

# Uma Comparação do Desempenho da Filtragem Adaptativa em Banda Cheia e a Filtragem Adaptativa em Subbandas, Aplicada ao Cancelamento do Eco Elétrico

Candice Muller<sup>1</sup>, Paulo Ricardo Viana Piber<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Bacharel em Engenharia Eletrônica (Feevale/2005), candice.muller248@gmail.com

<sup>2</sup>Professor Adjunto do Curso de Engenharia Eletrônica da Feevale, Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica (COPPE/UFRJ-2000), paulopiber@feevale.br

## Resumo

O Processamento Digital de Sinais (DSP) está se tornando cada vez mais utilizado nas diversas áreas do conhecimento e, dentro desse contexto, os filtros adaptativos vêm ganhando espaço. A facilidade de projeto e implantação, assim como o bom desempenho que os filtros adaptativos apresentam os tornam cada vez mais atrativos na solução de problemas tais como cancelamento de interferências, predição e identificação de sistemas. Para reduzir a complexidade computacional apresentada pelos filtros adaptativos que possuem um elevado número de coeficientes, utiliza-se a estrutura adaptativa em subbandas como uma alternativa para melhorar o desempenho desses sistemas. Este trabalho apresenta uma comparação entre a filtragem adaptativa em banda cheia e filtragem adaptativa em subbandas, aplicadas ao cancelamento de eco.

Palavras-chave: filtragem adaptativa, estrutura em subbandas e cancelamento de eco.

## Abstract

The Digital Signal Processing (DSP) is becoming more and more used in a range of areas of the knowledge and on this context the adaptive filters are gaining space. The easiness of project and implantation, as well as the good performance presented by adaptive filters turn them more attractive on

solving problems such as interference cancellation, prediction and systems identification. To reduce the adaptive filters computational complexity that have a large coefficients number, adaptive sub band structures can be an alternative to improve the systems performance. This paper presents a comparison between full band adaptive filtering and sub band adaptive filtering, applied to echo cancellation.

Keywords: adaptive filtering, sub band structure and echo cancellation.

## Introdução

O Processamento Digital de Sinais (DSP) vem se tornando cada vez mais utilizado nas mais diversas áreas do conhecimento. Essa necessidade de tratamento dos sinais, sejam eles voz, dados, imagens, sinais biomédicos, ou sinais de qualquer outra natureza, incentiva a realização de novas pesquisas na busca de soluções para problemas ainda não resolvidos (MITRA, 1998).

Inclusos na área de DSP, os filtros digitais são utilizados em uma vasta gama de aplicações como, por exemplo, na redução de ruído aditivo ou na eliminação de um ou mais componentes espectrais indesejáveis contidos no sinal. A filtragem de um sinal disponibiliza, na saída do filtro, o sinal livre do ruído ou dos componentes espectrais indesejados. Um exemplo clássico de filtragem é a eliminação da interferência do sinal de 60Hz originado através da rede elétrica presente em um sinal eletrocardiográfico (WIDROW, 1985).

A filtragem adaptativa de sinais vem sendo empregada em situações em que se busca a solução de problemas nos quais não são conhecidas as características do sinal de entrada ou em problemas em que o sinal e o ruído ocupam a mesma faixa de frequências, o que dificulta ou impossibilita a construção de filtros digitais invariantes no tempo. Nessa situação, a filtragem adaptativa consegue, através do auto-ajuste dos coeficientes do filtro, apresentar um bom desempenho.

Este trabalho traz uma comparação entre a filtragem adaptativa em banda cheia e a filtragem adaptativa em subbandas, aplicadas à solução de problemas de cancelamento de eco.

O trabalho está dividido em 5 seções. A primeira apresenta a fundamentação da filtragem adaptativa. A segunda, a filtragem adaptativa em subbandas. A terceira seção traz a caracterização dos sinais utilizados nas simulações, enquanto a quarta seção apresenta os resultados experimentais. Por fim, na quinta seção, são feitas as considerações finais.

## 1. Fundamentos de Filtragem Adaptativa

Sistemas adaptativos são aqueles que se auto-ajustam durante o decorrer do processo, sempre buscando melhorar seu desempenho, obtendo resultados mais eficientes. Eles são ideais para aplicações em que o ambiente externo é inicialmente desconhecido ou em processos cujos sinais de entrada são não estacionários, com propriedades estatísticas que variam no tempo. Desse modo, a adaptação é conveniente no ajuste dos parâmetros do filtro (WIDROW, 1985).

Atualmente os filtros adaptativos vêm sendo utilizados em diversas aplicações, das quais podemos destacar a identificação de sistemas, a equalização de canais, a predição de sinais, o realçamento de sinais e o cancelamento de eco.

Para a especificação completa de um sistema adaptativo, é necessário definir a aplicação, escolher a estrutura do filtro e definir o algoritmo adaptativo.

## 1.1. Aplicações

A habilidade de um filtro adaptativo operar de forma satisfatória em um ambiente desconhecido torna-o uma poderosa ferramenta quando aplicada ao processamento de sinais e a sistemas de controle. Além disso, filtros digitais adaptativos vêm sendo utilizados em diferentes áreas, como comunicações, sonar, radar e engenharia biomédica. Apesar de poderem ser utilizados em áreas tão diferentes, os filtros adaptativos sempre possuem o mesmo comportamento: produzem uma saída baseada em um vetor de entrada  $e$ , comparando essa saída com a resposta desejada, o erro é estimado e os pesos são ajustados, conforme será descrito adiante. Assim, a diferença entre as aplicações de um filtro adaptativo se encontra no modo como a resposta desejada é extraída. Nesse contexto, podemos destacar quatro classes básicas de filtragem adaptativa: identificação de sistemas, inversão de sistemas, predição de sinais e cancelamento de interferência (WIDROW, 1985).

Em aplicações de cancelamento de eco, o filtro adaptativo tenta modelar a resposta ao impulso do ambiente gerador do eco, ou seja, tenta emular a função de transferência do ambiente, operando na classe de identificação de sistemas, ilustrada na Figura 1. Um único sinal de entrada é aplicado ao filtro e ao sistema desconhecido. Para reduzir o erro, o filtro adaptativo tenta emular o comportamento do sistema desconhecido. Se o sistema desconhecido for dinâmico, o modelamento será variante no tempo.

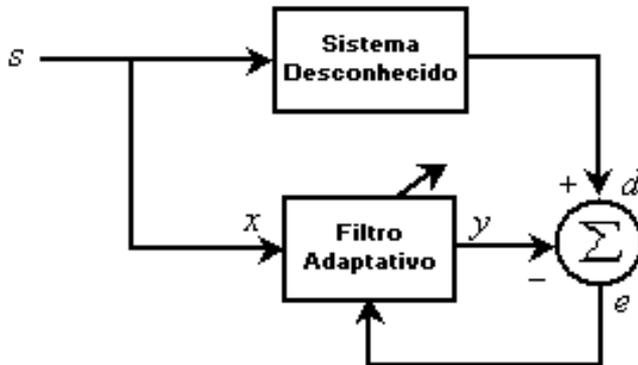


Figura 1 Identificação de sistemas.  
Fonte: WIDROW e STEARNS, 1985.

## 1.2. Combinador Linear Adaptativo

O Combinador Linear Adaptativo (CLA), ou filtro adaptativo não-recursivo, é o mais utilizado na maioria dos filtros adaptativos e é o elemento individual mais importante de sistemas de aprendizagem e dos processos adaptativos em geral (WIDROW, 1985).

O diagrama de um combinador linear adaptativo está mostrado na Figura 2. O CLA é composto por  $L$  nós de entrada aos quais é apresentado o vetor de entrada  $x(i)$ ,  $x_0, x_1, \dots, x_{L-1}$ , um conjunto de pesos  $w_0, w_1, \dots, w_{L-1}$ , correspondentes aos nós de entrada, uma unidade de soma e uma única saída  $y(i)$ .

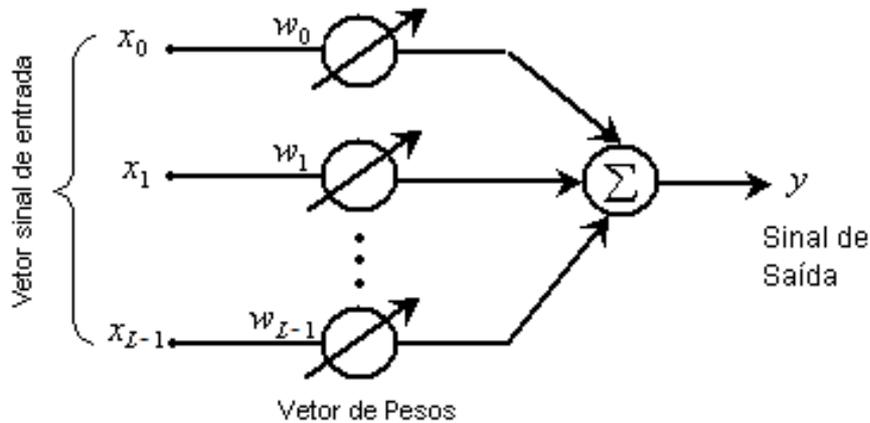


Figura 2 Forma geral do combinador linear adaptativo.  
Fonte: Adaptado de WIDROW e STEARNS, 1985.

O sinal de saída do CLA pode ser definido por:

$$y(i) = \sum_{k=0}^{L-1} w_k(i) x_k(i) \quad (1)$$

onde  $k$  representa o índice do vetor de pesos  $\underline{w}$  e do vetor de entrada  $\underline{x}$ .  
A equação (1) pode ainda ser representada sob a forma vetorial

$$y(i) = \underline{w}^T \underline{x}(i) = \underline{x}^T(i) \underline{w}(i) \quad (2)$$

onde  $[\cdot]^T$  representa a operação transposta no vetor ou matriz.

Quando configurado em malha fechada, o vetor de pesos depende, dentre outros dados, do sinal de saída do CLA  $y_k(i)$ . O sinal de saída do CLA é subtraído do sinal desejado  $d_k$ , resultando em um sinal de erro  $e_k$ , que será utilizado no ajuste do vetor de pesos  $\underline{w}$ , a fim de produzir uma saída  $y_k$  o mais próxima possível do valor desejado  $d_k$ , reduzindo o erro  $e_k$  (WIDROW, 1985).

Pela estrutura do CLA, o sinal de erro pode ser definido por

$$e_k = d_k - \underline{w}^T \underline{x} \quad (3)$$

O sinal de erro  $e_k$  depende do valor do vetor de pesos  $\underline{w}$  que é o parâmetro livre do CLA, o qual será continuamente ajustado pelo algoritmo de adaptação, objetivando minimizar  $e_k$ . O algoritmo de adaptação é composto por três itens básicos: definição da função custo, definição do algoritmo de adaptação e definição do sinal de erro.

A função custo  $J(\underline{w})$  deve ser capaz de medir o quanto o processo de ajuste está sendo incapaz de reduzir o erro entre  $d_k$  e  $y_k$ .

### 1.3. Algoritmo LMS

O algoritmo Least Mean Square (LMS) é simples e de baixo custo computacional. Se o sistema adaptativo é um CLA e o vetor de entrada e de resposta desejada estão disponíveis a cada iteração, o algoritmo LMS é geralmente a melhor escolha para diferentes aplicações de processamento adaptativo de sinais (WIDROW, 1985).

O algoritmo LMS busca minimizar a função custo  $J(e) = e^2/2$  com base em seus valores instantâneos, ou seja,

$$J = J(\underline{w}(n)) = J(e(n)) = \frac{e^2(n)}{2} \quad (4)$$

onde  $e(n)$  é o sinal de erro medido em um instante  $n$  qualquer do processo de minimização de  $J$ .

Na filtragem adaptativa, uma das funções custo mais utilizada é o erro médio quadrático (Mean Square Error - MSE) definido como

$$J(e(n)) = E[e^2(n)] \quad (5)$$

Onde  $E[.]$  é a esperança matemática de  $[.]$ .

O processo de ajuste do vetor de pesos  $\underline{w}$  de um CLA objetivando minimizar a função custo através do algoritmo LMS é dado pela equação

$$\underline{w}(n+1) = \underline{w}(n) + \frac{e(n)}{m} \underline{x}(n) \quad (6)$$

onde  $\frac{e(n)}{m}$  é o passo de adaptação ou razão de aprendizado.

#### 1.4. Algoritmo LMS Normalizado

No algoritmo LMS, a correção do vetor de pesos  $\underline{w}$ , dada por  $e(n) \underline{x}(n)$ , é diretamente proporcional ao vetor de entrada  $\underline{x}(n)$ . Entretanto, quando  $\underline{x}(n)$  é muito grande, o algoritmo LMS gera uma amplificação do ruído do gradiente. Para solucionar esse problema, o algoritmo LMS normalizado (NLMS) é utilizado (HAYKIN, 1996).

Para a atualização de  $\underline{w}$ , o fator de correção é normalizado, utilizando a norma Euclidiana quadrática do vetor de entrada e um fator de convergência  $\mu$  variável, objetivando minimizar o erro médio quadrático instantâneo.

Dessa forma,  $\underline{w}(n+1)$  é dado por (HAYKIN, 1996)

$$\underline{w}(n+1) = \underline{w}(n) + \frac{\mu}{\|\underline{x}(n)\|^2} \underline{x}(n) e(n) \quad (7)$$

onde a operação  $\frac{\mu}{\|\underline{x}(n)\|^2}$  é a norma Euclidiana quadrada do vetor de entrada

$$\|\underline{x}(n)\|^2 = |x_0(n)|^2 + |x_1(n)|^2 + \dots + |x_L(n)|^2$$

## 2. Fundamentos da Filtragem em Subbandas

A filtragem em subbandas é bastante utilizada com o intuito de reduzir a complexidade computacional de filtros digitais com resposta ao impulso de duração finita (FIR) de ordem elevada. Com o uso dessa técnica, um único filtro de ordem elevada que abrange toda a banda de frequências desejada é substituído por vários filtros menores, com pequenas bandas de frequências. Nessa seção, serão tratados os principais tópicos relativos à filtragem em subbandas.

## 2.1. Banco de Filtros

Um banco de filtros é constituído por um conjunto de filtros digitais em que cada filtro opera em uma determinada banda de frequências do espectro. Um exemplo de banco de filtros é mostrado na Figura 3. O conjunto da Figura 3a, cujas entradas são comuns, é conhecido como banco de análise e  $H_k(z)$  como filtros de análise, onde  $k = 0, 1, \dots, M-1$ . Esse sistema divide o sinal de entrada  $x(n)$  em  $M$  sinais  $x_k(n)$ , que são chamados sinais em subbandas. O banco de filtros cujas saídas são comuns, mostrado na Figura 3b, é chamado de banco de síntese e  $F_k(z)$  são os filtros de síntese. Esse tipo de filtro combina os sinais das  $M$  subbandas em um único sinal  $\hat{x}(n)$  (MITRA, 1998)

## 2.2. Banco de Filtros DFT Uniforme

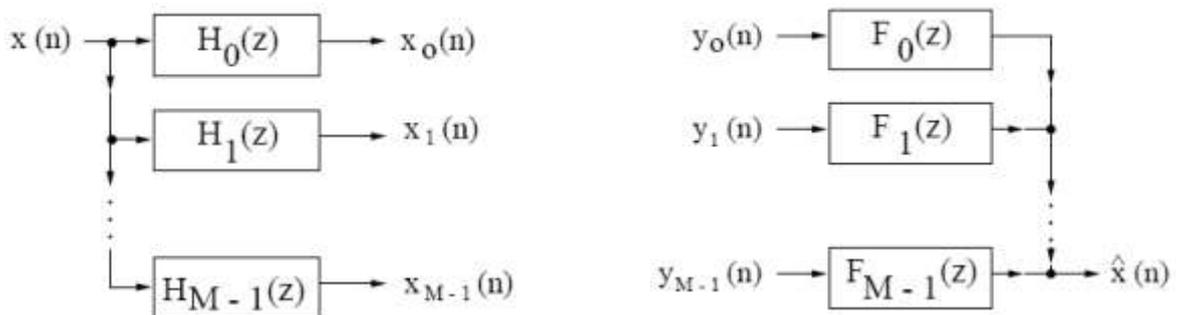


Figura 3 Banco de Filtros (a) de análise e (b) de síntese.  
Fonte: Adaptado de MITRA, 1998.

Nesse tipo de banco de filtros  $H_k(z)$  é obtido pela modulação de um filtro protótipo  $H_0(z)$ , sendo este filtro causal e passa-baixas, com resposta impulsiva  $h_0(z)$  dada por (MITRA, 1998):

$$H_k(z) = \sum_{n=0}^{\infty} h_0(n) z^{-n} W_M^{-kn} \quad (8)$$

onde  $h_k(n) = h_0(n) W_M^{-kn}$ . Portanto,  $h_k(n) = h_0(n) W_M^{-kn}$  (9)

$$W_M = e^{j2\pi/M}$$

isto é,  $H_k(z) = H_0(z W_M^{-k})$  fazendo-se  $z = e^{j\omega}$ , temos: (10)

$$H_k(e^{j\omega}) = H_0(e^{j(\omega - \frac{2\pi k}{M})}) \quad (11)$$

Assim, a resposta em frequência do filtro  $H_k(z)$  é obtida pelo deslocamento (modulação) de  $H_0(e^{j\omega})$  para a direita, por um valor de  $2\pi k/M$  (MITRA, 1998). Os  $M$  filtros  $H_k(z)$  podem ser utilizados como os filtros de análise ou como os filtros de síntese  $F_k(z)$  do banco de filtros.

A grande vantagem desse tipo de banco de filtros é a simplicidade do projeto e a velocidade de implementação, pois basta projetar um filtro protótipo  $H_0(z)$  ou  $F_0(z)$  e aplicar a transformada discreta de Fourier (DFT) para obter o banco de filtros completo.

### 2.3. Filtragem Adaptativa em Subbandas

Uma alternativa para implementação de filtros FIR adaptativos de ordem elevada é através da filtragem adaptativa em subbandas. Nesse tipo de implementação, os coeficientes de vários filtros são ajustados paralelamente, sendo que cada um desses filtros modela uma determinada banda de frequências. Dessa forma, o processamento computacional é reduzido e a convergência do algoritmo adaptativo é melhorada.

A estrutura adaptativa em subbandas utilizada neste trabalho está representada na Figura 4 (PETRAGLIA, 1993). Essa estrutura é composta por dois bancos de análise, que dividem os sinais de entrada e desejados em  $M$  bandas cada. Cada filtro do banco de análise é composto por um filtro passa-faixa e por um decimador com fator de decimação  $L$ . Nessa estrutura, como  $L < M$ , os filtros adaptativos passam a ser adaptados numa taxa  $L$  vezes menor que o sinal de entrada; porém quanto menor o valor de  $L$  menor o MSE mínimo da estrutura.

Após o sinal de referência  $x(n)$  passar pelo filtro de análise, os sinais das  $M$  bandas são aplicados aos filtros adaptativos. Os coeficientes do filtro adaptativo de cada subbanda são adaptados independentemente, utilizando o sinal de erro individual da banda correspondente, que é calculado se subtraindo o sinal de saída do filtro adaptativo da subbanda em questão do sinal de saída, da mesma

subbanda, do banco de análise do sinal desejado  $d(n)$ . Por fim, os sinais gerados pelos filtros adaptativos são interpolados por um fator  $L$  e processados pelo banco de síntese. Essa estrutura usa um fator de decimação  $L$  menor que o número de subbandas  $M$ .

Os bancos de filtros de análise e de síntese da Figura 4 são implementados por banco de filtros do tipo DFT uniforme, de forma que os filtros de análise e síntese são versões deslocadas de um filtro protótipo passa-baixas, isto é

$$H_i(z) = H(zW_M^i) \text{ e } F_i(z) = F(zW_M^i)$$

onde  $H(z)$  e  $F(z)$  são os filtros protótipos de análise e síntese, respectivamente, e  $W_M = e^{j2\pi/M}$ . (12)

### 3. Caracterização dos Sinais Utilizados

$$W_M = e^{j2\pi/M}$$

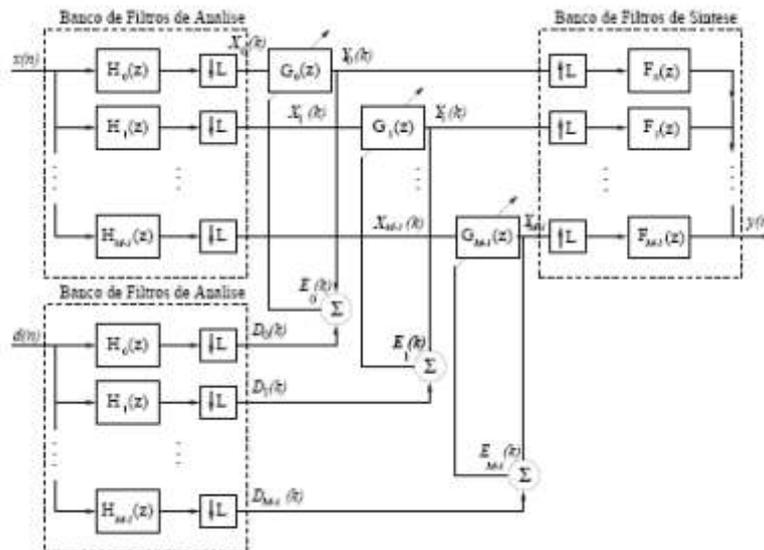


Figura 4 Estrutura para Filtragem Adaptativa em Subbandas.  
Fonte: Adaptado de PETRAGLIA e MITRA, 1993.

Os sinais utilizados neste trabalho seguem os modelos de eco elétrico, na rede telefônica, definidos na Recomendação G.168 do ITU-T (ITU-T, 2004). Essa recomendação apresenta uma análise das medições de vários caminhos de eco realizados na América do Norte e resultados de caminhos do eco gerados por um simulador de uma rede híbrida.

O tempo de dispersão dos caminhos do eco medidos nos testes não ultrapassou 12 ms, sendo que a média foi de 6,02 ms, com desvio padrão de 2,26 ms, e os resultados apresentaram uma resposta em frequência relativamente plana na banda de passagem, o que significa que o caminho do eco atenua praticamente todas as frequências do sinal de voz.

Para levar em consideração os vários atrasos, as diferentes perdas de caminho do eco, as diferentes características de dispersão e a duração do eco, foram utilizadas nas simulações versões atrasadas e atenuadas das respostas impulsivas do modelo de caminho do eco.

a) Modelo de caminho do eco 1

A Tabela 1<sup>1</sup> apresenta os valores da resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 1, e a Figura 5 apresenta a resposta impulsiva desse modelo. A variável  $k$  representa o número de coeficientes do Modelo do caminho de eco em questão, e  $m(k)$  representa o valor do coeficiente  $k$ .

Tabela 1 -  $m(k)$  do Modelo de eco 1.

b) Modelo de caminho do eco 2

A Tabela 2 apresenta os valores da resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 2, e a Figura

-436	-829	-2797	-4208	-17968	-11215	46150	34480	-10427	9049	-1309
-6320	390	-8191	-1751	-6051	-3796	-4055	-3948	-2557	-3372	-1808
-2259	-1300	-1098	-618	-340	-61	323	419	745	716	946
880	1014	976	1033	1091	1053	1042	794	831	899	716
390	313	304	304	73	-119	-109	-176	-359	-407	-512
-580	-704	-618	-685	-791	-772	-820	-839	-724		

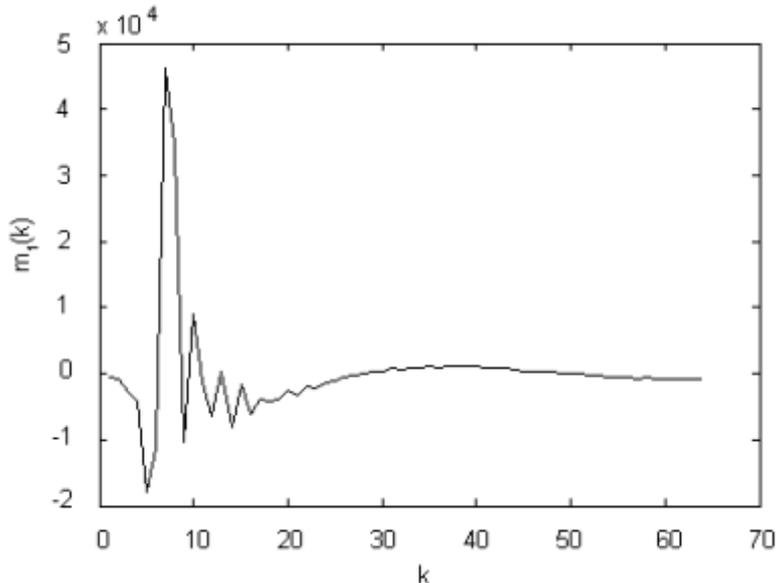


Figura 5 Resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 1.

Fonte: Recomendação G.168 do ITU-T, 2004.

<sup>1</sup>Os valores das Tabelas 1, 2, 3, 4, 5 e 6 foram retirados da Recomendação G.168 do ITU-T e devem ser lidos da esquerda para a direita, da linha de cima para as linhas de baixo.

6 apresenta a resposta impulsiva desse modelo.

Tabela 2 -  $m(k)$  do Modelo de eco 2.

c) Modelo de caminho do eco 3

A Tabela 3 apresenta os valores da resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 3, e a Figura

-448	-436	2230	2448	-4178	-7050	5846	18581	2322	-26261	-16249
21637	25649	-2267	-10311	-4693	-12690	-7428	14164	13467	4438	8627
456	-11879	-6352	-5104	-7496	3271	6566	4277	11131	7562	1475
3728	-3525	-7301	-3101	-9269	-6146	-2553	-6272	811	124	788
5147	2172	5387	4598	3535	4004	2311	2150	1017	330	-139
-573	-1100	-1157	-1180	-1455	-1123	-1386	-1123	-1066	-1020	-1100
-1008	-1077	-1088	-917	-917	-963	-814	-871	-734	-642	-562
-356	-379	-345	-230	-233	-333	-356	-390	-310	-265	-368
-310	-310	-390	-482	-459	-482	-551	-573			

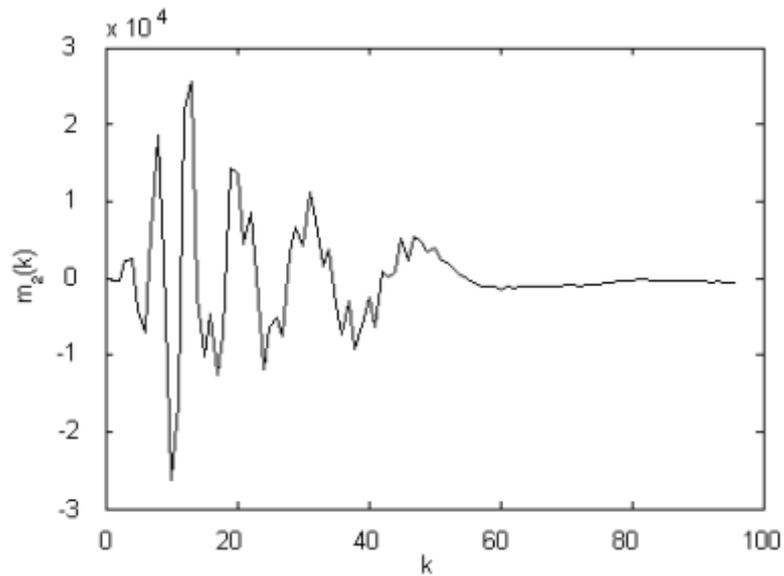


Figura 6 Resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 2.

Fonte: Recomendação G.168 do ITU-T, 2004.

7 apresenta a resposta impulsiva desse modelo.

Tabela 3-  $m(k)$  do Modelo de eco 3.

d) Modelo de caminho do eco 4

A Tabela 4 apresenta os valores da resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 4, e a Figura

160	312	-241	-415	897	908	-1326	-1499	2405	3347	-3624
-7733	4041	14484	-1477	-21739	-4470	25356	11458	-19696	-11800	5766
789	6633	14624	-6975	-17156	-187	149	1515	14907	4345	-7128
-2757	-10185	-7083	6850	3944	6969	8694	-4068	-3852	-5793	-9371
453	1060	3965	9463	2393	2784	-892	-7366	-3376	-5847	-2399
3011	1537	6623	4205	1602	1592	-4752	-3646	-5207	-5577	-501
-1174	4041	5647	4628	7252	2123	2654	-881	-4113	-3244	-7289
-3830	-4600	-2508	431	-144	4184	2372	4617	3576	2382	2839
-404	539	-1803	-1401	-1705	-2269	-783	-1608	-220	-306	257
615	225	561	8	344	127	-57	182	41	203	-111
95	-79	30	84	-13	-68	-241	-68	-24	19	-57
-24	30	-68	84	-155	-68	19				

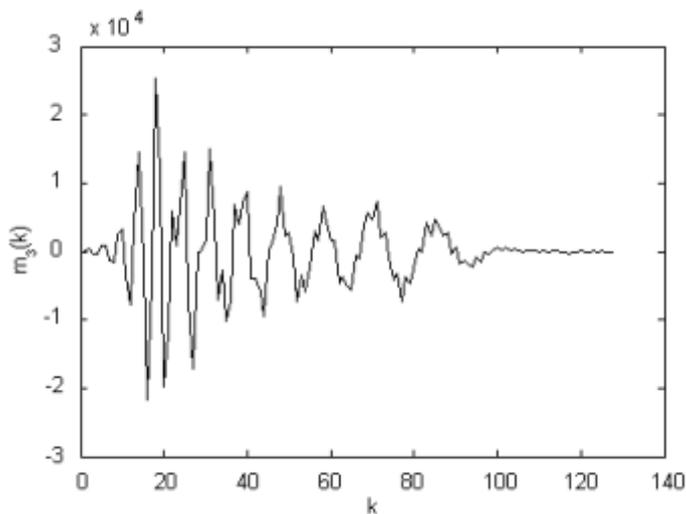


Figura 7 Resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 3.

Fonte: Recomendação G.168 do ITU-T, 2004.

8 apresenta a resposta impulsiva desse modelo.

Tabela 4 -  $m(k)$  do Modelo de eco 4.

e) Modelo de caminho do eco 5

A Tabela 5 apresenta os valores da resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 5, e a Figura

293	268	475	460	517	704	581	879	573	896	604
787	561	538	440	97	265	-385	20	-938	-523	-1438
-1134	-1887	-1727	-1698	-4266	-22548	-43424	2743	25897	7380	21499
11983	10400	11667	3889	7241	925	2018	-821	-2068	-2236	-4283
-3406	-5022	-4039	-4842	-4104	-4089	-3582	-2978	-2734	-1805	-1608
-645	-495	279	471	947	1186	1438	1669	1640	1901	1687
1803	1543	1566	1342	1163	963	733	665	323	221	-14
-107	-279	-379	-468	-513	-473	-588	-612	-652	-616	-566
-515	-485	-404	-344	-290	-202	-180	-123			

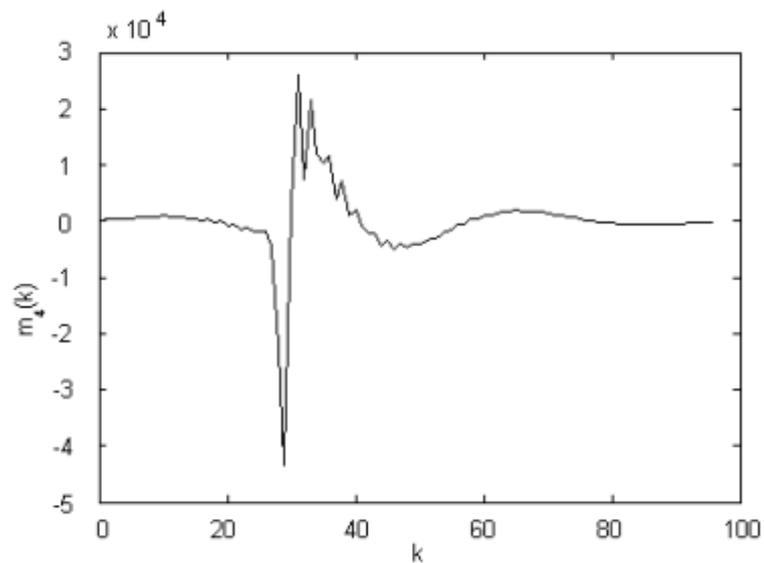


Figura 8 Resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 4.

Fonte: Recomendação G.168 do ITU-T, 2004.

9 apresenta a resposta impulsiva desse modelo.

Tabela 5 -  $m(k)$  do Modelo de eco 5

f) Modelo de caminho do eco 6

A Tabela 6 apresenta os valores da resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 6, e a Figura

29	109	-83	198	-294	-135	-415	-202	-444	-337	-313
-450	-105	-503	145	-490	267	-231	340	77	343	783
158	1341	195	1798	344	1845	629	1604	1182	940	5163
19522	8421	-50953	-9043	18046	-13553	13336	-3471	-107	1788	-7409
2469	-7994	490	-3860	-837	490	-636	3682	1141	5019	2635
5025	3946	4414	4026	3005	3380	1616	2007	158	388	-1198
-1117	-2134	-2547	-2589	-3310	-2778	-3427	-2779	-3116	-2502	-2399
-1956	-1539	-1239	-570	-377	251	331	964	1177	1449	1564
1724	1871	1767	1802	1630	1632	1379	1271	1063	856	711
482	289	54	-137	-321	-490	-638	-764	-836	-800	-859
-838	-837	-834	-740	-673	-581	-493	-436	-327	-201	

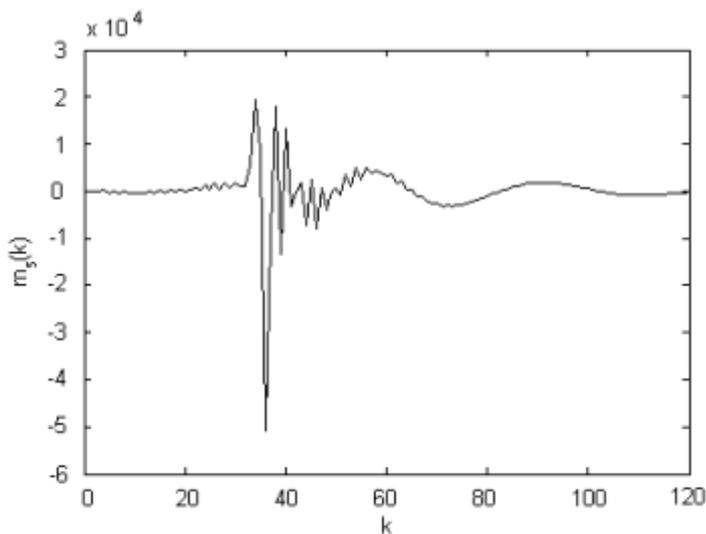


Figura 9 Resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 5.

Fonte: Recomendação G.168 do ITU-T, 2004.

10 apresenta a resposta impulsiva desse modelo.

Tabela 6 -  $m(k)$  do Modelo de eco 6.

#### 4. Resultados Experimentais

Nesta seção serão apresentados os resultados de algumas simulações com uso de um filtro

258	-111	337	-319	347	-434	192	-450	-108	-343	-596
-177	-1187	-52	-1781	-147	-1959	-326	-1601	-1389	-13620	-720
33818	-10683	-6742	12489	-9862	8950	-1574	758	3526	-3118	2421
-8966	-4901	11385	18072	-14410	-7473	19836	-16854	-3115	9483	-17799
7399	-4342	-7415	7929	-10726	6239	-2526	-1317	5345	-4565	6868
-2195	3425	1969	-109	3963	-1275	3087	-892	1239	2	-427
596	-1184	551	-1244	141	-743	-415	-372	-769	-183	-785
-270	-659	-377	-523	-325	-245	-255	-60	35	218	149
340	233	365	303	251	230	209	179			

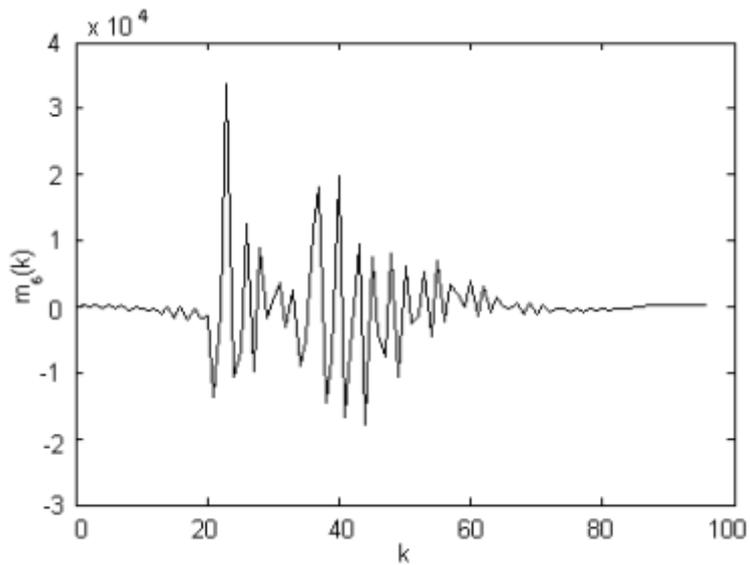


Figura 10 Resposta impulsiva do modelo de caminho do eco 6.

Fonte: Recomendação G.168 do ITU-T, 2004.

adaptativo em banda cheia, utilizando o algoritmo LMS normalizado, e simulações utilizando a filtragem adaptativa em subbandas.

Todas as simulações apresentadas nesta seção foram realizadas no aplicativo Matlab (CHAPMAN, 2003).

#### 4.1. Simulações utilizando um Filtro Adaptativo em banda cheia

As simulações apresentadas nesta seção utilizam seis caminhos de eco elétrico retirados da Recomendação G.168 do ITU-T apresentados na seção anterior. Todas as simulações foram realizadas utilizando o mesmo filtro adaptativo com estrutura FIR e algoritmo de adaptação LMS normalizado para a atualização dos parâmetros do filtro.

A utilização de filtros adaptativos faz-se necessária nos problemas de cancelamento de eco devido ao fato de os caminhos do eco serem desconhecidos e variantes no tempo.

O sistema adaptativo tenta identificar a resposta ao impulso do caminho do eco (identificação de sistemas) e, dessa forma, gerar em sua saída uma réplica do sinal de eco. Essa réplica é subtraída do sinal de retorno, eliminando o eco. Após a etapa de adaptação, a resposta ao impulso dos coeficientes do filtro adaptativo se aproxima a resposta ao impulso do caminho do eco.

Em todas as simulações, foram utilizados como sinais de entrada do filtro adaptativo um ruído branco gaussiano de variância  $\sigma_x^2 = 1$  e um sinal desejado,  $d(n)$ , gerado pela soma da resposta impulsiva do caminho do eco a um ruído branco com variância  $\sigma_n^2 = 10^{-12}$ .

O tempo máximo de dispersão dos modelos de caminho do eco elétrico utilizados foi de 12 ms. Para o cálculo do número de coeficientes do filtro adaptativo, foi adicionada uma margem de segurança de 4 ms ao tempo máximo de dispersão, resultando em 16 ms. Assim, para o tempo de dispersão de 16 ms e frequência de amostragem de 8kHz, obteve-se o valor de 128 coeficientes. Para levar em consideração vários atrasos, diferentes perdas, diferentes características de dispersão e duração do eco, foram utilizadas versões atenuadas e atrasadas dos modelos de caminho do eco. A Figura 11 apresenta o MSE obtido nas simulações dos seis caminhos de eco, apresentados na seção 3, com uso de um filtro adaptativo de 128 coeficientes.

A Tabela 7 apresenta o erro residual, o MSE, e o tempo de convergência, em número de iterações, obtidos nessas simulações.

Tabela 7 - Simulações Eco Elétrico.

#### 4.2. Simulações Utilizando a Filtragem Adaptativa em Subbandas

Nesta seção serão apresentadas simulações utilizando a estrutura de filtragem adaptativa em

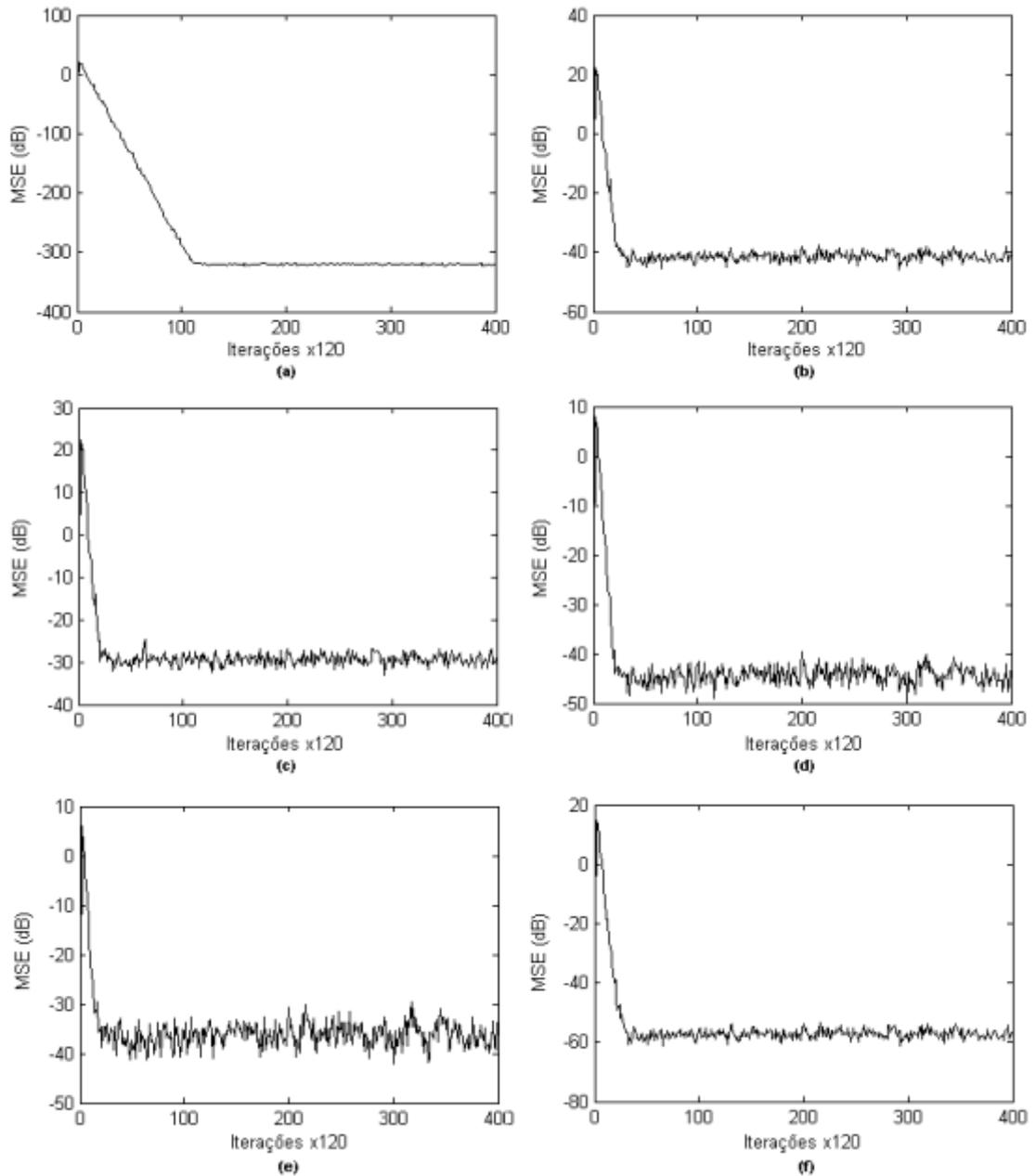


Figura 11 - MSE para os caminhos do eco: (a) Modelo 1; (b) Modelo 2; (c) Modelo 3; (d) Modelo 4; (E) Modelo 5 e (f) Modelo 6.

Fonte: Adaptado, pelos autores, das simulações feitas no MATLAB (CHAPMAN, 2003).

subbandas, apresentada na Figura 4, para os modelos de caminho do eco elétrico apresentados na

Modelo	Número Coeficientes	Erro Residual	Tempo Convergência (n.º iterações x 120)
1	128	-319 dB	110
2	128	-42 dB	22
3	128	-29 dB	20
4	128	-44 dB	21
5	128	-36 dB	18
6	128	-57 dB	28

seção 3.

Os filtros protótipos utilizados no banco de filtros DFT uniforme dessa estrutura foram obtidos utilizando-se um algoritmo de otimização não-linear para obter os coeficientes dos filtros protótipos de análise e síntese, através da minimização de uma função custo baseada na análise de distorção apresentada em PETRAGLIA (1999). Nesse método, os filtros protótipos de análise e síntese são idênticos e define-se uma única função custo dada por:

$$\xi = \xi_{al} + \xi_{tr} + \xi_{mod} \quad (13)$$

sendo  $\xi_{al}$ ,  $\xi_{tr}$  e  $\xi_{mod}$  definidos em PETRAGLIA (1999), que correspondem, respectivamente, aos componentes do erro relativo às versões sobrepostas do espectro do sinal de saída, ao desvio da função de transferência entrada-saída e à modelagem dos sinais decompostos pelos subfiltros de comprimento reduzido. Esses erros podem ser calculados usando transformada rápida de Fourier (FFT). O programa de otimização não-linear busca os coeficientes do filtro protótipo que minimiza a função custo acima. O filtro protótipo inicial é um filtro passa-baixas simétrico com frequência de 3dB em  $\omega/M$  e frequência de início da faixa de rejeição em  $\omega/L$ , buscando manter a atenuação na faixa de rejeição constante ( $\approx -60$  dB). O filtro resultante minimiza o MSE em regime permanente teórico.

Para os resultados que seguem, foram utilizados banco de filtros de análise e de síntese com 128 coeficientes, oito (8) subbandas (M) e fator de decimação (L) igual a quatro (4). A Figura 12 apresenta o MSE dos seis modelos de caminho do eco, e a Tabela 8 contém os dados obtidos nas simulações.

Tabela 8 - Simulações Eco Elétrico.

Cabe salientar que, na filtragem em subbandas, o valor do erro residual depende das características não-ideais dos filtros:

- atenuação finita na banda de rejeição dos filtros de análise e de síntese, que causa

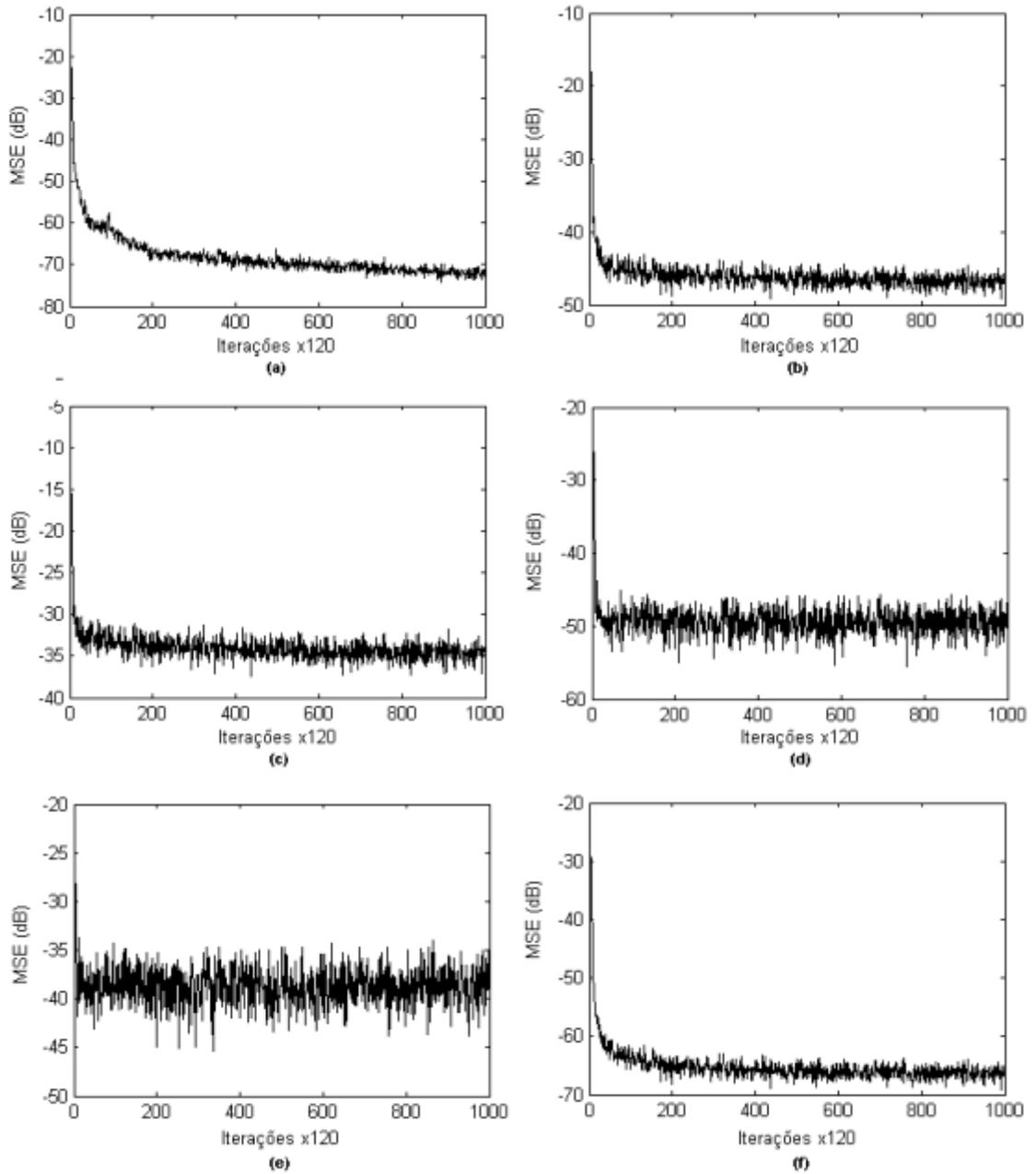


Figura 12 - MSE para os caminhos de eco: (a) Modelo 1; (b) Modelo 2; (c) Modelo 3; (d) Modelo 4; (e) Modelo 5 e (f) Modelo 6.

Fonte: Adaptado, pelos autores, das simulações feitas no MATLAB (CHAPMAN, 2003).

distorção de aliasing;

Modelo	Número Coeficientes	Erro Residual	Tempo Convergência (n.º iterações x 120)
1	128	-72 dB	40
2	128	-47 dB	22
3	128	-35 dB	10
4	128	-50 dB	8
5	128	-39 dB	6
6	128	-66 dB	25

- função de transmissão entrada-saída não unitária, resultante da combinação dos bancos de filtros de análise e de síntese;
- modelagem não-perfeita pelos filtros adaptativos das funções de transferências das subbandas, causada pela atenuação finita na banda de rejeição do banco de filtros de análise.

#### 4.3. Comparação dos resultados das estruturas em banda cheia e subbandas

A Tabela 9 apresenta um comparativo entre as estruturas em banda cheia e em subbandas nas simulações com eco elétrico. Através dessa tabela, é possível perceber que o erro residual diminuiu nas simulações que utilizaram a estrutura em subbandas, com exceção do Modelo 1 que ficou limitado à atenuação finita da banda de rejeição dos filtros de análise e síntese. Com relação ao tempo de convergência, nenhum dos Modelos simulados utilizando a estrutura em subbandas apresentou aumento no tempo de convergência.

Tabela 9 Comparação das Simulações de Eco Elétrico.

## Considerações Finais

A facilidade de projeto e implantação e os bons resultados obtidos através da filtragem adaptativa estão tornando o seu uso cada vez mais freqüente e propício para soluções de problemas em que não

Modelo	Número Coeficientes	Erro Residual		Tempo Convergência (n.º iterações x 120)	
		Banda cheia	Subbandas	Banda cheia	Subbandas
1	128	-319 dB	-72 dB	110	40
2	128	-42 dB	-47 dB	22	22
3	128	-29 dB	-35 dB	20	10
4	128	-44 dB	-50 dB	21	8
5	128	-36 dB	-39 dB	18	6
6	128	-57 dB	-66 dB	28	25

são previamente conhecidas as características dos sinais envolvidos. Este trabalho apresentou um comparativo entre as estruturas de filtragem adaptativa em banda cheia e em subbandas, aplicadas ao cancelamento de eco elétrico.

Através das simulações, observou-se que a filtragem adaptativa em subbandas apresenta resultados superiores à filtragem adaptativa em banda cheia para a maioria dos casos, com relação ao erro residual. No que diz respeito ao tempo de convergência, o desempenho da estrutura em subbandas foi superior em todas as simulações.

## Referências Bibliográficas

HAYKIN, S. **Adaptive Filter Theory**. 3rd ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1996.

Recommendation G.168 **Digital Network Echo Cancellers**. Telecommunication standardization section of ITU, International Telecommunication Union, 2004.

MITRA, S, K. **Digital Signal Processing**. New York: McGraw-Hill, 1998.

PETRAGLIA, M. R. e MITRA, S., K. **Performance Analysis of Adaptive Filter Structures Based on Subband Decomposition**, Proc. IEEE Int. Symp. Circ. Syst., pp. 60-63. Chicago, IL, USA, May 1993.

PETRAGLIA, M. R. e PIBER, P. **Prototype Filter Design For Oversampled Subband Adaptive Filtering Structures**, Proc. IEEE Int. Symp. Circ. Syst., pp. 138-141. Orlando, USA, May 1999.

WIDROW, B., STEARNS, S. D. **Adaptive Signal Processing**. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1985.

CHAPMAN, S. J. **Programação em MATLAB para Engenheiros**. São Paulo: Editora Thomson, 2003.