

# Análise de Mínimos Quadrados do Cancelamento de Realimentação Acústica

Cézar F. Yamamura, Wellington M. da S. Nogueira, Bruno C. Bispo

**Resumo**— Este trabalho apresenta um estudo, utilizando a teoria de estimação de mínimos quadrados, sobre a existência de viés na estimativa e a lenta convergência dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa quando aplicados no cancelamento de realimentação acústica. Esses fatos são exemplificados utilizando sinais de voz e o algoritmo RLS.

**Palavras-Chave**— Cancelamento de realimentação acústica, sistema de sonorização, filtragem adaptativa, mínimos quadrados.

**Abstract**— This work presents a study, using the least squares estimation theory, about the existence of bias in the estimate and the slow convergence of the traditional adaptive filtering algorithms when applied in acoustic feedback cancellation. These facts are exemplified using speech signals and the RLS algorithm.

**Keywords**— Acoustic feedback cancellation, sound reinforcement system, adaptive filtering, least squares.

**Notação:** Os símbolos  $n$  e  $q^{-1}$  denotam o índice de tempo discreto e o operador de atraso, respectivamente, tal que  $q^{-1}x(n) = x(n-1)$  [1]. Um filtro discreto e variante no tempo com comprimento  $L_F$  é representado como um polinômio [1]

$$\begin{aligned} F(q, n) &= f_0(n) + f_1(n)q^{-1} + \dots + f_{L_F-1}(n)q^{-L_F+1} \\ &= [f_0(n) \ f_1(n) \ \dots \ f_{L_F-1}(n)] \begin{bmatrix} 1 \\ q^{-1} \\ \vdots \\ q^{-L_F+1} \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{f}^T(n)\mathbf{q} \end{aligned} \quad (1)$$

ou, alternativamente, pela sua resposta ao impulso  $\mathbf{f}(n)$ . A filtragem do sinal  $x(n)$  com  $F(q, n)$  é denotada como

$$F(q, n)x(n) = \mathbf{f}(n) * x(n) = \sum_{k=0}^{L_F-1} f_k(n)x(n-k). \quad (2)$$

Os espectros de  $F(q, n)$ , ou  $\mathbf{f}(n)$ , e  $x(n)$  são indicados por  $F(e^{j\omega}, n)$  e  $X(e^{j\omega}, n)$ , respectivamente, onde  $\omega \in [0, 2\pi]$ .

## I. INTRODUÇÃO

Um típico sistema de sonorização utiliza microfones, um sistema de amplificação e alto-falantes para captar, amplificar e reproduzir, respectivamente, o sinal da fonte  $v(n)$  no mesmo ambiente. Desconsiderando o filtro adaptativo  $H(q, n)$ , esse sistema é ilustrado na Figura 1 [2], [3]. O acoplamento acústico entre alto-falante e microfone pode fazer o sinal do alto-falante  $x(n)$  ser captado pelo microfone após atravessar o caminho de realimentação acústica e retornar ao sistema de comunicação, gerando assim um laço fechado de sinal.

Cézar F. Yamamura, Wellington M. da S. Nogueira, Bruno C. Bispo. Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio-PR, Brasil, E-mails: {cezaryamamura,wnogueira}@alunos.utfpr.edu.br, brunobispo@utfpr.edu.br.

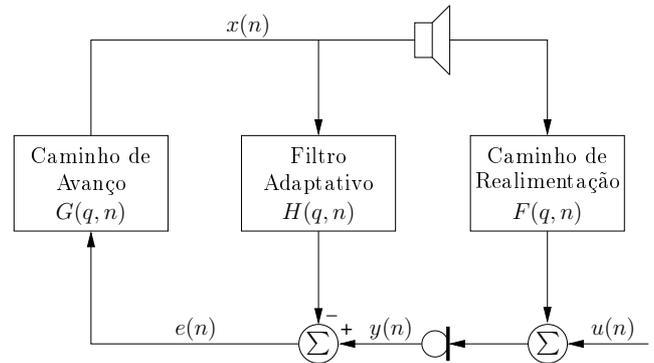


Fig. 1: Cancelamento de realimentação acústica.

O caminho de realimentação inclui o caminho acústico direto e os causados por reflexões, e é definido como um filtro  $F(q, n)$ . O caminho de avanço inclui as características do amplificador e dispositivos de processamento de sinal inseridos nesta parte do circuito, sendo definido como um filtro  $G(q, n)$ .

O sinal de entrada do sistema  $u(n)$  é a soma do sinal da fonte  $v(n)$  e do sinal de ruído ambiente  $r(n)$ , isto é,  $u(n) = v(n) + r(n)$ . O sinal do alto-falante  $x(n)$  está relacionado com o sinal de entrada do sistema  $u(n)$  pela função de transferência em malha fechada do sistema da seguinte forma

$$x(n) = \frac{G(q, n)}{1 - G(q, n)F(q, n)} u(n). \quad (3)$$

O critério de estabilidade de Nyquist afirma que o sistema em malha fechada pode se tornar instável se houver pelo menos uma frequência  $\omega$  para a qual

$$\begin{cases} |G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n)| \geq 1 \\ \angle G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n) = 2k\pi, k \in \mathbb{Z}. \end{cases} \quad (4)$$

Neste caso, o resultado é um som tipo apito, um fenômeno conhecido como efeito Larsen [2], [3]. Esse som tipo apito será muito incômodo para os ouvintes e o ganho de amplificação terá que ser reduzido. Como consequência, o máximo ganho estável (MSG) do sistema de sonorização tem um limite superior devido à realimentação acústica [2], [3].

Para controlar o efeito Larsen e aumentar o MSG, os métodos de cancelamento de realimentação acústica (AFC) identificam  $F(q, n)$  utilizando um filtro adaptativo  $H(q, n)$ . Então, o sinal de realimentação  $\mathbf{f}(n) * x(n)$  é estimado como  $\mathbf{h}(n) * x(n)$  e subtraído do sinal do microfone  $y(n)$  de forma que, idealmente,  $e(n) = u(n)$  [2], [3]. Esse esquema é representado na Figura 1 e similar ao cancelamento de eco acústico (AEC) utilizado em sistemas de teleconferência [4].

Porém, no AFC, os tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa, baseados no gradiente ou mínimos quadrados, apresentam desempenho insatisfatório porque os sinais que agem como entrada,  $x(n)$ , e interferência,  $u(n)$ , para o filtro adaptativo  $H(q, n)$  são correlacionados [2], [3], [5], [6].

Esse trabalho objetiva estudar esse problema utilizando o conceito de estimador de mínimos quadrados e exemplificá-lo utilizando sinais de voz e o algoritmo RLS (*Recursive Least Squares*). Este trabalho está organizado da seguinte maneira: a Seção II apresenta a análise de mínimos quadrados do AFC; a Seção III descreve a configuração do ambiente simulado; na Seção IV, os resultados obtidos são apresentados e discutidos; por fim, a Seção V conclui o trabalho.

## II. ANÁLISE DE MÍNIMOS QUADRADOS DO AFC

Essa seção apresenta uma análise do AFC utilizando a teoria de estimação de mínimos quadrados. Considera-se que um registro de dados  $\{x(k), y(k)\}_{k=1}^n$  dos sinais do alto-falante e microfone está disponível assim como as condições iniciais  $\{x(k)\}_{k=2-L_H}^0$  do sinal do alto-falante. Além disso, considera-se também que o caminho de realimentação é invariante no tempo (isto é,  $f(n) = f$ ) de forma que nenhum janelamento de dados é necessário e que o comprimento do estimador  $\mathbf{h}(n)$  é igual ao de  $\mathbf{f}$  (isto é,  $L_H = L_F$ ).

No sentido de mínimos quadrados (LS), uma estimativa de  $\mathbf{f}$  no instante de tempo  $n$ ,  $\mathbf{h}(n)$ , é obtida ao minimizar o critério de erro<sup>1</sup> definido como [7]

$$\begin{aligned} J_n(\mathbf{h}) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n e^2(k) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n [y(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{h}(n)]^2 \\ &= \frac{1}{2} [\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{h}(n)]^T [\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{h}(n)], \end{aligned} \quad (5)$$

onde as matrizes e vetores de dados são definidos como

$$\mathbf{y} = [y(n) \ y(n-1) \ \cdots \ y(1)]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(n) \ \mathbf{x}(n-1) \ \cdots \ \mathbf{x}(1)]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \cdots \ x(n-L_H+1)]^T. \quad (8)$$

O critério de erro, definido em (5), pode ser escrito como

$$J_n(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} [\mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\mathbf{y}^T \mathbf{X}\mathbf{h}(n) + \mathbf{h}^T(n) \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n)] \quad (9)$$

e, assim, o seu gradiente é dado por

$$J'_n(\mathbf{h}) = -\mathbf{X}^T \mathbf{y} + \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n). \quad (10)$$

O estimador LS é então obtido ao igualar o gradiente a zero, resultando em [2]

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(n) &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{u} + \mathbf{X}\mathbf{f}) \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} + \mathbf{f}, \end{aligned} \quad (11)$$

<sup>1</sup>Note que o critério de erro no sentido de mínimos quadrados é comumente definido como  $J_n(\mathbf{h}) = \sum_{k=1}^n e^2(k)$  [7]. Neste trabalho, a constante  $1/2$  é adicionada apenas por conveniência.

onde

$$\mathbf{u} = [u(n) \ u(n-1) \ \cdots \ u(1)]^T. \quad (12)$$

Um estimador pode ser caracterizado pelo seu viés e variância [2], [7]. O viés é definido com a diferença entre o valor esperado do estimador e o real valor do parâmetro (a resposta ao impulso do caminho de realimentação), isto é,

$$\text{viés} \{ \mathbf{h}(n) \} = E \{ \mathbf{h}(n) \} - \mathbf{f}, \quad (13)$$

onde o operador  $E \{ \cdot \}$  denota o operador valor esperado.

Substituindo (11) em (13), obtém-se a expressão do viés dada por [2]

$$\begin{aligned} \text{viés} \{ \mathbf{h}(n) \} &= E \left\{ (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} + \mathbf{f} \right\} - \mathbf{f} \\ &= E \left\{ (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} \right\}. \end{aligned} \quad (14)$$

Para se concluir sobre o viés, é necessário perceber que (14) pode ser escrita como

$$\begin{aligned} \text{viés} \{ \mathbf{h}(n) \} &= E \left\{ (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \right\} E \{ \mathbf{X}^T \mathbf{u} \} \\ &= E \left\{ \overline{\mathbf{R}}_x^{-1} \right\} E \{ \overline{\mathbf{p}}_{xu} \}, \end{aligned} \quad (15)$$

onde

$$\overline{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (16)$$

é a matriz de autocorrelação média no tempo de tamanho  $n \times n$  do sinal do alto falante  $x(n)$  [8] e

$$\overline{\mathbf{p}}_{xu} = \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{u} \quad (17)$$

é o vetor de correlação cruzada médio no tempo de tamanho  $n \times 1$  entre os sinais do alto-falante  $x(n)$  e de entrada  $u(n)$  [8].

Assumindo que  $x(n)$  e  $u(n)$  são processos ergódicos, tem-se que

$$E \{ \overline{\mathbf{p}}_{xu} \} = \mathbf{p}_{xu}, \quad (18)$$

onde  $\mathbf{p}_{xu}$  é o vetor de correlação cruzada de tamanho  $n \times 1$  entre o sinal do alto-falante  $x(n)$  e os sinal de entrada  $u(n)$  [8]. Neste caso, a expressão para o viés é obtida ao substituir (18) em (15), resultando em

$$\text{viés} \{ \mathbf{h}(n) \} = E \left\{ \overline{\mathbf{R}}_x^{-1} \right\} \mathbf{p}_{xu}. \quad (19)$$

A única possibilidade para que o viés, definido em (19), seja  $\mathbf{0}_{L_H \times 1}$  é que  $\mathbf{p}_{xu} = \mathbf{0}_{n \times 1}$ , ou seja, que os sinais do alto-falante e de entrada sejam descorrelacionados. Porém, como indicado em (3), o sinal do alto-falante  $x(n)$  e o sinal de entrada  $u(n)$  estão relacionados pela malha fechada do sistema, a qual em geral introduz correlação entre eles. Um contraexemplo dessa correlação introduzida pela malha fechada do sistema ocorre quando  $u(n)$  é ruído branco gaussiano e  $G(q, n)$  tem pelo menos um atraso.

Portanto, de maneira geral, o viés do estimador  $\mathbf{h}(n)$  pode ser entendido como sendo diferente de zero. E, na prática, ele será tão grande quanto for a correlação cruzada entre o sinal do alto-falante  $x(n)$  e o sinal de entrada  $u(n)$ . A existência do viés significa que  $\mathbf{h}(n) \neq \mathbf{f}$  mesmo que  $n \rightarrow \infty$  [7]. O efeito no AFC é que o filtro adaptativo  $H(q, n)$  estima e remove apenas parte do sinal de realimentação acústica,  $\mathbf{f} * x(n)$ , como também parte de  $u(n)$ . Consequentemente, o sinal  $e(n)$  é uma estimativa distorcida do sinal de entrada  $u(n)$  [2], [3].

Além das definições em (14), (15) e (19), uma nova expressão para o viés pode ser obtida ao perceber que

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{R}}_x &= \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \\ &= \frac{1}{n} J_n''(\cdot)\end{aligned}\quad (20)$$

e

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{p}}_{xu} &= \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{u} \\ &= \frac{1}{n} \mathbf{X}^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{f}) \\ &= -\frac{1}{n} J_n'(\mathbf{f}),\end{aligned}\quad (21)$$

onde  $J_n''(\cdot)$  é a segunda derivada do critério de erro em função do estimador  $\mathbf{h}(n)$ . Substituindo (20) e (21) em (15), uma definição do viés em função do critério de erro é obtida como

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = -\mathbf{E}\left\{[J_n''(\cdot)]^{-1} J_n'(\mathbf{f})\right\}. \quad (22)$$

Por outro lado, a variância do estimador LS pode ser obtida ao considerar sua matriz de covariância, a qual para sistemas em malha fechada é definida como [2]

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{E}\left\{[\mathbf{h}(n) - \mathbf{f}][\mathbf{h}(n) - \mathbf{f}]^T\right\}. \quad (23)$$

Substituindo (11) em (23), obtém-se a expressão da matriz de covariância dada por

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{E}\left\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} \mathbf{u}^T \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}\right\}. \quad (24)$$

Para se concluir sobre a matriz de covariância, é necessário perceber que (24) pode ser escrita como

$$\begin{aligned}\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} &= \mathbf{E}\left\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}\right\} \mathbf{E}\left\{\mathbf{u}^T \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}\right\} \\ &= \mathbf{E}\left\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}\right\} \left[\mathbf{E}\left\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}\right\}\right]^T \\ &= \text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} [\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\}]^T.\end{aligned}\quad (25)$$

A única possibilidade para que a matriz de covariância, definida em (25), seja  $\mathbf{0}_{L_H \times L_H}$  é que viés  $\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{0}_{L_H \times 1}$ , o que em geral não ocorre devido à natureza de malha fechada do sistema como discutido anteriormente. Portanto, de maneira geral, a matriz de covariância do estimador  $\mathbf{h}(n)$  pode ser entendida como sendo diferente de zero. E, assim como o viés, ela será tão grande quanto for a correlação cruzada entre o sinal do alto-falante  $x(n)$  e o sinal de entrada  $u(n)$ .

O efeito da matriz de covariância no AFC pode ser compreendido ao verificar que (24) pode ser escrita como

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{E}\left\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T\right\} \mathbf{R}_u \mathbf{E}\left\{\mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}\right\} \quad (26)$$

ou [2], [9]

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = \left[\mathbf{E}\left\{\mathbf{X}^T \mathbf{R}_u^{-1} \mathbf{X}\right\}\right]^{-1}, \quad (27)$$

onde

$$\mathbf{R}_u = \mathbf{E}\left\{\mathbf{u} \mathbf{u}^T\right\} \quad (28)$$

é a matriz de autocorrelação de tamanho  $n \times n$  do sinal de entrada  $u(n)$  [8].

A interpretação de (26) e (27) pode ser relacionada com o problema de conversação cruzada em AEC [2]. Em AEC, os sinais do alto-falante e de entrada são independentes. Assim,

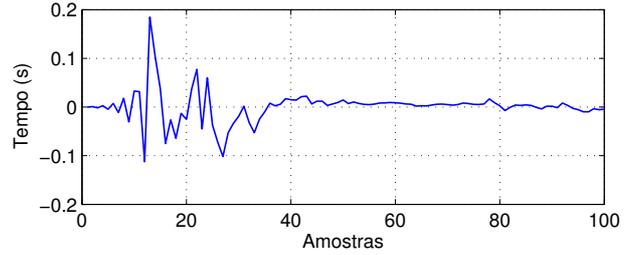


Fig. 2: Resposta ao impulso  $f$  do caminho de realimentação.

quando o sinal do alto-falante está ativo e de entrada não, a matriz de covariância do estimador LS do caminho de eco é relativamente pequena porque  $\mathbf{R}_u \approx 0$ . Mas quando ambos os sinais estão ativos (situação de conversação cruzada), a matriz de covariância pode se tornar grande, o que resulta em uma diminuição na velocidade de convergência do filtro adaptativo [2]. Esse problema se torna mais severo quando o sinal de entrada tem um alto grau de coloração como, por exemplo, ocorre quando o sinal da fonte é sinal de voz [2]. Em AFC, por outro lado, os sinais do alto-falante  $x(n)$  e de entrada  $u(n)$  não são independentes porque estão relacionados pela malha fechada do sistema como indicado em (3). Portanto, o sistema opera em uma situação contínua de conversação cruzada e isso ainda é piorado pela já mencionada correlação entre  $u(n)$  e  $x(n)$ , o que faz o filtro adaptativo  $H(q, n)$  apresentar uma lenta velocidade de convergência durante todo o seu funcionamento [2].

Similarmente ao feito com o viés, este trabalho apresenta uma nova expressão para a matriz de covariância. Substituindo (20) e (21) em (24), uma definição da matriz de covariância em função do critério de erro é obtida como

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{E}\left\{[J_n''(\cdot)]^{-1} J_n'(\mathbf{f}) [J_n'(\mathbf{f})]^T [J_n''(\cdot)]^{-1}\right\}. \quad (29)$$

### III. CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES

Para corroborar as conclusões sobre o viés e a matriz de covariância do estimador LS obtidas na seção anterior, este trabalho realizou dois experimentos em ambiente simulado utilizando sinais de voz como sinal da fonte. No primeiro, o viés foi estimado ao longo do tempo. No segundo, a lenta velocidade de convergência dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa no AFC foi exemplificada utilizando o algoritmo RLS. Para tal, a seguinte configuração foi utilizada.

#### A. Ambiente de Simulação

1) *Caminho de Realimentação*: A resposta ao impulso  $f$  do caminho de realimentação acústica foi parte de uma resposta ao impulso de sala proveniente de [10]. A resposta ao impulso de sala teve sua frequência de amostragem reduzida para  $f_s = 16$  kHz, teve suas amostras correspondentes ao atraso inicial removidas e, por motivos computacionais, foi truncada de forma que  $L_F = 100$ . O resultado é exibido na Figura 2.

2) *Caminho de Avanço*: Como em [2], [3], o caminho de avanço  $G(q, n)$  foi um filtro invariante no tempo definido como um atraso de 25 ms e um ganho, isto é,

$$G(q) = g_{400} q^{-400}, \quad (30)$$

onde o ganho  $g_{400}$  foi escolhido de forma que o sistema tivesse uma margem de ganho estável inicial igual a 3 dB.

### B. Métrica de Avaliação

No segundo experimento, o desempenho do filtro adaptativo foi avaliado por meio do desalinhamento normalizado (MIS), o qual é definido como [3]

$$\text{MIS}(n) = \frac{\|\mathbf{f} - \mathbf{h}(n)\|}{\|\mathbf{f}\|}. \quad (31)$$

### C. Banco de sinais de voz

Os sinais da fonte  $v(n)$  foram criados a partir de sinais, ditos básicos, de um banco de sinais de voz. Cada sinal básico contém uma sentença curta gravada em um intervalo de tempo de 4 s e teve sua frequência de amostragem reduzida para  $f_s = 16$  kHz. Todas as sentenças foram gravadas por locutores nativos, os quais têm as seguintes nacionalidades e gêneros:

- 4 Americanos (2 masculinos e 2 femininos)
- 2 Ingleses (1 masculino e 1 feminino)
- 2 Franceses (1 masculino e 1 feminino)
- 2 Alemães (1 masculino e 1 feminino)

Mas, como os experimentos necessitam de sinais com longa duração, vários sinais básicos do mesmo locutor foram concatenados e seus trechos de silêncio foram removidos, resultando assim em 10 sinais de voz (1 sinal por locutor).

## IV. RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES

### A. Experimento 1

Neste experimento, o viés  $\{\mathbf{h}(n)\}$  foi estimado ao longo do tempo, segundo (13), para duas condições de ruído ambiente. A energia do viés  $\{\mathbf{h}(n)\}$  é mostrada na Figura 3. Pode-se observar que a energia convergiu para aproximadamente  $-55,8$  dB quando  $\text{SNR} = \infty$  e  $-56,3$  dB quando  $\text{SNR} = 30$  dB. A energia do viés obtida com  $\text{SNR} = 30$  dB foi levemente inferior à obtida com  $\text{SNR} = \infty$  porque a utilização de ruído branco como ruído ambiente  $r(n)$  reduz os valores de  $\mathbf{p}_{xu}$ , o vetor de correlação cruzada entre os sinais do alto falante  $x(n)$  e de entrada  $u(n)$ . Esse fato corrobora a conclusão que o viés de  $\mathbf{h}(n)$  está diretamente relacionado com  $\mathbf{p}_{xu}$ .

Deve-se ressaltar que alguns fatores contribuíram para esses valores relativamente pequenos da energia do viés: o atraso de 25 ms gerado por  $G(q)$ , o qual diminui a correlação cruzada entre  $u(n)$  e  $x(n)$ ; o pequeno tamanho do vetor viés  $\{\mathbf{h}(n)\}$ ; e lidar sempre com valores absolutos menores que 1 como pode ser observado na Figura 2. Embora pequenos, os valores para qual a energia do viés converge são diferentes de zero e portanto confirmam a existência do viés.

### B. Experimento 2

Neste experimento, a lenta velocidade de convergência dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa quando aplicados no AFC foi exemplificada utilizando o algoritmo RLS, duas condições de ruído ambiente e  $L_H = L_F = 100$ . Os parâmetros do algoritmo RLS ( $\delta$  e  $\lambda$ ) foram otimizados para cada sinal de 2 formas distintas. Na primeira, o foco foi a identificação de  $\mathbf{f}$  e então os parâmetros foram escolhidos de

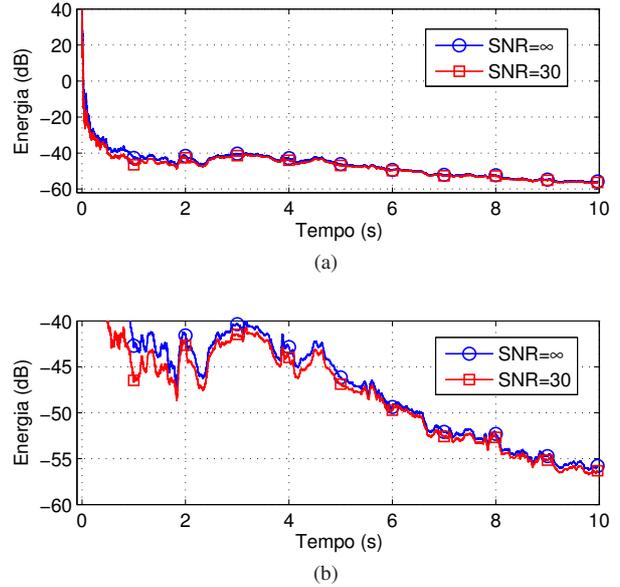


Fig. 3: Energia do viés  $\{\mathbf{h}(n)\}$ : (a) visão geral; (b) zoom.

forma a minimizar a média de  $\text{MIS}(n)$  independentemente da estabilidade do sistema. Nesse caso, o resultado foi denotado como  $\text{MIS}_1(n)$ . Na segunda, o foco foi o específico problema do AFC e assim os parâmetros foram escolhidos de forma a obter um sistema estável durante todo o tempo de simulação e, simultaneamente, a maximizar a média do MSG ao longo do tempo. Nesse caso, o resultado foi denotado como  $\text{MIS}_2(n)$ .

Os resultados médios obtidos são exibidos na Figura 4. Pode-se observar que os resultados obtidos com  $\text{SNR} = 30$  dB foram levemente superiores aos obtidos com  $\text{SNR} = \infty$ . Isso ocorreu porque a utilização de ruído branco como ruído ambiente  $r(n)$  reduz os valores de  $\mathbf{R}_u$ , a matriz de autocorrelação do sinal de entrada  $u(n)$ , aumentando assim a velocidade de convergência do filtro adaptativo  $H(q, n)$ .

Porém, após 10 s de simulação em ambas as condições de ruído ambiente,  $H(q, n)$  obteve  $\text{MIS}_1(n) > -6,6$  dB e  $\text{MIS}_2(n) > -1,7$  dB. Vale ressaltar que o sistema sofreu de instabilidade no caso de  $\text{MIS}_1(n)$  e que, apesar de não sofrer de instabilidade, o sistema teve um aumento no MSG de apenas 2 dB no caso de  $\text{MIS}_2(n)$ . Esses valores são muito pequenos considerando o tempo de simulação, a reconhecida rápida velocidade de convergência do algoritmo RLS e o pequeno valor de  $L_H$ . Portanto, os resultados obtidos exemplificam o baixo desempenho dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa, baseados no gradiente ou mínimos quadrados, quando aplicados no AFC. Esse fato praticamente inviabiliza o uso desses algoritmos, tornando necessário o desenvolvimento de outros métodos para estimar  $\mathbf{f}$  no AFC.

## V. CONCLUSÕES

Esse trabalho apresentou um estudo, utilizando a teoria de estimação de mínimos quadrados, sobre a existência de viés na estimativa e a lenta convergência dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa quando aplicados no cancelamento de realimentação acústica. Esses fatos foram exemplificados utilizando sinais de voz e o algoritmo RLS.

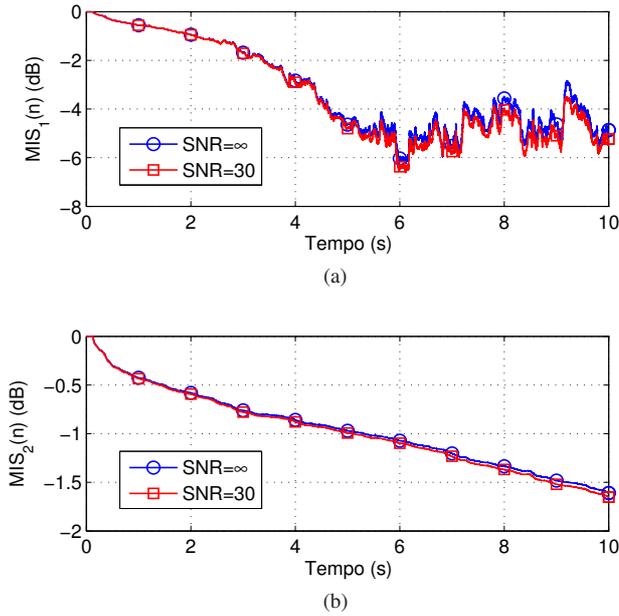


Fig. 4: Resultados médios do RLS: (a)  $MIS_1(n)$ ; (b)  $MIS_2(n)$ .

#### AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à Fundação Araucária, à Secretaria de Estado da Ciência, Tecnologia e Ensino Superior (SETI-PR) e ao Governo do Estado do Paraná, pelo apoio financeiro recebido para viabilizar este trabalho.

#### REFERÊNCIAS

- [1] L. Ljung, *System Identification: Theory for the User*, 2nd ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- [2] T. van Waterschoot and M. Moonen, "Fifty years of acoustic feedback control: state of the art and future challenges," *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, no. 2, pp. 288–327, February 2011.
- [3] B. C. Bispo and D. R. S. Freitas, "On the use of cepstral analysis in acoustic feedback cancellation," *Digital Signal Processing*, vol. 44, pp. 88–101, September 2015.
- [4] B. C. Bispo and S. L. Netto, "Comparação de algoritmos adaptativos para cancelamento de eco acústico," in *XXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações*, Recife, Brasil, Setembro 2007.
- [5] J. Hellgren and U. Forssell, "Bias of feedback cancellation algorithms in hearing aids based on direct closed loop identification," *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, vol. 9, no. 7, pp. 906–913, November 2001.
- [6] M. G. Siqueira and A. Alwan, "Steady-state analysis of continuous adaptation in acoustic feedback reduction systems for hearing-aids," *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, vol. 8, no. 4, pp. 443–453, July 2000.
- [7] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1993.
- [8] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 5th ed. Harlow, Essex: Pearson, 2014.
- [9] U. Forssell and L. Ljung, "Closed-loop identification revisited," *Automatica*, vol. 35, no. 7, pp. 1215–1241, July 1999.
- [10] M. Jeub, M. Schäfer, and P. Vary, "A binaural room impulse response database for the evaluation of dereverberation algorithms," in *Proceedings of International Conference on Digital Signal Processing*, Santorini, Greece, July 2009.