse a utilização de preditores de primeira ordem, foram estudados os filtros seletivos no capítulo 3.

Foi filtro seletivo de segunda ordem com coeficientes complexos foi obtido a partir da união de um filtro passa-banda (parte recursiva do filtro seletivo) com um filtro de erro de predição com coeficientes complexos (parte não recursiva). A seguir foram apresentados os métodos para estimação de potência e frequência de uma senóide de entrada, com base nas propriedades da estrutura desse filtro.

A solução para a estimação de sinais multifrequenciais foi apresentada através da aplicação dos filtros seletivos em células de segunda ordem em cascata. Vimos que o filtro seletivo com coeficientes reais mostrou-se mais adequado para a formação desse tipo de estrutura em cascata, do que o tipo complexo. Assim optamos pela utilização dos filtros seletivos reais para a formação da cascata.

Entretanto, na forma adaptativa, procuramos aliar o processo de adaptação do filtro real a partir de coeficientes de predição complexos associados a este filtro real, os quais, no entanto, não fazem parte da estrutura real propriamente dita. Isto representou uma das principais contribuições deste trabalho. A adaptação complexa ainda permite facilmente a obtenção da potência instantânea do sinal de entrada.

O parâmetro β foi definido, com base nos coeficientes de predição complexos, como sendo o estimador $\cos(\theta)$ requerido pela estrutura do filtro seletivo real. Este parâmetro pode ser obtido dinamicamente, isto é, durante o processo de adaptação dos coeficientes de predição o valor de β pode ser determinado antes dos coeficientes convergirem. Isto confere ao sistema maior velocidade para a estimação de sinais senoidais viabilizando estruturas em cascata mesmo com grande número de células.

Foram feitas simulações em computador mostrando a captura de sinais multifrequenciais, a partir de células de filtro de segunda ordem em cascata. Nas comparações sobre a velocidade de convergência entre os coeficientes de predição com os parâmetros β de cada célula, concluímos que este último

possui uma velocidade de convergência maior, podendo ser utilizado como um estimador de frequências mais adequado para os filtros seletivos do que os coeficientes de predição.

No capítulo 4 descrevemos a implementação dos filtros seletivos em cascata num microprocessador dedicado ao processamento digital de sinais, onde trabalhamos na detecção e estimação de sinais multifrequenciais.

A aritmética utilizada no microprocessador foi basicamente de 12 bits, com truncamento em ponto-fixe. Em certos casos verificamos a ocorrência de ciclo limite, que pode ser contornado mudando a forma de cálculo entre complemento-a-dois, a um, e arredondamento. Uma vez que o TMS32010 não possui instrução de divisão, foi necessário construir subrotinas para esta tarefa e igualmente para o cálculo de raiz quadrada, valores quadráticos, etc. Isto acarretou formações de harmônicas no espectro de saída dos filtros, ou seja, produtos de intermodulação das senóides de entrada devido às não linearidades envolvidas. Entretanto, os resultados práticos obtidos mostraram, apesar dos problemas práticos envolvidos, ser o método uma boa forma para detecção e estimação de sinais multifrequenciais.

Como continuidade deste trabalho sugerimos um aprimoramento da estrutura dos filtros seletivos, estudando formas para otimizar os valores do raio dos polos e do passo de adaptação. Também não foram mostrados os efeitos de uma mudança súbita na frequência de entrada, durante a captura do sinal. Estes e muitos outros detalhes observados na prática fariam este trabalho por demasiado longo se fossem todos expostos. Por fim, um assunto de grande interesse na predição linear diz respeito ao modelamento de sinais autoregressivos. O tratamento de sinais autoregressivos pode ser feito com a estrutura complexa e fornece resultados interessantes, o que abre perspectiva para novos estudos.

Apêndice A

A.1 Geração de Ruído para Simulação

Em telefonia, o ruído interferente nos canais de comunicação como enlaces de microondas e entroncamentos telefônicos podem, de uma forma geral ser modelados como ruídos gaussianos [23]. Assim, a partir da disponibilidade de geração de números com distribuição de densidade de probabilidade uniforme pelas rotinas internas dos microcomputadores (PC - XT), utilizados neste trabalho para simulação dos filtros digitais, foi criado um método de síntese de ruído branco gaussiano. Sabendo-se que

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

sendo $f(x)$ a função de densidade de probabilidade gaussiana de média zero, obtemos

$$x = \sigma\sqrt{-2\ln[\sigma f(x)\sqrt{2\pi}]}$$

fazendo a variância unitária $\sigma = 1$ vem

$$x = \sqrt{-2\ln(Z_1)}$$

sendo $0 < Z_1 < 1$ uma variável aleatória com distribuição uniforme. Para que a distribuição de x seja simétrica em torno da média, faz-se ainda necessário alternar o sinal da variável entre valores positivos e negativos uniformemente segundo

$$x = \cos(Z_2.2\pi)\sqrt{-2\ln(Z_1)} \quad (\text{A.1})$$

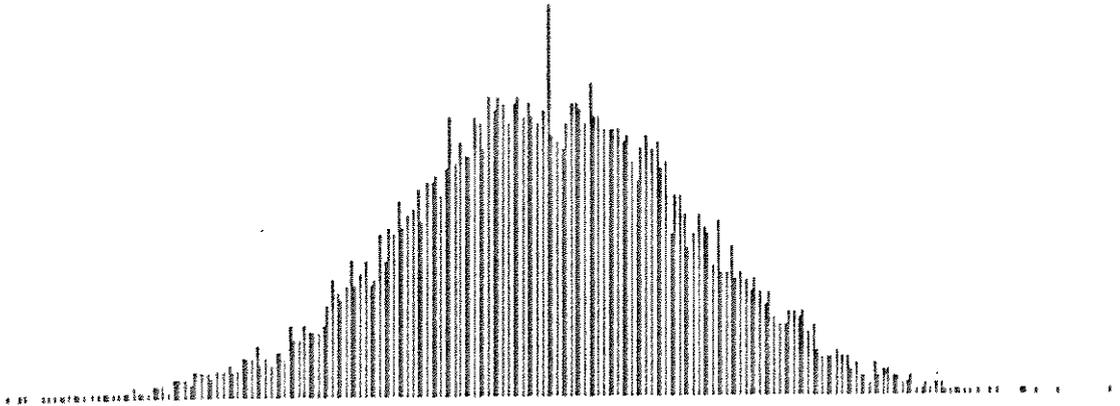


Figura A.1: Simulação de ruído branco gaussiano de média nula.

onde $0 < Z_2 < 1$ é uma variável aleatória uniformemente distribuída.

Dessa maneira criamos um ruído branco gaussiano de média nula, útil para os teste de desempenho dos filtros estudados em função da relação S/R. A figura A.1 mostra o histograma obtido do ruído gerado pela simulação da equação A.1, que se aproxima de uma distribuição de densidade de probabilidade gaussiana de média nula e variância unitária.

Apêndice B

B.1 Imunidade ao Ruído no Processo Adaptativo

Suponha que temos N amostras de coeficientes de predição, obtidas durante um determinado intervalo de tempo. O ruído presente no sistema fará com que a relação $a_i(n)/a_r(n)$ das amostras apresentem resultados diferentes entre si, tanto mais quanto for a potência desse ruído. Uma forma de minimizarmos este problema consiste em tomarmos uma *média* entre todos os valores a fim de obtermos um valor médio para a estimativa do ângulo em que evolui o zero. Supondo o ruído branco de média nula, quando N tende a valores grandes a estimativa do ângulo se torna mais precisa. No entanto, valores elevados de N tornariam o tempo de estimação por demasiado longo, sendo isto indesejável. Procuramos contornar este problema verificando que no processo de adaptação do *Gradiente* temos

$$a_i(n) = a_i(n-1) + \mu e(n)x^*(n-i)$$

$$a_i(n-1) = a_i(n-2) + \mu e(n-1)x^*(n-1-i)$$

e genericamente de acordo com o capítulo 2

$$a_i(N) = a_i(0) + \mu \left[\sum_{j=0}^{N-1} e(N-j)x^*(N-j-i) \right] \quad (\text{B.1})$$

Para o cálculo do valor médio do coeficiente, poderemos tomar a soma de todas as amostras e dividir o resultado por N . Com isto a estimativa do ângulo fica mais precisa como mostra a figura B.1. Da figura, se procedermos de acordo com o exposto acima teremos

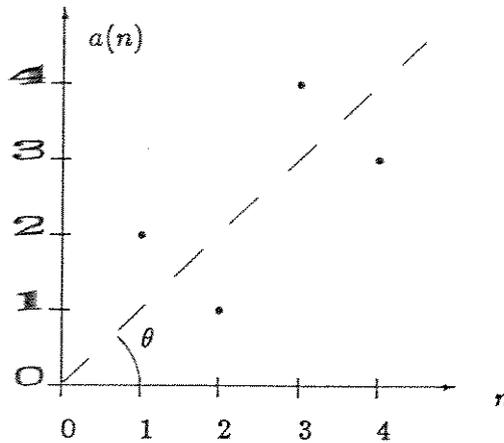


Figura B.1: Ângulo de 45 graus, com desvio dos coeficientes pelo ruído

$$a_1 = 1 + j2 \quad a_2 = 2 + j1 \quad a_3 = 3 + j4 \quad a_4 = 4 + j3$$

portanto

$$\bar{a} = \frac{10}{4} + j \frac{10}{4}$$

o que leva

$$\theta = 45^\circ$$

Outra forma para obtermos uma média destes coeficientes, pode ser feita com o seguinte procedimento

$$b_i(1) = a_i(0) + \mu e(1)x^*(1-i)$$

$$\bar{a}_i(1) = \frac{a_i(0) + b_i(1)}{2} = a_i(0) + \frac{\mu}{2} e(1)x^*(1-i) \quad (\text{B.2})$$

da mesma forma poderemos seguir com

$$b_i(2) = \bar{a}_i(1) + \mu e(2)x^*(2-i)$$

$$\bar{a}_i(2) = \frac{a_i(0) + \bar{a}_i(1) + b_i(2)}{3} = a_i(0) + \frac{\mu}{3} [e(1)x^*(1-i) + e(2)x^*(2-i)] \quad (\text{B.3})$$

e genericamente os valores ponderados serão

$$\bar{a}_i(N) = a_i(0) + \frac{\mu}{N} \left[\sum_{j=0}^{N-1} e(N-j)x^*(N-j-i) \right] \quad (\text{B.4})$$

Comparando as equações B.1 e B.4 podemos notar que no segundo caso obtemos uma média ponderada recursivamente ao longo do tempo, que é proporcional ao valor do passo de adaptação. Disso decorre o fato de que não é necessário colhermos N amostras para depois disso aplicarmos um cálculo de média.

Uma vez que estamos preocupados, não com o valor final de convergência dos coeficientes, mas sim com o valor da relação a_i/a_r , este procedimento de adaptação com μ pequeno se torna válido.

Bibliografia

- [1] CCITT Recommendations Q.441/Q.445, Fascicle VII.4, yellow book - Geneva, 1981
- [2] CCITT Recommendations Q.23/Q.25, Fascicle VII.1, yellow book - Geneva, 1981
- [3] Manual do Sistema Trópico RA, CPqD - Telebrás, agosto/1988, Campinas - SP
- [4] G.Thyssens and L.Verbist - " Digital Multifrequency Receivers and Senders", Electrical Communications, Vol.54, num.04 - 1979
- [5] V.Capellini et all - " Low Complexity Digital Tone Detetor for Telecommunications Switching Systems" - IEEE Journal SAC - num.02, March/1984.
- [6] Yoshikazu Ikeda et all - " New Realization of DFT applied to CCITT N.º5 Telephone Signalling System" - IEEE Journal SAC, num. 02, March/1984.
- [7] Marco Aurélio Carvalho, "Placa Equipada Detector Multifrequencial Digital (DMD) - Especificação de Características ". Doc.PD.22.RA.PAB.0080A - CPqD Telebrás, Campinas - SP, 1989.
- [8] T.Kwan and K. Martin, " Adaptive Detection and Enhancement of Multiple Sinusoids Using a Cascade IIR Filter " IEEE - Transactions on Circuits and Systems, vol. 36, no.7, july 1989.
- [9] D.V. Baskar Rao and S.Kung, " Adaptive Notch Filtering for the Retrieval of Sinusoids in Noise ". IEEE Transactions on ASSP, vol. 32, august- 1984

- [10] J.M.Travassos Romano and M.Bellanger, " Fast Adaptive Notch Filtering in Cascade Form " - EURASIP, 1988.
- [11] CCITT - Sistema de Sinalização N^o7
- [12] A. L. Brandão and J.M. Romano, " A Predição Linear Adaptativa: Uma Solução para Receptores Multifrequenciais em Telegrafia Digital " - , 7^o Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBT, setembro 1989.
- [13] J.M.Travassos Romano e M. Bellanger - " Pôles et Zéros des Prédicteurs Numérique", Traitement du Signal, vol.03, num.02, pp.67-76, 1986.
- [14] Anthony D. Whalen, "Detection of Signals in Noise" - Academic Press, Inc. - New York, 1971
- [15] S. Haykin, " Introduction to Adaptive Filters ". Macmillan Inc. - 1984.
- [16] M. Bellanger, " Adaptive Digital Filters and Signal Analysis ". Marcel Dekker Inc. - 1987.
- [17] B. Widrow et all, " The Complex LMS Algorithm " . Proceedings of the IEEE, april 1975, pp.719-720.
- [18] Odile Macchi e Maurice Bellanger, "Le Filtrage Adaptatif Transverse" - Traitement du Signal, vol.5, n.3 - 1988. pp.115/132
- [19] Don R. Hush et all, " An Adaptive IIR Structure for Sinusoidal Enhancement... " - IEEE Transactions on ASSP, vol.34 - no.6, December 1986.
- [20] J.R.Treichler - " Transient and Convergent Behavior of the Adaptive Line Enhancer", IEEE - Transaction on ASSP, vol.ASSP-27, february/1979.
- [21] P.S.Diniz *et all*, - PACPDS: Pacote de Apoio ao Projeto de Sistemas de Processamento Digital de Sinais - " Ftgraf/Sintcan ". COPPE/UFRJ - Rio de Janeiro - 1987.
- [22] R.R.Bitmead and B.D.O.Anderson, "Performance of Adaptive Estimation Algorithms in Dependent Random Environments", IEEE Trans. Automatic Control, vol.AC-25, August - 1980

- [23] M.G.Hartley - " Digital Simulation Methods ", IEE Monograph Series - Peter Peregrinus Ltd., England - 1975

Lista de Figuras

1.1	Conexão entre juntores para sinalização MFC - Digital	6
1.2	Conexão entre juntores para sinalização MFC - Analógico	6
1.3	Característica de atraso dos sinais MFC	7
2.1	Esquema do filtro de erro de predição	10
2.2	Posição dos zeros do preditor de ordem 2	13
2.3	Posição do zero do preditor complexo	15
2.4	Posição dos zeros do preditor complexo - ordem 2	16
2.5	Princípio de um filtro preditor adaptativo	18
2.6	Filtro de erro de predição com o algoritmo do gradiente	21
2.7	Convergência dos coeficientes (gradiente)	22
2.8	Evolução dos zeros do filtro (gradiente)	22
2.9	Convergência dos coeficientes (mínimos quadrados)	23
2.10	Evolução dos zeros (mínimos quadrados)	24
2.11	Evolução do coeficiente do filtro para entrada complexa (gradiente)	25
2.12	Evolução para duas exponencias de entrada (gradiente)	25
2.13	Evolução para duas exponencias de entrada (MQ)	26
2.14	Convergência dos coeficientes complexos (entrada 100 Hz)	29
2.15	Convergência dos coeficientes complexos (entrada 1900 Hz)	29
2.16	Convergência dos coeficientes reais (entrada 1900 Hz)	30
2.17	Convergência dos coeficientes reais (entrada 100 Hz)	30
3.1	Posição dos polos e do zero de $H_c(z)$	35
3.2	Filtro passa-banda com saída em quadratura (complexa)	36
3.3	Preditor com entrada do filtro passa-banda	38
3.4	Célula de filtro seletivo com coeficientes reais.	40
3.5	Célula de filtro seletivo adaptativo	45
3.6	Adaptação dos parâmetros do filtro em cascata (gradiente)	48
3.7	Adaptação dos parâmetros do filtro em cascata (MQ)	50

4.1	Foto da bancada de trabalho experimental	54
4.2	Vista do projeto com emulador	55
4.3	Esquema de ligação dos equipamentos	56
4.4	Fluxograma para filtros segunda ordem em cascata	58
4.5	Resposta em frequência de uma célula de filtro seletivo	60
4.6	Densidade espectral de potência mostrando captura de tom DTMF (1209Hz)	62
4.7	Densidade espectral de potência mostrando captura de tom DTMF (941Hz)	64
4.8	Densidade espectral de potência mostrando captura de um par DTMF (941+1633Hz)	65
4.9	Evolução dos coeficientes de predição no processador TMS32010	66
4.10	Receptor-Enviador com Núcleo de Sistema Operacional em Tempo Real	68
4.11	Esquema do Controle Automático de Ganho	69
4.12	foto da placa analógica (3 receptores) ao lado da digital (6 receptores)	72
A.1	Simulação de ruído branco gaussiano de média nula.	78
B.1	Ângulo de 45 graus, com desvio dos coeficientes pelo ruído	80

UNIDADE	BC
PROC.	
DOAÇÃO: PREÇO ES-	
TIMATIVO	
DATA	5/20/90