

Um Algoritmo de Passo Variável Baseado no Princípio da Ortogonalidade

Daniel Matos Montezano e José Carlos M. Bermudez

Laboratório de Pesquisa em Processamento Digital de Sinais (LPDS)

Departamento de Engenharia Elétrica

Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis-SC, Brasil

Resumo—Este artigo propõe dois novos algoritmos de passo variável obtidos através de modificações no algoritmo NLMS-AGC apresentado em [7]. Este algoritmo baseia-se no princípio da ortogonalidade, que utiliza como critério para ajuste do valor do passo a cada iteração a correlação entre o sinal de entrada e o sinal de erro do filtro adaptativo. As modificações propostas neste trabalho visam evitar possíveis instabilidades a que está sujeito o algoritmo original de [7] e reduzir a complexidade computacional por iteração. São apresentadas simulações para comprovar a eficácia das modificações propostas. Mostra-se a superioridade da nova estratégia frente ao algoritmo original e a outros dois algoritmos de passo variável.

Palavras-Chave—LMS normalizado, passo variável, cancelamento de eco.

Abstract—This article purposes two variable step-size (VS) algorithms. These are modified versions of the NLMS-AGC algorithm presented in [7]. This algorithm is based upon the orthogonality principle, since it uses the correlation between input signal and error signal of the adaptive filter to adjust the step-size at every iteration. The modifications proposed in this paper are set to prevent the known unstable behavior of the algorithm as originally presented in [7] and to reduce the computational complexity. Simulations are presented that validate the efficiency of the modifications. It is shown the superiority of the new algorithm when compared to the original version and to two other VS algorithms.

Keywords—Normalized LMS, variable step-size, echo canceling.

I. INTRODUÇÃO

Técnicas de filtragem adaptativa são amplamente utilizadas nas mais variadas aplicações. Filtros adaptativos são empregados em várias áreas de aplicação como identificação de sistemas, controle adaptativo de processos, estimação e equalização de canais de comunicações, cancelamento de ruído, cancelamento de eco em redes telefônicas e cancelamento de eco acústico [1], [2]. Devido a este vasto campo de aplicações, uma quantidade cada vez maior de pesquisas é voltada para o estudo de algoritmos adaptativos. A crescente utilização de sistemas de telefonia viva-voz e de teleconferência tem despertado um grande interesse pelo aprimoramento das técnicas de cancelamento de eco. A Fig. 1 representa de forma esquemática um sistema de filtragem adaptativa para cancelamento de eco acústico. O sistema desconhecido representa a

Daniel M. Montezano e José Carlos M. Bermudez são pesquisadores atuando junto ao Laboratório de Pesquisas em Processamento Digital de Sinais, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis-SC, Brasil, 88040-900, Fone: +55 48 331 7627 Fax:+55 48 9280. E-mails: dmontezano@eel.ufsc.br, j.bermudez@ieee.org.

resposta acústica de uma sala onde há reverberação do som. Neste sistema o filtro adaptativo deve tentar estimar da melhor maneira possível a resposta ao impulso W° desconhecida. As variáveis do problema são definidas da seguinte forma: $X(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]$ é o vetor de amostras do sinal de entrada $x(n)$ (sinal de voz do interlocutor distante), $W^\circ = [w_0^\circ, w_1^\circ, \dots, w_{N-1}^\circ]$ é a resposta do sistema desconhecido, $W(n) = [w_0(n), w_1(n-1), \dots, w_{N-1}(n-N+1)]$ é o vetor de coeficientes do filtro adaptativo, $z(n)$ é a combinação do ruído do ambiente e do sinal de voz do interlocutor próximo, $d(n) = X^T(n)W^\circ(n) + z(n)$ é o sinal do qual deseja-se extrair o eco de $x(n)$ e $y(n) = X^T(n)W(n)$ é o sinal de saída do filtro adaptativo.

Este sistema apresenta problemas específicos que devem ser considerados na geração de soluções:

- O sistema desconhecido apresenta resposta de longa duração. Assim, soluções usando filtros adaptativos FIR requerem muitos coeficientes, levando a um grande esforço computacional e grande utilização de memória;
- Há a necessidade de detecção da presença ou não de sinal proveniente do interlocutor mais próximo (*double talking*). Normalmente, o algoritmo adaptativo é desativado na ocorrência de *double talking*;
- O sistema desconhecido é frequentemente não-estacionário. No caso de sistemas de telefonia viva-voz, por exemplo, há a possibilidade de movimentação do interlocutor;

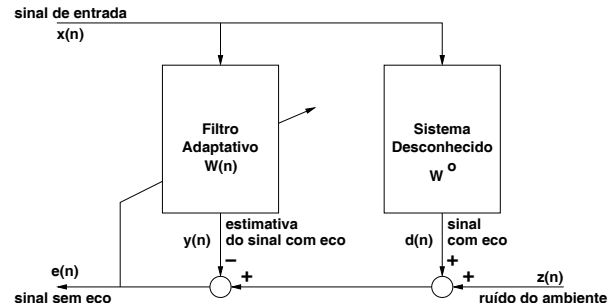


Fig. 1. Sistema de filtragem adaptativa para cancelamento de eco.

Várias têm sido as soluções propostas para lidar com as dificuldades listadas acima. Podemos citar os filtros de adaptação parcial [4], estratégias para respostas ao impulso esparsas [5], sistemas de detecção de *double-talking* e conseqüente chaveamento do processo de adaptação, e algoritmos de passo

variável [6]. Os algoritmos de passo variável são particularmente importantes para lidar com o fato de que o sistema desconhecido ou os sinais envolvidos não são estacionários.

Em [7] os autores apresentam uma técnica de controle automático de ganho através da utilização de um passo de adaptação variável, que pode ser incorporada em vários tipos de algoritmos adaptativos como o *Least Mean Squares* (LMS) [3], o *Recursive Least Squares* (RLS) e os algoritmos derivados destes. O algoritmo *Normalized Least Squares* (NLMS) de passo variável obtido em [7] (denominado NLMS-AGC) utiliza uma estratégia de ajuste do passo β baseada na correlação entre o sinal de entrada $x(n)$ e o sinal de erro $e(n)$. O valor do passo é proporcional a uma estimativa temporal $\hat{E}\{x(n)e(n)\}$ dessa correlação. No início da adaptação temos o algoritmo em seu estado *ativo*, com um valor grande para o passo, pois o valor da correlação é alto. Isso resulta em uma elevada velocidade de convergência. À medida que o algoritmo converge, o valor da correlação tende a zero ($\hat{E}\{x(n)e(n)\} \rightarrow 0$) devido ao princípio da ortogonalidade. Com isso, o valor do passo é continuamente reduzido, fazendo com que o desajuste obtido em regime permanente seja bem pequeno. Além de obter um melhor compromisso entre velocidade de convergência e desajuste, este algoritmo também apresenta uma boa capacidade de *tracking* das variações da resposta ao impulso do sistema. Finalmente, a utilização da correlação entre $x(n)$ e $e(n)$ no controle do passo de adaptação, ao invés da potência do erro de estimação $e(n)$, confere ao algoritmo uma maior imunidade a perturbações independentes de $x(n)$ que possam surgir na saída do sistema, como no caso de *double-talking*. Essa última característica é bastante desejável, pois permite que o processo de adaptação não seja tão dependente das características da perturbação, tornando-se um diferencial importante quando compara-se este algoritmo com outros algoritmos de passo variável, como os apresentados em [8], [9]. Infelizmente, entretanto, o controle do passo proposto em [7] apresenta o inconveniente de levar a passos de adaptação negativos em alguns casos, gerando instabilidade na adaptação. Mais do que isso, essa ocorrência de passo negativo é imprevisível devido à complexidade do mecanismo de operação do algoritmo de ajuste do passo. Este problema tem levado pesquisadores a descartar a estratégia proposta em [7] como inviável para o ajuste do passo de adaptação [9].

Este artigo propõe uma modificação no algoritmo apresentado em [7], que contorna o problema do passo negativo sem alterar a filosofia de operação baseada no princípio da ortogonalidade. O novo algoritmo, denominado NLMS-AGC Modificado (NLMS-AGC-M) apresenta características de convergência semelhantes às do algoritmo NLMS-AGC, mas com a garantia de obtenção de passos de adaptação sempre positivos. Em seguida, é proposta uma versão simplificada do algoritmo NLMS-AGC-M (NLMS-AGC-MS), que apresenta uma reduzida complexidade computacional sem perder as características de convergência dos algoritmos NLMS-AGC original e NLMS-AGC-M.

A Seção II apresenta uma breve análise das características dos algoritmos de passo variável propostos em [7], [8], [9] e na Seção III apresentamos as modificações sugeridas para evitar o passo negativo (algoritmo NLMS-AGC-M) e para reduzir

a complexidade computacional (algoritmo NLMS-AGC-MS). A Seção IV apresenta algumas simulações para ilustrar as melhorias de desempenho resultantes das modificações propostas. Os algoritmos NLMS-AGC-M e NLMS-AGC-MS são comparados entre si e com os algoritmos propostos em [7], [8], [9]. A Seção V traz as conclusões do trabalho.

II. ALGORITMOS DE PASSO VARIÁVEL

Em [8], Kwong e Johnston apresentam um algoritmo LMS de passo variável chamado VSS (*Variable Step Size Algorithm*) que utiliza como variável de controle de passo o valor instantâneo do erro médio quadrático. Para este algoritmo a equação de ajuste do passo β é dada por:

$$\beta(n+1) = \alpha\beta(n) + \gamma e^2(n) \quad (1)$$

onde $\beta(n)$ é o valor do passo na iteração n , e α e γ são constantes de projeto que devem ser especificadas de acordo com o desajuste desejado para o filtro. Esse algoritmo apresenta um problema em regime permanente: o valor do passo mínimo, e conseqüentemente o desajuste, são dependentes da variância do ruído de medição. Portanto, qualquer variação na intensidade do ruído de medição ou o surgimento de uma perturbação no caso de *double-talking* será imediatamente percebida, degradando a performance do filtro. Isso pode ser visto da equação para o valor esperado do passo, como apresentado em [9]:

$$E\{\beta(n+1)\} = \alpha E\{\beta(n)\} + \gamma [E\{z^2(n)\} + E\{V^T(n)X(n)X^T(n)V(n)\}] \quad (2)$$

onde $V(n) = W(n) - W^\circ$ é o vetor de erro nos coeficientes do filtro adaptativo para o caso de sistema estacionário.

Vê-se claramente que, perto da solução ótima, $\beta(n)$ ainda poderá ter um valor elevado devido à presença do termo $E\{z^2(n)\}$, reduzindo a eficiência do algoritmo. Conseqüentemente, o desajuste obtido não será pequeno devido a grandes flutuações ao redor do ponto mínimo.

No trabalho de Aboulnasr e Mayyas em [9] é apresentada uma modificação para este algoritmo, chamada MVSS (*Modified Variable Step Size Algorithm*), cuja vantagem principal seria transpor esta limitação em regime permanente. Neste novo algoritmo, o ajuste do passo baseia-se na correlação entre as amostras do erro deslocadas no tempo, $E\{e(n)e(n-1)\}$. Assim, a influência do ruído de medição em regime permanente é eliminada no caso de ruído aditivo branco. A equação para o valor esperado do passo do algoritmo MVSS quando $z(n)$ é um ruído branco é dada por

$$E\{\beta(n+1)\} = \alpha E\{\beta(n)\} + \gamma [E\{V^T(n)X(n)X^T(n-1)V(n-1)\}]^2 \quad (3)$$

Comparando (3) e (2), verifica-se realmente a eliminação do termo $E\{z^2(n)\}$, i.e., a influência do ruído de medição. No entanto, a maior vantagem do algoritmo MVSS em relação ao VSS existe somente para o caso do ruído $z(n)$ ser branco. De outro modo, haveria em (3) um termo $E\{e(n)e(n-1)\}$, que incluiria momentos de ordem 2 do ruído.

O algoritmo apresentado por Shan e Kailath em [7], por sua vez, não possui o tipo de problema citado acima. O algoritmo

NLMS-AGC utiliza a correlação entre $x(n)$ e $e(n)$ para ajustar o passo de adaptação. De acordo com o princípio da ortogonalidade, essa correlação tende a zero em regime permanente, independentemente das características ou da variância do ruído de medição. Assim, a estratégia de adaptação do passo proposta em [7] é conceitualmente mais interessante do que as propostas de [8], [9].

O algoritmo NLMS-AGC [7] possui o seguinte par de equações para realizar o ajuste do passo:

$$\begin{aligned}\beta(n) &= \alpha \hat{\rho}(n) \\ \hat{\rho}(n) &= \lambda \hat{\rho}(n-1) + (1-\lambda) \bar{x}(n)e(n)\end{aligned}\quad (4)$$

onde $\bar{x}(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(n-i)$ é a média aritmética das componentes do vetor de entrada $X(n)$ e $\hat{\rho}(n)$ é uma estimativa temporal da correlação entre $x(n)$ e $e(n)$.

Obtendo a expressão para o valor médio esperado do passo como feito para os outros dois algoritmos anteriores, temos:

$$\begin{aligned}E\{\hat{\rho}(n+1)\} &= \lambda E\{\hat{\rho}(n)\} + (1-\lambda)E\{\bar{x}(n)e(n)\} \\ &= \lambda E\{\hat{\rho}(n)\} - (1-\lambda)E\{\bar{x}(n)X^T(n)V(n)\}\end{aligned}\quad (5)$$

O valor do passo calculado pela expressão acima não estará limitado somente a valores positivos, podendo em alguns casos atingir valores negativos, desestabilizando o algoritmo. Na Tabela (I) abaixo são apresentados os valores de β nas primeiras iterações do algoritmo NLMS-AGC descrito pelas Eqs. (4) para o caso de sistema estacionário com $N = 13$ coeficientes todos iguais a 0.5, $\lambda = 0.5$, $\alpha = 0.8$, $\sigma_z^2 = 10^{-4}$, $\sigma_x^2 = 1.0$. O sinal de entrada foi extraído de um processo AR de primeira ordem definido pela equação $x(n) = 0.7x(n-1) + w(n)$, onde $w(n)$ é um processo ruído branco gaussiano de média zero. A Fig. 2 apresenta os mesmos valores da tabela para uma melhor visualização. Nota-se claramente a possibilidade da geração de valores negativos de β pelo algoritmo.

TABELA I

EVOLUÇÃO DO PASSO β PARA O EXEMPLO APRESENTADO NA FIG. 2.

iteração	$\beta(n)$	iteração	$\beta(n)$	iteração	$\beta(n)$
1	1.0	15	0.033	29	0.045
2	0.409	16	0.053	30	-0.113
3	0.186	17	0.164	31	-0.341
4	0.145	18	0.228	32	-0.404
5	0.144	19	0.337	33	-0.808
6	0.133	20	0.585	34	-1.408
7	0.127	21	0.750	35	-1.96
8	0.117	22	0.762	36	-3.19
9	0.095	23	0.789	37	-6.51
10	0.091	24	0.920	38	-17.09
11	0.138	25	0.617	39	-84.04
12	0.187	26	0.539	40	-845.9
13	0.159	27	0.260	41	-3996.77
14	0.101	28	0.164	42	-90632.1

III. ALGORITMO PROPOSTO

Para solucionar o problema da ocorrência de β negativo, pode-se elevar o termo $\bar{x}(n)e(n)$ da Eq. (4) ao quadrado. Essa modificação não apenas evita passos negativos, mas facilita o projeto do algoritmo que, como proposto originalmente, não permitia muita flexibilidade na escolha das constantes λ e α , impondo uma faixa muito estreita para a sua variação.

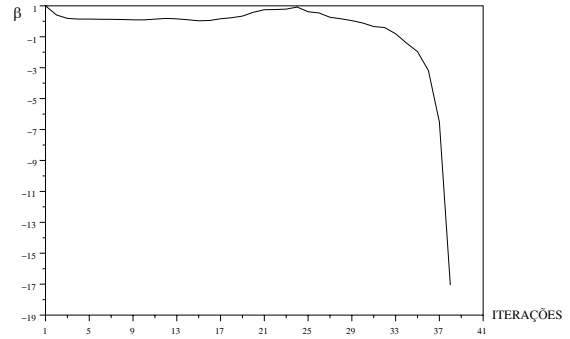


Fig. 2. Evolução do passo para o algoritmo NLMS-AGC original para o caso indesejável de valores negativos. $N = 13$; $W^o(n) = [0.5 \ 0.5 \ \dots \ 0.5]$; $\lambda = 0.5$, $\alpha = 0.8$, $\sigma_z^2 = 10^{-4}$, $\sigma_x^2 = 1.0$, $\beta(0) = 1$.

O algoritmo modificado, chamado daqui em diante de *NLMS-AGC Modificado* (NLMS-AGC-M), fica então com o seguinte conjunto de equações:

$$\begin{aligned}\beta(n) &= \alpha \hat{\rho}(n) \\ \hat{\rho}(n) &= \lambda \hat{\rho}(n-1) + (1-\lambda)[\bar{x}(n)e(n)]^2\end{aligned}\quad (6)$$

Utilizando uma sugestão apresentada em [10], o algoritmo modificado em (6) pode ser simplificado. Substituindo $\bar{x}(n)$ por $x(n)$ e eliminando a constante α , obtém-se o seguinte algoritmo para adaptação do passo β , denominado aqui algoritmo *NLMS-AGC-M Simplificado* (NLMS-AGC-MS):

$$\beta(n) = \lambda \beta(n-1) + (1-\lambda)[x(n)e(n)]^2 \quad (7)$$

Em comparação com (6), a eliminação da média das amostras de $x(n)$ em (7) tende a acelerar a resposta do algoritmo, uma vez que reduz a memória utilizada na atualização do passo. Além disso, reduz a complexidade computacional. Tanto o algoritmo NLMS-AGC-M quanto NLMS-AGC-MS têm a possibilidade de atingir valores maiores que 1 para o passo, isto porém apenas aumenta o nível de desajuste sem tornar a convergência mais rápida. Assim, igualmente como em [8] e [9], utiliza-se a seguinte restrição junto com as Eqs. (6) e (7):

$$\beta(n) = \begin{cases} \beta_{max} & \text{se } \beta(n) > \beta_{max} \\ \beta_{min} & \text{se } \beta(n) < \beta_{min} \end{cases} \quad (8)$$

onde $0 < \beta_{min} < \beta_{max}$.

IV. SIMULAÇÕES

Esta seção apresenta algumas simulações que indicam a validade da modificação proposta. Nestas simulações, mostra-se que o algoritmo modificado (NLMS-AGC-M) não apresenta instabilidades, melhorando significativamente o desempenho em relação ao algoritmo NLMS-AGC original. Comparam-se também os desempenhos dos algoritmos NLMS-AGC-M (Eq. (6)) e NLMS-AGC-MS (Eq. (7)). Um último exemplo de simulação compara ainda os desempenhos dos algoritmos propostos em [8] e [9] com o do algoritmo NLMS-AGC-MS para o caso de uma perturbação senoidal.

A Fig. 3.a apresenta a evolução do passo (em escala logarítmica) obtida com o algoritmo NLMS-AGC-M para o mesmo exemplo apresentado na Tabela I e na Fig. 2. A

Fig. 3.b mostra o detalhe das primeiras 50 iterações agora em escala linear. Comparando os resultados dessa simulação com o caso do algoritmo NLMS-AGC original, pode-se verificar a eficácia da modificação proposta para tornar o algoritmo estável e competitivo como representante das estratégias de passo variável. Nas simulações foi utilizado $\beta(0) = 1.0$ para garantir a maior velocidade de convergência inicial.

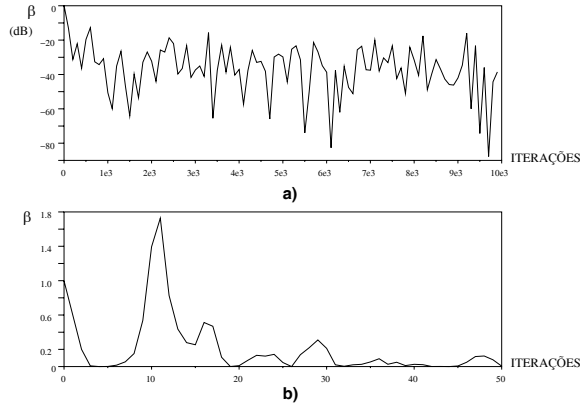


Fig. 3. a) Evolução do passo para o algoritmo NLMS-AGC modificado. b) 50 primeiras iterações. Valores utilizados: $N = 13$; $W^o(n) = [0.5 \ 0.5 \ \dots \ 0.5]$; $\lambda = 0.5$, $\alpha = 0.8$, $\sigma_z^2 = 10^{-4}$, $\sigma_x^2 = 1.0$, $\beta(0) = 1$.

A Fig. 4 compara a evolução do erro médio quadrático dos algoritmos NLMS-AGC original, NLMS-AGC-M e NLMS-AGC-MS, descritos respectivamente pelas equações (4), (6) e (7), para um caso em que o algoritmo NLMS-AGC original é estável. Para essa simulação foi utilizado um filtro adaptativo com $N = 256$ coeficientes. Os três algoritmos foram projetados com $\lambda = 0.999$. As variâncias do ruído de medição e do sinal de entrada são respectivamente $\sigma_z^2 = 10^{-5}$ e $\sigma_x^2 = 1.0$. O sinal de entrada utilizado é de média zero e foi gerado com o processo AR(1) $x(n) = 0.7x(n-1) + \omega(n)$, onde $\omega(n)$ é o ruído branco de excitação, gaussiano de média zero. O sistema utilizado na simulação é não-estacionário descrito por um modelo de Markov de primeira ordem $W^o(n) = aW^o(n-1) + wgn(n)$, com $a = 0.7$ e $wgn(n)$ é um processo ruído branco com variância $\sigma_{wgn}^2 = 0.000001$. Os algoritmos NLMS-AGC original e NLMS-AGC-M foram projetados com $\alpha = 0.5$. O algoritmo NLMS-AGC-MS não utiliza a constante α , mas para permitir a comparação entre os algoritmos, multiplicamos o valor do passo por 0.5. As simulações Monte Carlo apresentadas correspondem à média de 100 realizações. É interessante notar que, enquanto os algoritmos NLMS-AGC original e NLMS-AGC-M apresentam performances semelhantes, o algoritmo simplificado apresenta convergência mais rápida e menor desajuste em regime permanente. É importante ressaltar que a necessidade de utilizar um valor de α baixo decorre de necessidades de estabilidade impostas pela versão original do algoritmo NLMS-AGC. Os algoritmos NLMS-AGC-M e NLMS-AGC-MS não possuem essa limitação, podendo operar com valores de α maiores, até mesmo $\alpha = 1.0$, atingindo assim níveis de desempenho muito melhores, tanto em termos de velocidade de convergência quanto em desajuste, não permitidos para o algoritmo original.

Essa comparação mostra que o algoritmo NLMS-AGC-M apresenta desempenho comparável com o do algoritmo NLMS-AGC original. Já o algoritmo NLMS-AGC-MS apresenta um desempenho significativamente melhor que os demais neste exemplo, além de requerer uma menor complexidade computacional.

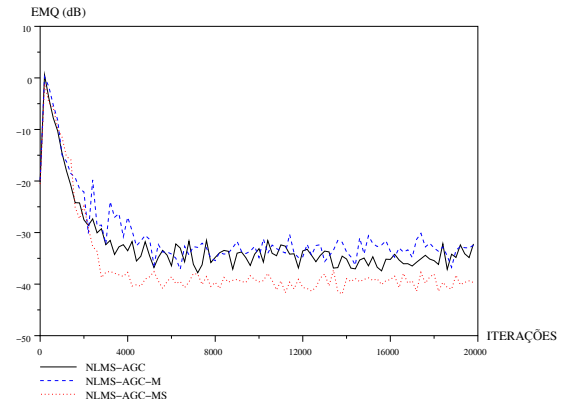


Fig. 4. Comparação entre os algoritmos NLMS-AGC, NLMS-AGC-M e NLMS-AGC-MS em aplicação de cancelamento de eco com sistema não-estacionário. $N = 256$; $\lambda = 0.999$, $\alpha_{orig} = 0.5$, $\alpha_{modif} = 0.5$, $\sigma_z^2 = 10^{-5}$, $\sigma_x^2 = 1.0$, $\beta(0) = 1$.

A Fig. 5 apresenta uma comparação de desempenho entre o algoritmo NLMS-AGC-M e o algoritmo NLMS-AGC-MS quando na presença de não-estacionaridades abruptas. As curvas apresentadas são a média de 100 realizações dos filtros. O sinal de entrada é branco, gaussiano, com média zero e variância unitária. A resposta ao impulso do sistema inicial é igual à do exemplo da Figura 3. Na iteração $n = 1000$ a resposta é modificada somando-se um nível de 0.5 às primeiras 6 amostras e -1 às 7 amostras restantes. Verifica-se após 1000 iterações o estado dos coeficientes do filtro adaptativo para cada um dos casos, medindo-se a distância euclidiana entre os vetores $W(n)$ e $W^o(n)$. Para ambos os algoritmos utilizou-se $\lambda = 0.99$, e para o algoritmo NLMS-AGC-M $\alpha = 1.0$. O algoritmo NLMS-AGC-MS não utiliza a constante α , mas para efeito de comparação podemos supô-la igual a 1.0, sendo portanto, igual para os dois algoritmos. Vê-se novamente que o algoritmo NLMS-AGC-MS apresenta um desempenho significativamente melhor, além de ser mais simples computacionalmente, pois não calcula a média do vetor de entradas a cada iteração. Na iteração $n = 2000$, após a não-estacionaridade abrupta, foi medido o valor esperado da distância d entre os vetores ótimo e adaptado. Para o algoritmo NLMS-AGC-M obteve-se $E_{modif}[d] = 0.00105$, enquanto que para o algoritmo NLMS-AGC-MS obteve-se $E_{simp}[d] = 0.000319$. O algoritmo simplificado apresenta uma convergência mais rápida que o algoritmo modificado além de menor desajuste em regime permanente.

Finalmente, a Fig. 6 apresenta uma comparação entre três algoritmos de passo variável em uma aplicação de cancelamento de interferência senoidal. Neste caso, diferentemente do cancelamento de eco, o filtro adaptativo deve cancelar uma interferência senoidal presente em um sinal desejado de banda larga. Os três algoritmos comparados são as versões normalizadas dos algoritmos VSS [8] e MVSS [9] e o algoritmo

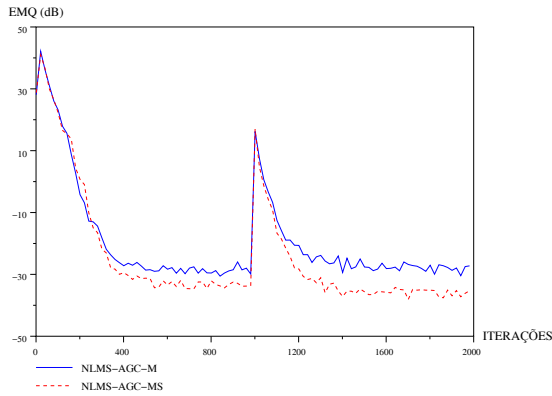


Fig. 5. Comparação do erro médio quadrático para os algoritmos NLMS-AGC-M e NLMS-AGC-MS em presença de não-estacionaridade abrupta. $N = 13$; $\lambda = 0.99$, $\alpha_{modif} = 1.0$, $\sigma_z^2 = 10^{-5}$, $\sigma_x^2 = 1.0$, $\beta(0) = 1$.

NLMS-AGC-MS. Foi utilizado um filtro adaptativo com $N = 13$ coeficientes todos iguais a 0.5, $\sigma_z^2 = 10^{-5}$ e $\sigma_x^2 = 1.0$, com sinal de entrada gaussiano de média zero. O algoritmo NLMS-AGC-MS foi projetado com $\lambda = 0.99$, os algoritmos VSS e MVSS com $\alpha = 0.98$ e $\gamma = 0.0001$. Foram realizadas 500 realizações de cada filtro. A interferência senoidal utilizada foi um sinal estacionário $z(n) = \sin(2\pi n/23 + \phi)$, onde a fase ϕ é uma variável aleatória uniformemente distribuída entre $-\pi$ e π . Essa comparação é interessante pois mostra que os algoritmos que utilizam estimativas da potência e da correlação do sinal de erro resultam em desempenhos pobres frente a estratégias baseadas no princípio da ortogonalidade.

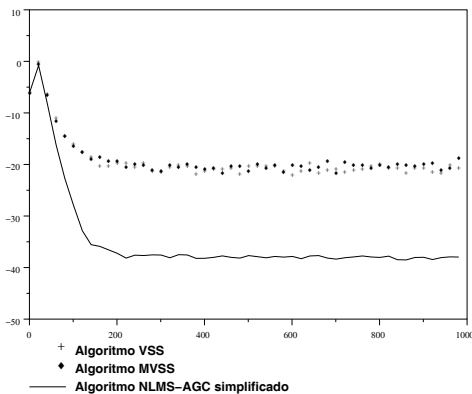


Fig. 6. Comparação do erro médio quadrático para os algoritmos VSS, MVSS e NLMS-AGC simplificado para o caso de cancelamento de interferência sinusoidal $z(n) = \sin(2\pi n/23 + \phi)$. $N = 13$; $\lambda_{simp} = 0.99$, $\sigma_z^2 = 10^{-5}$, $\sigma_x^2 = 1.0$, $\beta(0) = 1$.

Na Tabela (II), comparamos a complexidade computacional dos algoritmos em termos do número de adições e multiplicações extra por iteração em relação ao algoritmo NLMS com passo fixo. Os algoritmos VSS e MVSS apresentam uma complexidade um pouco menor que o algoritmo NLMS-AGC-MS. Esses três algoritmos acrescentam operações extra independentemente da ordem do filtro, enquanto o número de adições extra para os algoritmos NLMS-AGC e NLMS-AGC-M dependem de N .

TABELA II

COMPLEXIDADE COMPUTACIONAL DOS ALGORITMOS EM TERMOS DE NÚMERO DE OPERAÇÕES.

Algoritmo	multip.	adições
NLMS-AGC orig.	4	$N+1$
NLMS-AGC-M	5	$N+1$
NLMS-AGC-MS	4	2
VSS	3	1
MVSS	3	2

V. CONCLUSÕES

Este artigo propôs uma modificação necessária para que o algoritmo NLMS-AGC originalmente apresentado por Shan e Kailath em [7] torne-se competitivo como estratégia de adaptação com passo variável. Apresentou-se também uma simplificação adicional que torna este algoritmo ainda mais vantajoso em termos velocidade de convergência e de complexidade computacional, melhorando de modo significativo seu desempenho, quando comparado com o algoritmo original. Verificou-se por simulações que o uso da correlação entre $x(n)$ e $e(n)$ é, conforme previsto por considerações teóricas, o melhor critério para o ajuste do passo na presença de perturbações independentes correlacionadas, como por exemplo sinais senoidais.

REFERÊNCIAS

- [1] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory* second edition, Prentice-Hall, 1991.
- [2] C. Breining, et al., "Acoustic Echo Control," *Signal Processing Magazine*, vol.16, No.4, pp.42-69, 1999.
- [3] B. Widrow et al., "Stationary and Nonstationary Learning Characteristics of the LMS Adaptive Filter," *Proc. IEEE*, vol.64, No.8, pp.1151-1162, 1976.
- [4] S. C. Douglas, "Adaptive Filters Employing Partial Updates," *IEEE Trans. on Circuits and Systems - II: Analog and Digital Signal Processing*, vol.44, No.3, pp.2092-16, March 1997.
- [5] Y. Cheng, D. M. Etter, "Analysis of an Adaptive Technique for Modeling Sparse Systems," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol.37, No.2, pp.254-264, February 1989.
- [6] R. W. Harris et al., "A Variable Step (VS) Adaptive Filter Algorithm," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol.ASSP-34, No.2, pp.309-316, April 1986.
- [7] T. J. Shan, T. Kailath, "Adaptive Algorithms with an Automatic Gain Control Feature," *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, vol.35, No.1, pp. 122-127, January, 1988.
- [8] R. H. Kwong, E. W. Johnston, "A Variable Step Size LMS Algorithm," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol.40, No.7, pp.1633-1642, July 1992.
- [9] T. Aboulnasr, K. Mayyas, "A Robust Variable Step-Size LMS-Type Algorithm: Analysis and Simulations," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol.45, No.3, pp.631-639, March 1997.
- [10] C. G. Lopes, "Uma Metodologia de Avaliação e Projeto de Algoritmos Adaptativos de Passo Variável," Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, Novembro 1999.