

Comparação de algoritmos adaptativos para cancelamento de eco acústico

Bruno C. Bispo e Sergio L. Netto

Resumo—Neste artigo são comparados diferentes algoritmos adaptativos para cancelamento de eco acústico. Entre os algoritmos analisados encontram-se o *least-mean squares* (LMS), o *normalized LMS*, o *normalized date-reusing LMS*, o *binormalized data-reusing* (BNDR) LMS e o *set-membership* BNDR-LMS. As comparações dos algoritmos incluem análise de convergência e de complexidade computacional em um ambiente de comunicação de voz por IP operando em tempo real. Os resultados indicam a importância da estimativa da ordem do sistema e ressaltam o desempenho dos algoritmos do tipo BNDR-LMS.

Palavras-Chave—Cancelamento de eco acústico, filtros adaptativos, sistemas VoIP.

Abstract—In this article different adaptive algorithms for acoustic echo cancellation are compared. The algorithms considered are LMS, NLMS, NDR-LMS, BNDR-LMS, and SM-BNDR-LMS. The comparisons include convergency and computational complexity analyses. Real signals obtained in a multimedia room are used in simulations. Results indicate the importance of a proper estimation of the system order and the good performance of the BNDR class of algorithms.

Keywords—Acoustic echo cancellation, adaptive filters, VoIP systems.

I. INTRODUÇÃO

Em um sistema de teleconferência, o eco acústico é o resultado do acoplamento entre o alto-falante e o microfone no outro extremo da conexão [8], [9]. Isto significa que, ao falar, o usuário recebe de volta uma reprodução da própria fala que é percebida como uma perturbação incômoda. A popularização dos sistemas de teleconferência faz com que cada vez seja mais importante o cancelamento desta forma de eco.

Neste artigo é aplicada a técnica de cancelamento de eco acústico utilizando filtros adaptativos. Tal técnica tenta estimar de forma iterativa uma cópia do eco, subtraindo-a adequadamente do sinal contaminado. Alguns trabalhos anteriores neste sentido incluem, por exemplo, [2], [3] e [4]. Em [2], os autores tratam do uso de sistemas com múltiplos microfones para cancelamento de eco estéreo. Já em [3], foca-se a implementação em DSP de um sistema de cancelamento de eco em automóveis. A referência [4], por fim, considera apenas os algoritmos mais simples LMS e NLMS em um sistema de comunicação de voz por protocolo da Internet (*voice over Internet protocol*, VoIP).

No presente trabalho é utilizado um sistema de comunicação VoIP em tempo real, que é capaz também de armazenar os sinais transmitidos, operando em uma sala multimídia

de teleconferência. Os algoritmos adaptativos aqui considerados incluem o *least-mean squares* (LMS), o *normalized LMS* (NLMS), o *normalized date-reusing LMS* (NDR-LMS), o *binormalized data-reusing LMS* (BNDR-LMS) e o *set-membership* BNDR-LMS (SM-BNDR-LMS).

As comparações aqui realizadas consideram a princípio o problema da estimação da ordem do sistema adaptativo. É verificado que este parâmetro é fundamental para a caracterização do desempenho do sistema de cancelamento de eco. Numa segunda etapa, os algoritmos acima listados são comparados com relação à velocidade de convergência e à capacidade de redução do eco acústico. Nestas comparações, leva-se em conta o aspecto de complexidade computacional de cada algoritmo, gerando comparações mais justas do ponto de vista prático.

Este artigo é estruturado da seguinte forma: Na Seção II o problema de cancelamento de eco acústico é equacionado; Na Seção III os algoritmos adaptativos aqui considerados são apresentados utilizando-se uma notação uniformizada; Na Seção IV os resultados computacionais são apresentados, com destaque aos problemas de estimação da ordem do cancelador adaptativo e da comparação de algoritmos com mesma complexidade computacional; Os principais resultados são resumidos na Seção V de conclusão do artigo.

II. CANCELAMENTO DE ECO ACÚSTICO

Em um sistema de teleconferência, a fala do locutor distante $x(n)$, ao ser reproduzida pelas caixas de som, pode retornar ao microfone percorrendo diversos percursos. Entre estes percursos, estão incluídos o caminho direto assim como infinitas reflexões, sendo que em todos os casos ocorre uma atenuação do sinal. Entretanto, esta atenuação se torna mais brusca conforme o aumento do percurso, fazendo com que componentes de grande atraso possuam baixa energia. Assim, pode-se simplificar o problema em questão, considerando apenas a existência de um número finito de reflexões.

Com isso, o eco captado pelo microfone se torna o resultado da passagem do sinal de fala do locutor distante $x(n)$ por um filtro FIR (*finite-duration impulse response*) de resposta impulsional

$$\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_{N-1}]^T \quad (1)$$

de duração finita N . Então, o eco acústico é somado a fala do locutor próximo $s(n)$ gerando o sinal contaminado

$$d(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) + s(n), \quad (2)$$

que é transmitido ao locutor distante, onde

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-N+1)]^T. \quad (3)$$

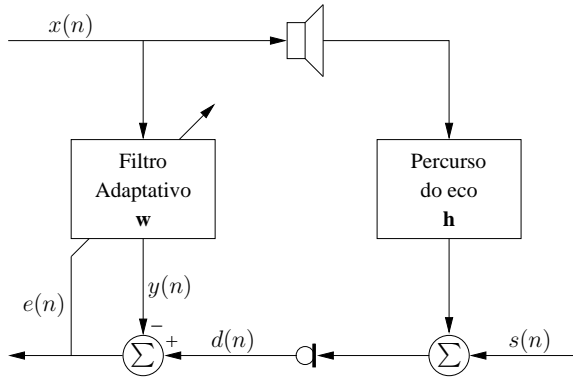


Fig. 1. Diagrama de blocos de um sistema adaptativo de cancelamento de eco acústico.

Atualmente, o cancelamento de eco acústico baseia-se em sistemas adaptativos como representado na Figura 1 [10], [7], [5]. Nestes sistemas, modela-se o percurso do eco \mathbf{h} por meio do filtro adaptativo \mathbf{w} , obtendo-se assim uma estimativa do eco

$$y(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n), \quad (4)$$

onde

$$\mathbf{w} = [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{N-1}]^T. \quad (5)$$

Esta estimativa do eco é subtraída do sinal contaminado, gerando-se o sinal de erro

$$\begin{aligned} e(n) &= d(n) - y(n) \\ &= (\mathbf{h}^T - \mathbf{w}^T) \mathbf{x}(n) + s(n), \end{aligned} \quad (6)$$

que é efetivamente o sinal transmitido ao locutor distante.

No caso ideal, $\mathbf{w} = \mathbf{h}$ e conseqüentemente $e(n) = s(n)$, sendo todo o sinal de eco cancelado. Entretanto, a aproximação de \mathbf{h} por um filtro \mathbf{w} de comprimento e precisão finitos impede que o percurso de eco seja perfeitamente modelado.

III. ALGORITMOS ADAPTATIVOS

Nesta seção, os algoritmos adaptativos que serão utilizados neste artigo são descritos utilizando uma notação uniformizada.

A. LMS

No algoritmo LMS, o vetor de coeficientes é atualizado na direção oposta ao vetor gradiente obtido do erro quadrático instantâneo, isto é,

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu' \nabla_{\mathbf{w}} [e^2(n)], \quad (7)$$

onde μ' é o tamanho do passo do algoritmo. Assim, a equação de atualização dos coeficientes no algoritmo LMS é dada por

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}(n), \quad (8)$$

com $\mu = 2\mu'$.

B. NLMS

O NLMS é o algoritmo adaptativo mais utilizado em cancelamento de eco acústico devido à sua baixa complexidade computacional e à sua convergência geralmente mais rápida que a do LMS [5]. Isto é obtido utilizando um tamanho do passo variável, normalizado pela energia do sinal de entrada, garantindo que a relação $d(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)$ seja sempre satisfeita. Assim, no algoritmo NLMS, os coeficientes são atualizados segundo

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} e(n) \mathbf{x}(n). \quad (9)$$

C. NDR-LMS

Existem situações onde é possível utilizar dados antigos para melhorar a convergência dos filtros adaptativos. Os algoritmos com reuso de dados são considerados uma alternativa para aumentar a velocidade de convergência dos algoritmos adaptativos em situações onde o sinal de entrada é correlacionado. Neste caso, a desvantagem é o aumento do desajuste do algoritmo que pode ser controlado alterando o passo μ do algoritmo adaptativo.

Sendo L o número de dados antigos reutilizados, o NDR-LMS atualiza os coeficientes do filtro como

$$\mathbf{w}_{i+1}(n) = \mathbf{w}_i(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n-i)\mathbf{x}(n-i)} e_i(n) \mathbf{x}(n-i), \quad (10)$$

onde $i = 0, 1, \dots, L$ e

$$\mathbf{w}_0(n) = \mathbf{w}_L(n-1), \quad (11)$$

$$e_i(n) = d(n) - \mathbf{w}_i^T(n) \mathbf{x}(n), \quad (12)$$

$$\mathbf{w}_0(n+1) = \mathbf{w}_L(n). \quad (13)$$

D. BNDR-LMS

O BNDR-LMS reutiliza um dado antigo, combinando projeções ortogonais de duas direções de gradientes consecutivos e normalização, para obter uma convergência mais rápida quando comparada aos outros algoritmos do tipo LMS [1]. Busca-se pelo vetor $\mathbf{w}(n+1)$ que esteja a mínima distância de $\mathbf{w}(n)$, ou seja, que seja a solução de

$$\min_{\mathbf{w}(n+1)} \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2, \quad (14)$$

com as restrições

$$\begin{cases} d(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \\ d(n-1) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n-1). \end{cases} \quad (15)$$

Portanto, a função a ser minimizada é

$$\begin{aligned} f[\mathbf{w}(n+1)] &= \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \\ &+ \lambda_1 [d(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)] \\ &+ \lambda_2 [d(n-1) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n-1)], \end{aligned} \quad (16)$$

a qual, para vetores de entrada linearmente independentes, possui a solução única

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda_1}{2} \mathbf{x}(n) + \frac{\lambda_2}{2} \mathbf{x}(n-1), \quad (17)$$

onde λ_1 e λ_2 são os multiplicadores de Lagrange dados por

$$\frac{\lambda_1}{2} = \frac{[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \|\mathbf{x}(n-1)\|^2}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 \|\mathbf{x}(n-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n-1)]^2} - \frac{[d(n-1) - \mathbf{x}^T(n-1)\mathbf{w}(n)] \mathbf{x}^T(n-1)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 \|\mathbf{x}(n-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n-1)]^2} \quad (18)$$

e

$$\frac{\lambda_2}{2} = \frac{[d(n-1) - \mathbf{x}^T(n-1)\mathbf{w}(n)] \|\mathbf{x}(n)\|^2}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 \|\mathbf{x}(n-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n-1)]^2} - \frac{[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \mathbf{x}^T(n-1)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 \|\mathbf{x}(n-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n-1)]^2}. \quad (19)$$

Assim, no algoritmo BNDR-LMS os coeficientes são atualizados da seguinte maneira:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \left[\frac{\lambda_1}{2} \mathbf{x}(n) + \frac{\lambda_2}{2} \mathbf{x}(n-1) \right]. \quad (20)$$

E. SM-BNDR-LMS

O esquema de filtragem convencional estima o parâmetro $\mathbf{w}(n)$ de tal maneira que este minimize uma função custo, que geralmente é uma função direta do erro de estimação. Em contraste, o objetivo da filtragem *set-membership* é obter um limite específico no módulo do erro de estimação. Qualquer parâmetro estimado que resulte em um erro menor que o limite especificado γ é tido como solução aceitável.

Sendo assim, a equação de atualização dos coeficientes do SM-BNDR-LMS é dada por [6]:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \left[\frac{\lambda'_1}{2} \mathbf{x}(n) + \frac{\lambda'_2}{2} \mathbf{x}(n-1) \right], \quad (21)$$

onde

$$\alpha = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma}{|e(n)|}, & \text{se } |e(n)| > \gamma \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (22)$$

$$\frac{\lambda'_1}{2} = \frac{[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \|\mathbf{x}(n-1)\|^2}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 \|\mathbf{x}(n-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n-1)]^2}, \quad (23)$$

$$\frac{\lambda'_2}{2} = - \frac{[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \mathbf{x}^T(n-1)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 \|\mathbf{x}(n-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n-1)]^2}. \quad (24)$$

IV. SIMULAÇÕES

Existem dois fatores que afetam efetivamente o desempenho dos filtros adaptativos em um ambiente de cancelamento de eco acústico: o tamanho N da resposta impulsional do filtro e a velocidade de convergência do algoritmo adaptativo.

Esta seção apresenta um experimento exemplificando a busca pela ordem de filtro ideal e a necessidade da utilização de valores elevados para tal parâmetro. Além disso, são apresentados dois experimentos procurando comparar os desempenhos dos algoritmos adaptativos anteriormente descritos em um problema prático de cancelamento de eco acústico.

Os algoritmos adaptativos foram incorporados a um dispositivo de cancelamento de eco acústico implementado na

ferramenta VivaVoz, responsável pela transmissão do tráfego de voz do programa de teleconferência FreeMeeting, ambos desenvolvidos no laboratório LAND/UFRJ. Todas as gravações ocorreram em uma sala multimídia preparada para teleconferências, utilizando uma taxa de amostragem de 16 kHz. Para facilitar as avaliações, o sinal de fala do locutor próximo $s(n)$ foi sempre zero, e como índice de desempenho foi utilizado o erro médio quadrático (MSE) do erro residual dado por

$$\text{MSE} = \frac{P_e}{P_d} = \frac{\text{LPF}[e^2(n)]}{\text{LPF}[d^2(n)]}, \quad (25)$$

onde LPF é um filtro passa-baixas com um simples pólo em 0,9996. Nas simulações foram utilizados 150 trechos de 20 s.

A. Experimento 1

Neste primeiro experimento foi feita a estimativa do comprimento da resposta impulsional \mathbf{h} da sala de teleconferência, a qual é mostrada na Figura 2.

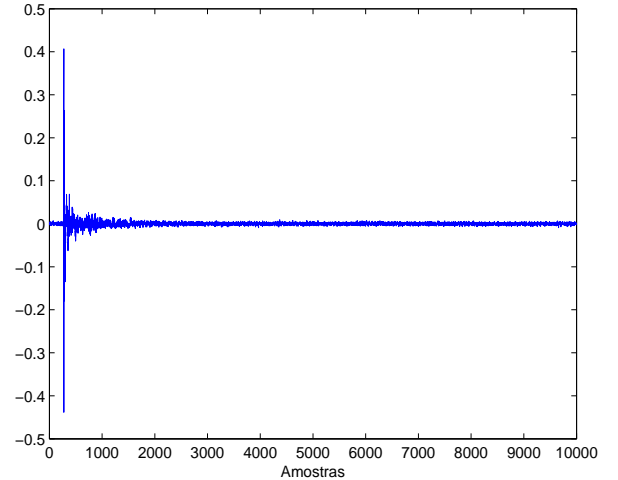


Fig. 2. Experimento 1: Estimativa da resposta impulsional \mathbf{h} da sala de teleconferência.

Por esta figura, observa-se que a primeira reflexão ocorre com um atraso de aproximadamente 250 amostras e que as reflexões mais significativas se concentram nas primeiras 2000 amostras, inviabilizando o uso de algoritmos adaptativos tipo *recursive least squares* (RLS) devido à sua alta complexidade computacional para ordens elevadas. Entretanto, foram realizados testes com o algoritmo RLS utilizando comprimentos de filtros mais baixos como 256 e 512, e com esses valores de N o algoritmo não conseguiu aplicar uma atenuação considerável ao sinal de eco.

Para uma melhor estimativa da ordem do filtro, o algoritmo NLMS foi testado com diferentes comprimentos ($N = 2048, 4096, 8192$) do filtro adaptativo. Os resultados apresentados na Figura 3 indicam a presença de reflexões significativas com atrasos ainda maiores que 4096, nos levando ao valor $N = 8192$ para as simulações subsequentes.

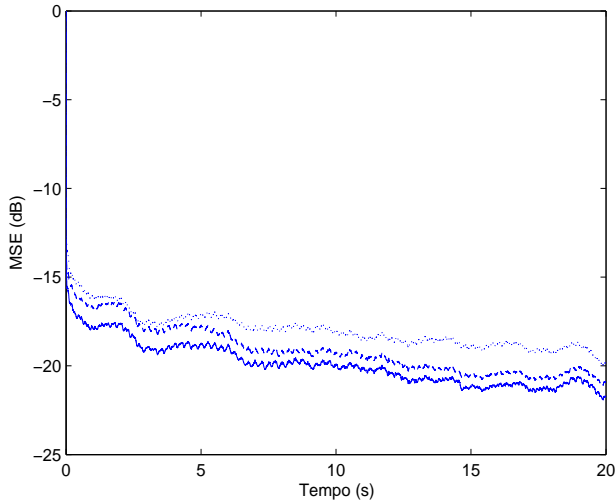


Fig. 3. Experimento 1: Erro médio quadrático do algoritmo NLMS para: $N = 2048$ (linha pontilhada), $N = 4096$ (linha tracejada) e $N = 8192$ (linha contínua).

B. Experimento 2

Na prática, quanto mais rápida a convergência, mais robusto é o algoritmo em casos de alterações no percurso do eco e menos tempo é necessário para que uma grande atenuação seja aplicada ao eco. A Figura 4 mostra o comportamento do algoritmo NDR-LMS para diferentes quantidades de dados reutilizados. Nela, nota-se que o algoritmo apresenta seu melhor resultado utilizando $L = 1$, valor este que será usado nas simulações seguintes.

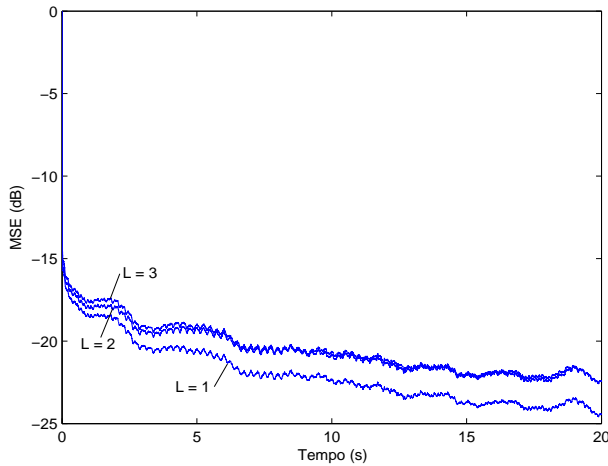


Fig. 4. Experimento 2: Erro médio quadrático do algoritmo NDR-LMS com $N = 8192$ e: $L = 1$ e $\mu = 1.3$, $L = 2$ e $\mu = 1.3$, $L = 3$ e $\mu = 1.2$.

A Figura 5 representa a convergência média para $N = 8192$ de cada algoritmo adaptativo, cujos principais parâmetros foram determinados empiricamente minimizando o MSE resultante de cada algoritmo e são indicados na Tabela I. Neste contexto, a Tabela II resume a complexidade computacional associada a cada algoritmo.

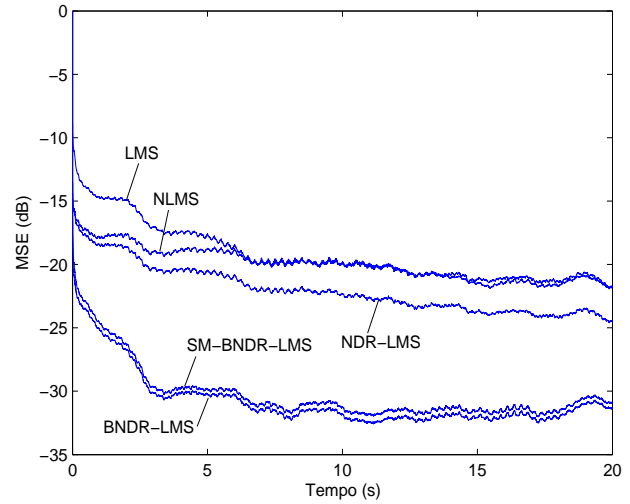


Fig. 5. Experimento 2: Erro médio quadrático dos algoritmos adaptativos descritos na Seção III.

TABELA I

PARÂMETROS UTILIZADOS NOS DIFERENTES ALGORITMOS ADAPTATIVOS NO EXPERIMENTO 2.

Algoritmo	N	μ	γ
LMS	8192	2×10^{-6}	-
NLMS	8192	1,0	-
NDR-LMS	8192	1,3	-
BNDR-LMS	8192	1,2	-
SM-BNDR-LMS	8192	-	5×10^{-5}

Percebe-se facilmente que o algoritmo BNDR-LMS apresentou um resultado superior aos demais algoritmos testados, obtendo uma rápida e efetiva convergência. Entretanto, tal resultado é obtido com um aumento no custo computacional quando comparado aos outros algoritmos, como observado na Tabela II.

TABELA II

COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL POR ATUALIZAÇÃO DOS DIFERENTES ALGORITMOS ADAPTATIVOS.

Algoritmo	Mult.	Adi.	Div.	Sub.
LMS	$N + 1$	N	0	0
NLMS	$2N + 1$	$2N$	1	0
NDR-LMS	$5N + 2$	$5N$	2	1
BNDR-LMS	$6N + 8$	$6N$	2	4
SM-BNDR-LMS ($\gamma = 0$)	$5N + 6$	$5N$	3	3

O uso do mecanismo *set-membership* no algoritmo BNDR-LMS reduz a sua complexidade, tornando-a no geral menor que a do algoritmo NDR-LMS, sem necessariamente comprometer a eficiência do algoritmo de maneira drástica. O comportamento do algoritmo SM-BNDR-LMS em relação ao limite superior do erro de estimação é analisado na Figura 6, onde são utilizados os valores de γ exibidos na Tabela III com as suas respectivas complexidades computacionais.

Verifica-se que, de fato, com $\gamma = 5 \times 10^{-5}$, o SM-BNDR-LMS perfaz 97,5% das atualizações do caso $\gamma = 0$ tendo uma

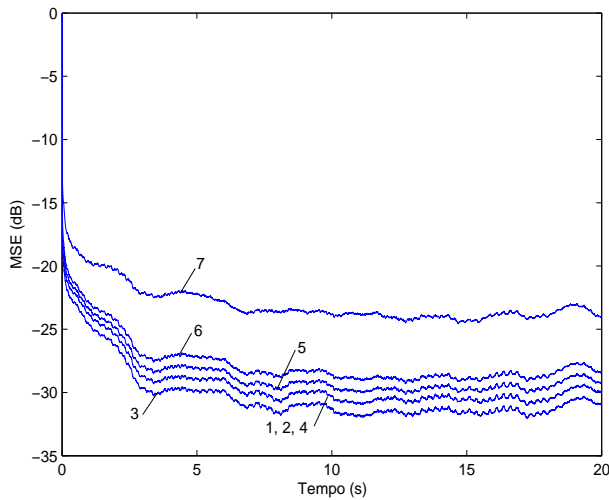


Fig. 6. Experimento 2: Erro médio quadrático do SM-BNDR-LMS com os valores de γ mostrados na tabela III.

TABELA III

VALORES DE γ UTILIZADOS NO ALGORITMO SM-BNDR-LMS E SEUS RESPECTIVOS PERCENTUAIS DE ATUALIZAÇÃO.

MSE	γ	%
1	0	100
2	10^{-5}	99,4
3	5×10^{-5}	97,5
4	10^{-4}	94,3
5	5×10^{-4}	80,6
6	10^{-3}	70,2
7	5×10^{-3}	33,4

eficiência bem similar a do algoritmo BNDR-LMS. Isto torna os custos computacionais dos algoritmos NDR-LMS e SM-BNDR-LMS comparáveis entre si, com ampla superioridade do SM-BNDR-LMS em relação à métrica MSE.

Da mesma maneira, com $\gamma = 5 \times 10^{-3}$, o SM-BNDR-LMS perfaz 33,4% das atualizações do caso $\gamma = 0$, possuindo uma complexidade computacional inferior a do NLMS e obtendo uma eficiência comparável a do NDR-LMS.

C. Experimento 3

O NLMS é o algoritmo adaptativo mais utilizado em cancelamento de eco acústico devido à sua relação velocidade de convergência e complexidade computacional. Para uma comparação mais justa, neste experimento, a complexidade dos algoritmos NLMS e BNDR-LMS foi nivelada utilizando-se diferentes tamanhos de filtros para cada algoritmo.

Assim, na Figura 7 são mostradas as convergências dos algoritmos NLMS (com $N = 8192$) e BNDR-LMS (com $N = 4096$) com complexidades similares.

Por esta figura, mesmo utilizando um filtro com metade do comprimento, o algoritmo BNDR-LMS ainda apresenta um desempenho bastante superior ao do NLMS. Este comportamento se repetiu para outras simulações similares entre estes dois algoritmos.

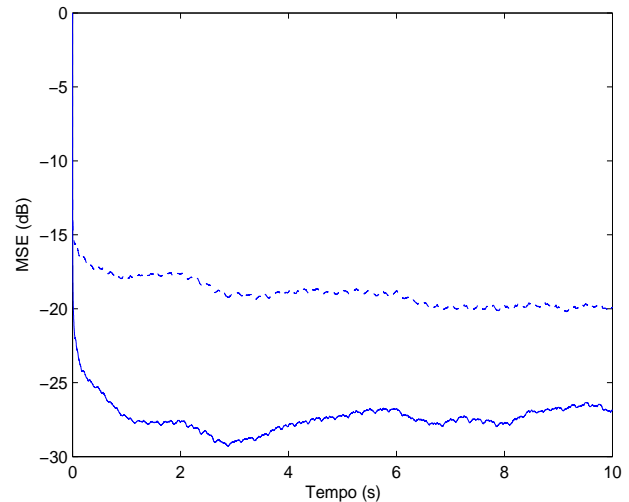


Fig. 7. Experimento 3: Erro médio quadrático dos algoritmos NLMS (linha tracejada, com $\mu = 1.0$ e $N = 8192$) e BNDR-LMS (linha sólida, com $\mu = 1.2$ e $N = 4096$).

V. CONCLUSÕES

Este artigo considerou o uso de diversos algoritmos adaptativos no problema de cancelamento de eco acústico em sistemas de teleconferência. Foi verificada a necessidade de filtros com respostas impulsivas de comprimentos elevados, requerendo algoritmos adaptativos com baixa complexidade computacional e descartando o uso de algoritmos tipo RLS.

Dentre os algoritmos que tiveram os seus desempenhos comparados, o BNDR-LMS apresentou resultados superiores aos demais algoritmos com relação à velocidade de convergência e ao nível de cancelamento de eco. O mecanismo *set-membership* mostrou ser ainda uma alternativa viável para reduzir a complexidade geral do sistema sem afetar significativamente o desempenho.

REFERÊNCIAS

- [1] J. A. Apolinário Jr., M. L. R. de Campos e P. S. R. Diniz, "The binormalized data-reusing LMS algorithm," *XV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, Set. 1997.
- [2] R. R. Belli e P. M. S. Burt, "Cancelamento de eco acústico estéreo: análise de algoritmos adaptativos e um novo método de redução do desalinhamento," *XVIII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, Set. 2000.
- [3] A. H. C. Carezia, M. Gerken, P. M. S. Burt e M. T. Madeira, "Implementação eficiente de algoritmo LSL para cancelamento de eco acústico em automóveis," *XVII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, 1999.
- [4] G. Corsetti and R. Becker, "Comparação de desempenho computacional e qualidade de voz dos algoritmos LMS e NLMS aplicados ao cancelamento de eco acústico em voz sobre IP," *XXII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, Set. 2005.
- [5] P. S. R. Diniz, *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementations*, 2nd ed. Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [6] P. S. R. Diniz e S. Werner, "Set-membership binormalized data-reusing LMS algorithms," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 51, no. 1, Jan. 2003.
- [7] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 2nd ed. Prentice-Hall, 1991.
- [8] ITU-T Rec. G.167, "Acoustic echo controllers," 1993.
- [9] ITU-T Rec. G.168, "Digital network echo cancellers," 1997.
- [10] B. Widrow e S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*. Prentice-Hall, 1985.