

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
ENGENHARIA ELETRÔNICA

CÉZAR FUMIO YAMAMURA

**IMPLEMENTAÇÃO DE UM MÉTODO DE CANCELAMENTO DE
REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA EM SISTEMAS DE SONORIZAÇÃO
EM TEMPO REAL**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO
2019

CÉZAR FUMIO YAMAMURA

**IMPLEMENTAÇÃO DE UM MÉTODO DE CANCELAMENTO DE
REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA EM SISTEMAS DE SONORIZAÇÃO
EM TEMPO REAL**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação, do curso de Engenharia Eletrônica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Profa. Dra. Renata Coelho Borges

Co-orientador: Prof. Dr. Bruno Catarino Bispo

CORNÉLIO PROCÓPIO
2019



Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Cornélio Procópio
Departamento Acadêmico de Elétrica
Curso de Engenharia Eletrônica



FOLHA DE APROVAÇÃO

César Fumio Yamamura

Implementação de um método de cancelamento de realimentação acústica em sistemas de sonorização em tempo real

Trabalho de conclusão de curso apresentado às 08:00hs do dia 27/06/2019 como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro Eletrônico no programa de Graduação em Engenharia Eletrônica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. O candidato foi arguido pela Banca Avaliadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Avaliadora considerou o trabalho aprovado.

Prof(a). Dr(a). Renata Coelho Borges - Presidente (Orientador)

Prof(a). Dr(a). Bruno Catarino Bispo - (Coorientador)

Prof(a). Dr(a). Vander Teixeira Prado - (Membro)

Prof(a). Dr(a). Paulo Rogério Scalassara - (Membro)

AGRADECIMENTOS

Meus sinceros agradecimentos:

- ao Professor Bruno Catarino Bispo, pela confiança em orientar-me desde 2016, culminando neste trabalho.
- à Professora Renata Coelho Borges, pela orientação dada para finalizar este trabalho.
- aos meus colegas de turma, especialmente ao Wellington Nogueira, Cristiane Masuki e Gabriel Barbieri, por acompanharem nessa jornada desde o começo da graduação.
- à minha família, que acreditaram em mim e me sustentaram nesses 5 anos.

RESUMO

YAMAMURA, C. F. **Implementação de um método de cancelamento de realimentação acústica em sistema de sonorização em tempo real.** 2019. 61 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia de Eletrônica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2019.

A realimentação acústica é um problema que ocorre em sistemas de sonorização devido ao acoplamento acústico entre o microfone e o alto-falante, que faz com que o sinal do alto-falante seja captado pelo microfone e retorne ao sistema, ocasionando o efeito Larsen. Entre as abordagens para resolver esse problema, destaca-se o método de cancelamento de realimentação acústica. Porém, como é demonstrado neste trabalho, os tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa não se adequa a essa aplicação. Atualmente, a solução mais promissora é o método de cancelamento de realimentação acústica baseado em cepstro do sinal de erro. Este trabalho estuda as características deste método através de sua implementação e avaliação em ambiente de simulação, utilizando o *software* MATLAB. Em seguida, foi implementado o método em linguagem de programação C em ambiente de simulação, para utilizar as funções criadas, posteriormente, em teste em ambiente em tempo real, a partir do código desenvolvido em linguagem de programação orientada a objeto C++.

Palavras-chave: Sistema de sonorização, Cancelamento de realimentação acústica, Cepstro do erro.

ABSTRACT

YAMAMURA, C. F. **Implementation of the acoustic feedback cancellation methods in sound reinforcement system in real-time.** 2019. 61 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia de Eletrônica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2019.

Acoustic feedback is a problem that occurs in sound reinforcement system due to the acoustic coupling between a microphone and a loudspeaker may cause the loudspeaker signal to be picked up by the microphone and return into the system, causing the Larsen effect. Among the approaches to solve this problem, stands out the acoustic feedback cancellation methods. However, as shown in this work, traditional adaptive filtering algorithms does not work in this application. Currently, the most promising solution is the acoustic feedback cancellation methods based on the cepstral analysis of the error signal. This work studies the characteristics of this method through its implementation and evaluation in simulation environment, using MATLAB software. It then, the method was implemented in the C programming language in simulation environment, because the functions created were later used in real-time environment testing, using code developed in C++ object-oriented programming language.

Keywords: Sound reinforcement systems. Acoustic feedback cancellation. Cepstral Error.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1 – Sistema de sonorização acústica..... | 11 |
| Figura 2 – Diagrama de blocos de um filtro adaptativo..... | 18 |
| Figura 3 – Cancelamento de realimentação acústica..... | 23 |
| Figura 4 – Resposta ao impulso f do caminho de realimentação..... | 36 |
| Figura 5 – Microfone Behringer ECM8000..... | 38 |
| Figura 6 – Focusrite Scarlett 2i2 (2ª Geração)..... | 39 |
| Figura 7 – Caixa de som USB..... | 40 |
| Figura 8 – Caixa de som sem fio..... | 40 |
| Figura 9 – Diagrama do teste em tempo real..... | 41 |
| Figura 10 – Energia do viés $\{h(n)\}$ para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G | 43 |
| Figura 11 – Energia do viés $\{h(n)\}$ para sinais de fala $L_G = 400$ e vários valores de SNR..... | 43 |
| Figura 12 – Energia do viés $\{h(n)\}$ para ruído gaussiano branco e $L_G = \{1,400\}$ | 44 |
| Figura 13 – Resultados médios do algoritmo RLS para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G : (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$ | 46 |
| Figura 14 – Resultados médios do algoritmo RLS para sinais de fala, $L_G = 400$ e vários valores de SNR: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$ | 47 |
| Figura 15 – Resultados médios do algoritmo RLS para ruído gaussiano branco e $L_G = \{1,400\}$: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$ | 48 |
| Figura 16 – Resultados médios do método AFC-CE em MATLAB com $\Delta K = 0\text{dB}$: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\text{MSG}(n)$ | 51 |
| Figura 17 – Resultados médios do método AFC-CE em MATLAB com $\Delta K = 30\text{dB}$: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\text{MSG}(n)$ | 52 |
| Figura 18 – Diferença de resultados entre a implementação em MATLAB e em linguagem de programação C com $\Delta K = 0\text{dB}$: (a) $\text{MIS}_M(n) - \text{MIS}_C(n)$; (b) $\text{MSG}_M(n) - \text{MSG}_C(n)$; (c) $e_M(n) - e_C(n)$; (d) $h_M(n) - h_C(n)$ | 54 |
| Figura 19 – Diferença de resultados entre a implementação em MATLAB e em linguagem de programação C com $\Delta K = 30\text{dB}$: (a) $\text{MIS}_M(n) - \text{MIS}_C(n)$; (b) $\text{MSG}_M(n) - \text{MSG}_C(n)$; (c) $e_M(n) - e_C(n)$; (d) $h_M(n) - h_C(n)$ | 56 |

| | |
|--|----|
| Figura 20 – Montagem do experimento para a avaliação do método AFC-CE em tempo real..... | 59 |
| Figura 21 – Diferença entre o cálculo em MATLAB e Linguagem de programação C++..... | 60 |
| Figura 22 – Energia dos coeficientes do filtro adaptativo $h(n)$ | 61 |

LISTA DE SIGLAS

| | |
|--------|---|
| MSG | Máximo Ganho Estável |
| AIF | Filtro Adaptativo Inversa |
| AFC | Cancelamento de Realimentação Acústica |
| AFC-CM | Cancelamento de Realimentação Acústica – Cepstro de Microfone |
| AFC-CE | Cancelamento de Realimentação Acústica – Cepstro de Erro |
| MSE | <i>Mean Square Error</i> |
| LS | Mínimos Quadrados |
| WLS | Mínimos Quadrados Ponderados |
| ISV | Valor Quadrado Instantâneo |
| FIR | Resposta ao Impulso Finito |
| AEC | Cancelamento de Eco Acústico |
| RLS | <i>Recursive Least Squares</i> |
| MIS | Desalinhamento Normalizado |
| EQM | Erro Quadrático Médio |
| DSP | <i>Display Signal Processor</i> |
| LPSA | Laboratório de Processamento de Sinais e Aplicações |

SUMÁRIO

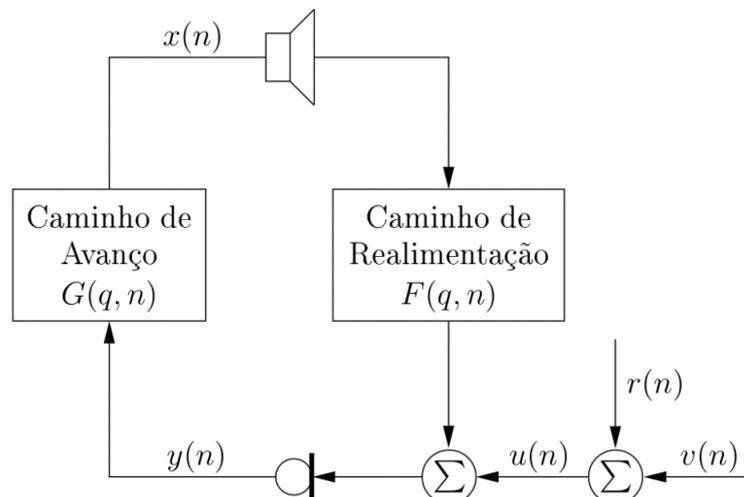
| | | |
|----------|--|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 11 |
| 1.1 | OBJETIVOS | 14 |
| 1.2 | ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO | 14 |
| 1.3 | CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO | 15 |
| 2 | FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA | 16 |
| 2.1 | SISTEMA DE SONORIZAÇÃO | 16 |
| 2.2 | FILTRO ADAPTATIVO | 17 |
| 2.3 | FILTRO DE WIENER | 19 |
| 2.4 | ALGORITMO ITERATIVO | 21 |
| 2.4.1 | Método de Newton | 21 |
| 2.4.2 | Método de Quasi-Newton | 22 |
| 2.4.3 | Método de Gradiente-Descendente | 22 |
| 2.5 | CANCELAMENTO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA | 23 |
| 2.6 | MÉTODO AFC-CE | 25 |
| 3 | ESTUDO SOBRE O MÉTODO AFC | 27 |
| 3.1 | ANÁLISE DE MÍNIMOS QUADRADOS DO AFC | 27 |
| 3.1.1 | Viés do estimador LS | 29 |
| 3.1.2 | Variância do estimador LS | 31 |
| 4 | MATERIAIS E MÉTODOS | 35 |
| 4.1 | MATERIAIS PARA SIMULAÇÃO | 35 |
| 4.1.1 | Banco de dados | 35 |
| 4.1.2 | Caminho de avanço | 35 |
| 4.1.3 | Caminho de realimentação | 36 |
| 4.2 | METODOLOGIA APLICADA NA SIMULAÇÃO | 37 |
| 4.2.1 | Desalinhamento | 37 |
| 4.2.2 | Máximo ganho estável | 37 |
| 4.2.3 | Avaliação | 37 |
| 4.3 | MATERIAIS PARA AMBIENTE EM TEMPO REAL | 38 |
| 4.3.1 | Microfone Behringer ECM8000 | 38 |
| 4.3.2 | Focusrite Scarlett 2i2 (2ª Geração) | 39 |
| 4.3.3 | Auto-Falantes | 39 |
| 4.4 | METODOLOGIA APLICADA EM TEMPO REAL | 40 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 5 | AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MÉTODO AFC..... | 42 |
| 5.1 | EXPERIMENTO 1..... | 42 |
| 5.2 | EXPERIMENTO 2..... | 45 |
| 6 | AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE EM MATLAB E EM LINGUAGEM C..... | 50 |
| 6.1 | RESULTADOS DA AVALIAÇÃO NO SOFTWARE MATLAB.... | 50 |
| 6.1.1 | Experimento 1..... | 50 |
| 6.1.2 | Experimento 2..... | 51 |
| 6.2 | RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DO MÉTODO EM LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO C..... | 53 |
| 6.2.1 | Experimento 1..... | 53 |
| 6.2.2 | Experimento 2..... | 55 |
| 7 | AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE EM TEMPO REAL..... | 58 |
| 7.1 | CONFIGURAÇÕES DO CÓDIGO..... | 58 |
| 7.2 | MONTAGEM DO EXPERIMENTO..... | 58 |
| 7.3 | RESULTADOS DO EXPERIMENTO..... | 59 |
| 8 | CONSIDERAÇÕES FINAIS..... | 62 |
| | REFERÊNCIAS..... | 63 |

1 INTRODUÇÃO

Sistemas de sonorização são tipicamente composto por microfones, sistema de amplificação e alto-falantes para captar, amplificar e reproduzir, respectivamente, o sinal da fonte $v(n)$ no mesmo ambiente (BISPO; FREITAS, 2015). 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 (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). Esse sistema é ilustrado na Figura 1.

Figura 1 – Sistema de sonorização acústica.



Fonte: Adaptado de Bispo e Freitas (2015, p. 89).

Os símbolos n e q^{-1} denotam o índice de tempo discreto e o operador de atraso, respectivamente, tal que $q^{-1}x(n) = x(n - 1)$. (LJUNG, 1999). 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 laço fechado de sinal pode tornar o sistema instável, segundo o critério de estabilidade de Nyquist, resultando em um desconfortável som tipo apito, que é um fenômeno conhecido como microfonia, ou tecnicamente como efeito Larsen (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). Esse som 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. (BISPO; FREITAS, 2015).

O máximo ganho estável existe em todos os sistemas de sonorização e é por este motivo que a maioria das pessoas já presenciaram o problema de microfonia em apresentações, shows, palestras e eventos em geral. Nestes casos, temos a preocupação em controlar o ganho de amplificação, e a maior dificuldade é que o MSG do sistema de sonorização, é desconhecido, pois depende do ambiente acústico e pode variar com o tempo. (BISPO; FREITAS, 2015).

O efeito Larsen também pode ocorrer em aparelhos auditivos. Nesse caso, o problema se torna ainda mais sério uma vez que envolve a saúde do usuário e a microfonia é reproduzida dentro do canal auditivo do usuário. Esse problema é uma das maiores queixas dos usuários de aparelhos auditivos, por isso são devolvidos cerca de 15% dos aparelhos auditivos comprados à fábrica dentro de 90 dias. (AGNEW, A. 1997).

Surpreendentemente, esse problema instiga os pesquisadores há mais de cinco décadas e vários métodos foram desenvolvidos, os quais podem ser separados em quatro principais grupos: (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

1. Métodos de modulação de fase: métodos que inserem um bloco de processamento de sinal no sistema para mudar, em cada ciclo, a fase da resposta de frequência do sistema para prevenir que algum componente de frequência cumpra a condição do critério de estabilidade de Nyquist durante todo o ciclo. (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).
2. Métodos de redução de ganho: métodos que agem como um ser humano controlando o ganho do sistema para não causar o efeito Larsen. Essa redução de ganho pode ser feita em banda larga ou em banda estreita através da utilização do filtro *notch*. (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).
3. Métodos de filtragem espacial: métodos que usam um arranjo de microfones que tenha máxima resposta espacial na direção do sinal da fonte e mínimo de resposta espacial na direção do alto-falante, e/ou arranjo de alto-falante que tenha máxima resposta espacial na direção da audiência e mínimo de resposta espacial na direção do microfone, afim de obter a máxima energia do sinal da fonte enquanto atenua o sinal de realimentação. (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

4. Métodos de modelagem de ambiente: métodos que tentam identificar o caminho de realimentação acústica e removê-la do sistema de sonorização. Há duas maneiras:
- Filtragem adaptativa inversa (AIF): utiliza o inverso da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica que é inserido no sistema em malha-aberta a fim de equalizar o sinal do microfone. (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011)
 - Cancelamento de realimentação acústica (AFC): identifica o caminho de realimentação acústica utilizando um filtro adaptativo. Esse sistema é estimado pelo filtro adaptativo e subtraído do sinal captado pelo microfone. (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011)

Os métodos de modulação de fase, filtragem espacial e modelagem de ambiente são proativos, pois tentam prever o efeito Larsen antes que ocorra. Por outro lado, o método de redução de ganho é reativo, porque precisa ocorrer o efeito Larsen para depois ele possa ser eliminado. (BISPO, 2015).

Com exceção dos métodos de filtragem espacial e do AFC, os demais métodos modificam, não somente o sinal de realimentação, mas também o sinal de entrada $u(n)$, implicando na perda de fidelidade do sistema de sonorização. Entretanto, essa perda de fidelidade pode ser negligenciada se não forem percebidas aos ouvidos do público.

O método de filtragem espacial não utiliza nenhum sinal do sistema, apenas limita o espaço entre o microfone e/ou alto-falante para obter a melhor SNR. O método AFC, em teoria, modifica apenas o sinal de realimentação, mantendo a fidelidade do sistema. A vantagem sobre o método de filtragem espacial, é a independência de distância entre o microfone e o alto-falante. Porém, o método AFC tenta descorrelacionar os sinais de entrada e de interferência utilizando os tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa, baseados em gradientes ou mínimos quadrados, mas não conseguem apresentar um desempenho satisfatório. (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). (BISPO; FREITAS, 2015). (HELLGREN; FORSELL, 2001), (SIQUEIRA; ALWAN, 2000).

Por outro lado, os recentes métodos AFC, baseados em cepstro do sinal de microfone (AFC-CM) e em cepstro do sinal de erro (AFC-CE), utilizam o cepstro

dos sinais a fim de calcular estimativas da resposta ao impulso do caminho de realimentação, e utilizá-las para atualizar o filtro adaptativo. (BISPO; FREITAS, 2015). Esses métodos, em particular, o AFC-CE, apresentam resultados muito promissores, no qual é possível aumentar o MSG em até 30dB. (BISPO; FREITAS, 2015).

1.1 OBJETIVOS

O objetivo principal deste trabalho é a implementação, em tempo real, do método AFC-CE, utilizando a linguagem C/C++. Para isso, será necessário:

- Estudar o problema do sistema de sonorização, o efeito Larsen.
- Estudar o método AFC e AFC-CE.
- Implementar e avaliar o método AFC-CE em ambiente de simulação, utilizando software MATLAB e em linguagem C.
- Implementar e avaliar o método AFC-CE em tempo real.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: o Capítulo 2 traz a fundamentação teórica, apresentando conceitos e as formulações matemáticas do problema. O estudo sobre o desempenho do método AFC é apresentado no Capítulo 3. Os materiais e métodos utilizados são discutidos no capítulo 4. No Capítulo 5 é apresentado o desempenho dos algoritmos de filtragem adaptativa tradicionais em sistemas AFC; O Capítulo 6 apresenta o método AFC-CE implementado em software MATLAB e em linguagem de programação C; Os resultados da implementação do método AFC-CE em linguagem C são mostrados no Capítulo 7; Por fim, as considerações finais serão comentadas no Capítulo 8.

1.3 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

Os resultados obtidos neste trabalho foram parcialmente publicados em:

- YAMAMURA, César F.; NOGUEIRA, Wellington M. S.; BISPO, Bruno C. Análise de Mínimos Quadrados do Cancelamento de Realimentação Acústica. Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais – SBrT 2017, São Pedro, São Paulo, p. 742-746, set. 2017.
- NOGUEIRA, Wellington M. S.; YAMAMURA, César F.; BISPO, Bruno C.; THEODORO, Edson A. R.; RODRIGUES, Pedro M. Algoritmo para o Fator de Esquecimento do Método Cepstral de Cancelamento de Realimentação Acústica. XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais – SBrT 2018, Campina Grande, Paraíba, set. 2018.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo o sistema de sonorização é apresentado além dos conceitos gerais de filtros digitais, como filtro adaptativo, filtro de Wiener, algoritmos iterativos, método AFC e o método AFC-CE.

2.1 SISTEMA DE SONORIZAÇÃO

Um típico sistema de sonorização foi ilustrado na Figura 1. O caminho de realimentação modela o acoplamento acústico entre o alto-falante e o microfone e, por simplicidade, também inclui as características do conversor D/A, alto-falante, microfone, e conversor A/D, sendo representado pela função de transferência variante de tempo como: (LJUNG, 1999).

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

ou, alternativamente, pela sua resposta ao impulso $\mathbf{f}(n)$. Os símbolos n e q^{-1} denotam o índice de tempo discreto e o operador de atraso, respectivamente, tal que $q^{-1}x(n) = x(n-1)$ (LJUNG, 1999). A filtragem do sinal $x(n)$ com $F(q, n)$ é denotada como

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

A transformada de Fourier de tempo curto de $\mathbf{f}(n)$ é indicada por $F(e^{j\omega}, n)$ onde $\omega \in [0, 2\pi]$ é a frequência angular.

O caminho de avanço inclui as características do amplificador e dispositivos de processamento de sinal inseridos nesta parte do circuito, sendo representado pela função de transferência definido como: (LJUNG, 1999).

$$G(q, n) = \mathbf{g}^T(n)\mathbf{q} \quad (3)$$

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 da seguinte forma

$$x(n) = \frac{G(q, n)}{1 - G(q, n)F(q, n)}u(n) \quad (4)$$

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

$$\begin{cases} |G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n)| \geq 1 \\ \angle G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n) = 2k\pi, k \in \mathbb{Z} \end{cases} \quad (5)$$

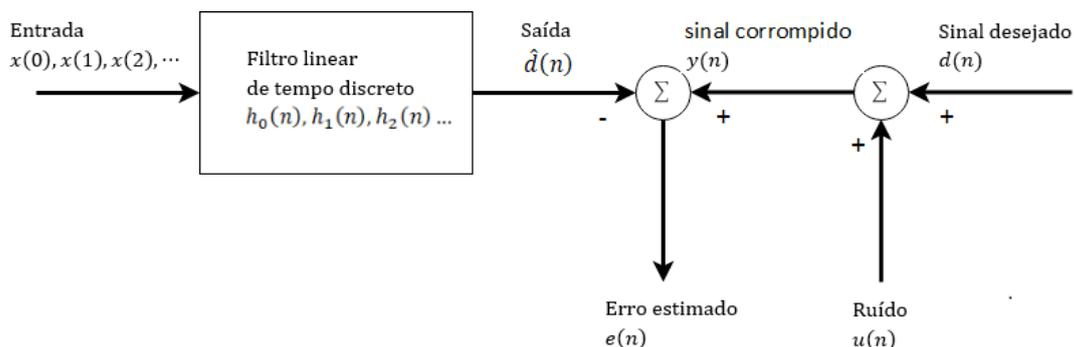
Neste caso, o resultado é o efeito Larsen. (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). Para controlar o efeito Larsen e aumentar o MSG, os métodos AFC utilizam filtros adaptativos para estimar o sinal de realimentação e subtraí-lo do sinal de microfone.

2.2 FILTRAGEM ADAPTATIVA

A filtragem adaptativa é utilizada em diversas áreas. O objetivo principal desse tipo de abordagem é estimar de maneira interativa os coeficientes de um filtro para manipular informações contidas no sinal de entrada de modo a conseguir uma resposta desejada na sua saída. Normalmente, esses filtros não possuem especificações sobre o sistema, fazendo-se necessário um algoritmo adaptativo para reger o comportamento dos seus coeficientes.

Uma maneira simples de interpretar uma filtragem adaptativa é considerando o diagrama de blocos da Figura 2. A entrada do filtro linear discreto consiste em $x(0), x(1), x(2), \dots$, e é caracterizado pela resposta ao impulso h_0, h_1, h_2, \dots . Em algum tempo discreto n , o filtro produz uma saída $\hat{d}(n)$. Esta saída é uma estimativa do sinal desejado $d(n)$. O sinal de erro $e(n)$ é definido como a diferença entre o sinal desejado $d(n)$ e a saída do filtro $\hat{d}(n)$. Assim, o objetivo do filtro é eliminar ou reduzir o erro seguindo algum critério estatístico ou determinístico. (HAYKIN, 2014). Porém, caso o sinal desejado sofra alguma modificação devido a outros sinais imprevisíveis, o sinal desejado não poderá ser completamente conhecido. Na Figura 2, o sinal de ruído $u(n)$ é acrescentado ao sinal desejado, resultando no sinal corrompido $y(n)$. Portanto, o sinal de erro corresponde, à diferença entre o sinal corrompido, $y(n)$, e o sinal de saída do filtro $\hat{d}(n)$.

Figura 2 – Diagrama de blocos de um filtro adaptativo.



Fonte: Adaptado de HAYKIN (2014, p. 109).

O critério para adaptação dos parâmetros do filtro influencia na complexidade e qualidade da resposta ao problema, portanto precisa ser escolhido cuidadosamente. Idealmente, utiliza-se como critério em filtros adaptativos a minimização de função custo J dada pelo valor quadrático médio de um sinal de erro (MSE – *Mean Square Error*). Porém, o MSE é um valor teórico, pois necessita de infinito valores de informação para serem mensuradas, Na prática, a função custo ideal pode ser aproximada por esses três critérios: Mínimos Quadrados (LS), Mínimos Quadrados Ponderados (WLS) e Valor quadrado instantâneo (ISV). Essas funções custo são definidas por (DINIZ, 2013):

$$MSE = J[e(n)] = E[|e(n)|^2] \quad (6)$$

$$LS = J[e(n)] = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n |e(n-i)|^2 \quad (7)$$

$$WLS = J[e(n)] = \sum_{i=0}^n \alpha^2 |e(n-i)|^2 \quad (8)$$

$$ISV = J[e(n)] = |e(n)|^2 \quad (9)$$

onde $E\{\cdot\}$ é o operador valor esperado e α é constante positivo menor do que 1, $0 < \alpha < 1$.

Essas três funções diferem na complexidade de implementação e do modo que eles convergem. Em geral, o ISV é fácil de ser implementado, mas apresenta uma convergência ruidosa, uma vez que representa uma função custo extremamente simplificada. O LS é conveniente na utilização em ambiente estacionário, e WLS é útil em aplicações onde as características do ambiente variam lentamente (DINIZ, 2013).

Existem vários métodos para se derivar algoritmos de filtragem adaptativa, que podem se basear em conceitos estocásticos ou determinísticos, ou até mesmo na formulação matemática de um sistema em um problema de otimização. Apesar da grande diversidade dos algoritmos adaptativos, todos possuem o mesmo objetivo: obter a solução ótima de Wiener.

2.3 FILTRO DE WIENER

A solução para o problema de minimização do MSE pode ser simplificada assumindo a utilização de um filtro com resposta ao impulso finito (FIR) com $N - 1$ atrasos. Sendo assim o vetor de coeficientes do filtro \mathbf{h} será da seguinte maneira (FARHANG-BOROUJENY, 2013):

$$\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ h_2 \ \dots \ h_{N-1}]^T \quad (10)$$

Considerando o vetor entrada $\mathbf{x}(n)$ formado pelo valor atual e valores passados, temos que a saída do filtro será

$$\hat{y}(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) \quad (11)$$

E o sinal de erro $e(n)$ é definido como a diferença entre o sinal desejado $y(n)$ e a atual saída do filtro, temos:

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) = y(n) - \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) \quad (12)$$

Assim, como já definido na Equação (6), o MSE é definido como:

$$\begin{aligned} E[|e(n)|^2] &= E[|(y(n) - \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n))|^2] \\ E[|e(n)|^2] &= E[y^2(n)] + \mathbf{h}^T E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)]\mathbf{h} - 2E[y(n)\mathbf{x}^T(n)]\mathbf{h} \end{aligned} \quad (13)$$

É importante perceber que podemos reescrever a Equação (13) como:

$$E[|e(n)|^2] = E[y^2(n)] + \mathbf{h}^T \mathbf{R} \mathbf{h} - 2\mathbf{p}^T \mathbf{h} \quad (14)$$

onde \mathbf{R} é a matriz de autocorrelação dos componentes do vetor de entrada e \mathbf{p} é o vetor de correlação cruzada entre as componentes do vetor de entrada $x(n)$ e o sinal desejado $d(n)$.

Para determinar o valor mínimo da função custo, calcula-se o gradiente.

$$\nabla_w E[|e(n)|^2] = 2\mathbf{R} \mathbf{h} - 2\mathbf{p} \quad (15)$$

Igualando o vetor gradiente a zero e assumindo que \mathbf{R} é não-singular, a solução ótima de Wiener será (FARHANG-BOROUJENY, 2013):

$$\mathbf{h}_o = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p} \quad (16)$$

Analisando a Equação (16), a solução ótima de Wiener poderá ser obtida em apenas um passo se consideramos que os sinais $x(n)$ e $y(n)$, sejam estacionários de segunda ordem, ou seja, \mathbf{R} e \mathbf{p} não podem variar durante o tempo, e ter conhecimento *a priori* dos dados estatísticos desses sinais. Essas duas condições não são atendidas em qualquer sistema prático, pois os sinais serão não-estacionários e não haverá conhecimento *a priori* dos dados estatísticos.

Portanto, uma forma alternativa de encontrar o coeficiente ótimo para minimizar a função custo é usar um algoritmo iterativo, que parte de um ponto inicial arbitrário e progressivamente irá convergindo para solução ótima.

2.4 ALGORITMO ITERATIVO

O algoritmo iterativo, do ponto de vista do seu desenvolvimento e propriedade de convergência, é um pré-requisito para o entendimento da filtragem adaptativa (FARHANG-BOROJENY, 2013). Há três métodos iterativos baseados em gradientes para a busca do coeficiente ótimo: Método de Newton, Quasi-Newton e Gradiente-descendente.

2.4.1 Método de Newton

O método de Newton é normalmente utilizado para resolver problemas de otimização sem restrições, onde a procura da solução é realizada em sentido descendente, com convergência extremamente rápida, porém envolve um esforço computacional muito intenso pois é calculado o inverso da matriz Hessiana, podendo ainda requerer deduções complexas tanto do gradiente quanto da Hessiana. A fórmula de atualização iterativa é dada por (DINIZ, 2013):

$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) - \mu \mathcal{H}_h^{-1}\{J[e(n)]\} \nabla\{J[e(n)]\} \quad (17)$$

onde μ é o fator que controla a velocidade de mudança do coeficiente do filtro, o $\mathcal{H}_h^{-1}\{J[e(n)]\}$ é a matriz Hessiana, e $\nabla\{J[e(n)]\}$ é o gradiente em relação aos coeficientes do filtro adaptativo da função custo.

2.4.2 Método de Quasi-Newton

Esse método é a versão simplificada do método acima, pois tenta minimizar a função custo utilizando uma estimativa calculada recursivamente do inverso da matriz Hessiana, ou seja (DINIZ, 2013).

$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) - \mu \mathbf{S}(n) \nabla\{J[e(n)]\} \quad (18)$$

onde $\mathbf{S}(n)$ é a estimativa de $\mathcal{H}_h^{-1}\{J[e(n)]\}$, no qual

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{S}(n) = \mathcal{H}_h^{-1}\{J[e(n)]\} \quad (19)$$

2.4.3 Método de gradiente-descendente

Esse método procura o ponto mínimo da função custo seguindo na direção oposta do vetor gradiente dessa função. Consequentemente, a atualização da equação assume essa forma: (DINIZ, 2013).

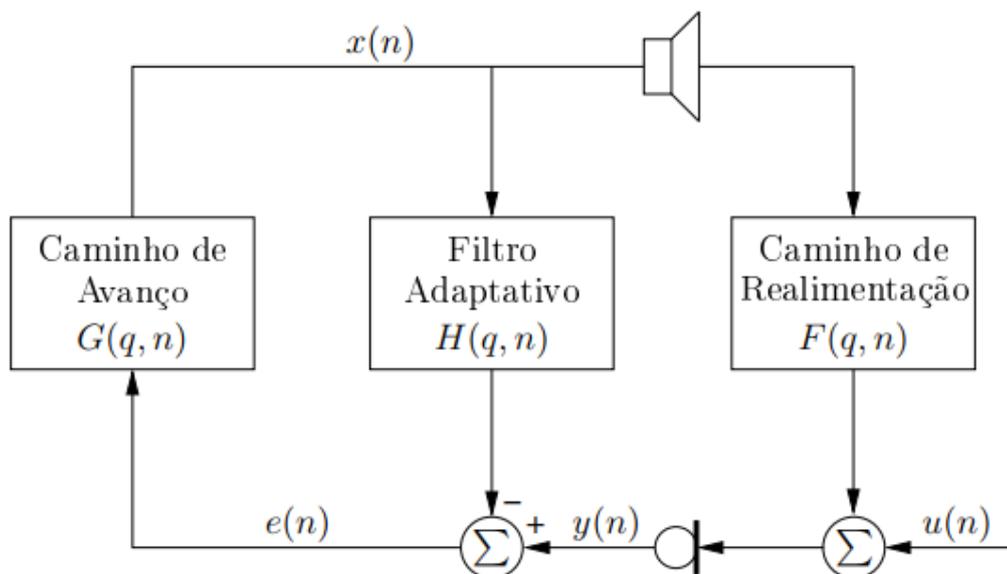
$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) - \mu \nabla\{J[e(n)]\} \quad (20)$$

Em geral, o método do gradiente-descendente é o mais fácil de ser implementado, porém tem uma latência maior para convergir ao ponto ótimo. Por outro lado, o método de Newton precisa de poucas interações para convergir, porém o custo computacional é alto. O método de Quasi-Newton pode ser considerado um bom compromisso entre eficácia computacional do método de gradiente-descendentes e a velocidade de convergência do método de Newton. Porém, o método de Quasi-Newton é suscetível a problema de instabilidade devido à forma recursiva utilizada para gerar a estimativa da matriz inversa de Hessiana. (DINIZ, 2013).

2.5 CANCELAMENTO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA

Um método AFC consiste em cancelamento de sinal de realimentação a partir de um filtro adaptativo $H(q, n)$. Esse esquema é representado na Figura 3 e é similar ao cancelamento de eco acústico (AEC) utilizado em sistemas de teleconferências (BISPO; FREITAS, 2015).

Figura 3 – Cancelamento de realimentação acústica.



Fonte: Adaptado de Bispo e Freitas (2015, p. 89).

Para esta nova configuração do sistema de sonorização, a função de transferência em malha fechada é feita da seguinte forma

$$x(n) = \frac{G(q, n)}{1 - G(q, n)[F(q, n) - H(q, n)]} u(n) \quad (21)$$

E pelo critério de estabilidade de Nyquist, o sistema se tornará instável se houver pelo menos uma frequência ω para a qual

$$\begin{cases} |G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| \geq 1 \\ \angle G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)] = 2k\pi, k \in \mathbb{Z} \end{cases} \quad (22)$$

Com o objetivo de quantificar a amplificação alcançável em um sistema de sonorização, costuma-se definir um ganho de banda larga do caminho de avanço como (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011), (BISPO; FREITAS, 2015).

$$K(n) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} |G(e^{j\omega}, n)| d\omega \quad (23)$$

e extraí-lo de $G(q, n)$ da seguinte forma

$$G(q, n) = K(n)J(q, n) \quad (24)$$

Assumindo que $J(q, n)$ é conhecido e $K(n)$ pode ser variado, o MSG do sistema é definido como (BISPO; FREITAS, 2015).

$$MSG(n)(dB) = -20 \log_{10} \max_{\omega \in P_H(n)} |J(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| \quad (25)$$

onde $P_H(n)$ denota o seguinte conjunto de frequências

$$P_H(n) = \{ \angle G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)] = 2k\pi, k \in \mathbb{Z} \} \quad (26)$$

Com a utilização do filtro adaptativo $H(q, n)$ para identificar o caminho de realimentação $F(q, n)$, analisando a equação (21), o ideal seria se $H(q, n) = F(q, n)$, pois o sistema deixaria de ser em malha fechada. Conseqüentemente, observando a equação (22), o MSG poderá ser infinito, causando nenhuma instabilidade no sistema.

Porém, o método AFC utiliza os tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa, baseados no gradiente ou mínimos quadrados e por isso 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 (HELLGREN; FORSELL, 2001), (SIQUEIRA; ALWAN, 2000).

Como discutido na introdução, devido a correlação entre $x(n)$ e $u(n)$, será implementado no trabalho o método AFC-CE, que utiliza o cepstro do erro em função de $g(n)$ e $f(n)$, a fim de calcular estimativas da resposta ao impulso do caminho de realimentação, e utilizá-las para atualizar o filtro adaptativo $H(q, n)$.

2.6 MÉTODO AFC-CE

Em sistemas de sonorização com filtro adaptativo, como ilustrado na Figura 3, o cepstro do sinal de erro $e(n)$ pode ser definido como (BISPO; FREITAS, 2015).

$$c_e(n) = c_u(n) + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\{g(n) * [f(n) - h(n)]\}^{*k}}{k!} \quad (27)$$

onde $c_u(n)$ é o cepstro do $u(n)$ e $\{\cdot\}^{*k}$ denota k convoluções sucessivas.

O método AFC baseado no cepstro do sinal do erro (AFC-CE) estima $g(n) * [f(n) - h(n)]$, a resposta ao impulso do sistema em malha-fechada, pela seleção das primeiras $L_G + L_H + 1$ amostras do $c_e(n)$. O caminho de avanço $G(q, n)$ pode ser estimado de maneira precisa a partir de seus sinais de entrada e saída por meio de um método de identificação de sistema como, por exemplo, um filtro adaptativo. Assim, assumindo conhecimento prévio de $g(n)$, o método calcula $[f(n) - h(n)]^{\wedge}$, uma estimativa de $[f(n) - h(n)]$, da seguinte maneira

$$[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge = \{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge\} * \mathbf{g}^{-1}(n) \quad (28)$$

Após isso, o método calcula $\hat{\mathbf{f}}(n)$, uma estimativa de $\mathbf{f}(n)$, a partir de (21), como se segue

$$\hat{\mathbf{f}}(n) = [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge + \mathbf{h}(n - 1) \quad (29)$$

Por fim, o método atualiza o filtro adaptativo da seguinte maneira

$$\mathbf{h}(n) = \lambda \mathbf{h}(n - 1) + (1 - \lambda) \hat{\mathbf{f}}(n) \quad (30)$$

onde $0 < \lambda < 1$ é o fator que controla o compromisso entre a robustez a perturbações de curta duração e a capacidade de rastreamento do filtro adaptativo (BISPO; FREITAS, 2015).

Portanto, a cada vez que é aplicado, o método AFC-CE obtém uma estimativa de $\mathbf{f}(n)$ para atualizar $\mathbf{h}(n)$. Dependendo da variação de $\mathbf{f}(n)$ ao longo do tempo, esse esforço computacional pode não valer a pena, em relação ao desempenho, se o método for aplicado a cada nova amostra do sinal de erro $e(n)$. Por isso, na prática, o método é aplicado a cada de N_a amostras, onde N_a é o parâmetro que controla o compromisso entre o desempenho (latência e capacidade de rastreamento) e complexidade computacional.

3 ESTUDO SOBRE O MÉTODO AFC

No método AFC, os tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa apresentam desempenho limitados porque os sinais de entrada, $x(n)$, e interferência, $u(n)$, para o filtro adaptativo $H(q, n)$ são correlacionados.

Esta seção possui dois objetivos: primeiro, apresentar a análise matemática sobre o baixo desempenho dos algoritmos de filtragem adaptativa, utilizando o método dos mínimos quadrados; segundo, exemplificá-lo utilizando sinais de voz e o algoritmo *Recursive Least Squares* (RLS). O RLS é o algoritmo que utiliza a função custo WLS com o método Quase-Newton.

3.1 ANÁLISE DE MÍNIMOS QUADRADOS NOS SISTEMAS AFC

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 do sinal $\{x(k)\}_{k=2-L_H}^0$ do alto-falante. Além disso, considera-se também que o caminho de realimentação é invariante no tempo (isto é, $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}$) 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 definido como (KAY, 1993).

$$\begin{aligned}
 J_n(\mathbf{h}) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n e^2(k) \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n [y(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{h}(n)]^2 \\
 &= \frac{1}{2} [\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{h}(n)]^T [\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{h}(n)]
 \end{aligned} \tag{31}$$

onde as matrizes e vetores de dados são definidos como

$$\mathbf{y} = [y(n) \ y(n-1) \ \dots \ y(1)]^T \quad (32)$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(n) \ \mathbf{x}(n-1) \ \dots \ \mathbf{x}(1)]^T \quad (33)$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L_H+1)]^T \quad (34)$$

O critério do erro, definido em (31), pode ser escrito como

$$J_n(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} [\mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\mathbf{y}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n) + \mathbf{h}^T(n) \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n)] \quad (35)$$

E, assim, o seu gradiente é dado por

$$\mathbf{J}'_n(\mathbf{h}) = -\mathbf{X}^T \mathbf{y} + \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n) \quad (36)$$

O estimador LS é então obtido ao igualar o gradiente a zero, resultando em (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011)

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(n) &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{u} + \mathbf{X} \mathbf{f}) \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} + \mathbf{f} \end{aligned} \quad (37)$$

onde

$$\mathbf{u} = [u(n) \ u(n-1) \ \dots \ u(1)]^T \quad (38)$$

Um estimador pode ser caracterizado pelo seu viés e variância, no qual serão discutidos separadamente. (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011), (KAY,1993).

3.1.1 Viés do estimador LS

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,

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{\mathbf{h}(n)\} - \mathbf{f} \quad (39)$$

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

Substituindo (37) em (39), obtém-se a expressão do viés dada por (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

$$\begin{aligned} \text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} &= E\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} + \mathbf{f}\} - \mathbf{f} \\ &= E\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}\} \end{aligned} \quad (40)$$

Para concluir sobre o viés, é necessário perceber que (40) pode ser escrito como

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = E\left\{\bar{\mathbf{R}}_x^{-1} \bar{\mathbf{p}}_{xu}\right\} \quad (41)$$

onde

$$\bar{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (42)$$

é a matriz de autocorrelação média no tempo de tamanho $L_H \times L_H$ do sinal do alto-falante $x(n)$ (HAYKIN, 2014) e

$$\bar{\mathbf{p}}_{xu} = \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{u} \quad (43)$$

é o vetor de correlação cruzada médio no tempo de tamanho $L_H \times 1$ entre os sinais do alto-falante $x(n)$ e de entrada $u(n)$ (HAYKIN, 2014).

Se $x(n)$ e $u(n)$ são processos estacionários e ergódicos, então, à medida que $n \rightarrow \infty$, tem-se (PREEBLES JUNIOR, 1987)

$$\mathbf{R}_x = \overline{\mathbf{R}}_x \quad (44)$$

e

$$\mathbf{p}_{xu} = \overline{\mathbf{p}}_{xu} \quad (45)$$

onde \mathbf{R}_x é a matriz $L_H \times L_H$ de autocorrelação do sinal do alto-falante $x(n)$ e \mathbf{p}_{xu} é o vetor de correlação cruzada de tamanho $L_H \times 1$ entre o sinal de alto-falante $x(n)$ e a sinal de entrada $u(n)$. Neste caso, a expressão do viés é obtida ao substituir (44) e (45) em (41), resultando em

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = \overline{\mathbf{R}}_x^{-1} \mathbf{p}_{xu} \quad (46)$$

A única possibilidade para que o viés, definido em (46), seja $0_{L_H \times 1}$ é que $\mathbf{p}_{xu} = 0_{L_H \times 1}$, isto é, que o sinal do alto-falante e de entrada sejam ortogonais. Se pelo menos um deles tem média zero, então isso torna-se equivalente a afirmar que eles devem ser não correlacionados. Porém, como indicado na Equação 4, 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.

Desconsiderando os pressupostos de estacionariedade e ergodicidade de $x(n)$ e $u(n)$, uma conclusão semelhante pode ser tirada diretamente de (41), onde o viés pode ser geralmente entendido como não zero porque a natureza de malha fechada do sistema tende a causar $\mathbf{p}_{xu} \neq 0_{L_H \times 1}$. Portanto, de maneira geral, o viés do estimador $h(n)$ 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 $h(n) \neq f$ mesmo que $n \rightarrow \infty$ (KAY, 1993). O efeito no AFC é que o filtro adaptativo $H(q, n)$ estima e remove apenas parte do sinal de realimentação acústica, $f * x(n)$, como também parte de $u(n)$. Conseqüentemente, o sinal $e(n)$ é uma estimativa distorcida do sinal de entrada $u(n)$ (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011), (BISPO; FREITAS, 2015).

Além das definições em (40),(41) e (46), uma nova expressão para o viés pode ser obtida ao perceber que

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{R}}_x &= \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \\ &= \frac{1}{n} \mathbf{J}''_n(\cdot)\end{aligned}\quad (47)$$

e

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{p}}_{xu} &= \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{u} \\ &= \frac{1}{n} \mathbf{X}^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{f}) \\ &= -\frac{1}{n} \mathbf{J}'_n(\mathbf{f})\end{aligned}\quad (48)$$

onde $\mathbf{J}''_n(\cdot)$ é a segunda derivada do critério de erro em função do estimador $\mathbf{h}(n)$. Substituindo (47) e (48) em (41), uma definição do viés em função do critério de erro é obtida como

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = -\mathbf{E} \left\{ [\mathbf{J}''_n(\cdot)]^{-1} \mathbf{J}'_n(\mathbf{f}) \right\} \quad (49)$$

3.1.2 Variância do estimador LS

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 (HAYKIN, 2014), (DINIZ, 2013).

$$\{\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}\} = E\{[\mathbf{h}(n) - \mathbf{f}][\mathbf{h}(n) - \mathbf{f}]^T\} \quad (50)$$

Substituindo (37) em (49), obtém-se a expressão da matriz de covariância dada por

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}][(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}]^T\} \quad (51)$$

que, usando (42) e (43), torna-se

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = E\left\{\bar{\mathbf{R}}_x^{-1} \bar{\mathbf{p}}_{xu} \left[\bar{\mathbf{R}}_x^{-1} \bar{\mathbf{p}}_{xu}\right]^T\right\} \quad (52)$$

Assumindo novamente que $x(n)$ e $u(n)$ são processos estacionários e ergódicos e substituindo (44) e (45) em (52)

$$\begin{aligned} \text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} &= \bar{\mathbf{R}}_x^{-1} \bar{\mathbf{p}}_{xu} \left[\bar{\mathbf{R}}_x^{-1} \bar{\mathbf{p}}_{xu}\right]^T \\ &= \text{viés}\{\mathbf{h}(n)\}[\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\}]^T \end{aligned} \quad (53)$$

A única possibilidade para que a matriz de covariância, definida em (53), seja $0_{L_H \times L_H}$ é que viés $\{\mathbf{h}(n)\} = 0_{L_H \times 1}$, isto é, que o estimador $\mathbf{h}(n)$ seja não enviesado. No entanto, como discutido anteriormente, isso em geral não ocorre porque a função de transferência em malha fechada do sistema faz $\mathbf{p}_{xu} \neq 0_{L_H \times 1}$, o que resulta em um estimador LS enviesado da resposta ao impulso do caminho de realimentação.

Desconsiderando as suposições de estacionariedade e ergodicidade de $x(n)$ e $u(n)$, uma conclusão semelhante pode ser tirada diretamente de (52), onde a matriz de covariância pode ser geralmente entendida como não zero porque a natureza de malha fechada do sistema tende a causar $\mathbf{p}_{xu} \neq 0_{L_H \times 1}$. Portanto, de maneira geral, $\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}$ 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 $u(n)$. 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 (51) pode ser escrita como

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \hat{\mathbf{R}}_u \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}\} \quad (54)$$

ou (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011), (FORSSELL; LJUNG, 1999)

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = [E\{\mathbf{X}^T \mathbf{R}_u^{-1} \mathbf{X}\}]^{-1} \quad (55)$$

onde

$$\hat{\mathbf{R}}_u = \mathbf{u} \mathbf{u}^T \quad (56)$$

é a matriz de autocorrelação de tamanho $n \times n$ do sinal de entrada $u(n)$ (HAYKIN, 2014).

Nos sistemas de sonorização em geral, quando o sinal do alto-falante $x(n)$ está ativo e o sinal de entrada $u(n)$ não está, a matriz de covariância do estimados LS do caminho de realimentação é relativamente pequena porque $\hat{\mathbf{R}}_u \approx \mathbf{R}_u \approx 0$ e, portanto, o filtro adaptativo funciona corretamente. 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. 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. (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

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 (4). 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.

Similarmente ao feito com o viés, este trabalho apresenta uma nova expressão para a matriz de covariância (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). Substituindo (47) e (48) em (51), uma definição da matriz de covariância em função do critério de erro é obtida como

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(\mathbf{n})\} = E\left\{[\mathbf{J}''_n(\cdot)]^{-1} \mathbf{J}'_n(\mathbf{f}) [\mathbf{J}'_n(\mathbf{f})]^T [\mathbf{J}''_n(\cdot)]^{-1}\right\} \quad (57)$$

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo serão abordados materiais e métodos utilizados em dois ambientes diferentes: ambiente de simulação, utilizando MATLAB e Linguagem C/C++, e ambiente em tempo real.

4.1 AMBIENTE DE SIMULAÇÃO

4.1.1 Banco de dados

Os sinais de entrada $u(n)$ foram criados a partir de sinais, dito básicos, de um banco de sinais de voz. Cada sinal básico contém uma sequência curta gravada em um intervalo de tempo de 4 s e frequência de amostragem de 16 kHz. Todas as sentenças foram gravadas por locutores nativos, os quais possuem as seguintes nacionalidades e gêneros (YAMAMURA,

- 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)

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).

4.1.2 Caminho de avanço

Como em (VAN WATERSCHOOT; MOONEN, 2011), (BISPO; FREITAS, 2015), o caminho de avanço $G(q, n)$ foi um filtro invariante no tempo definido com um atraso de d ms e um ganho g_{df_s} , isto é,

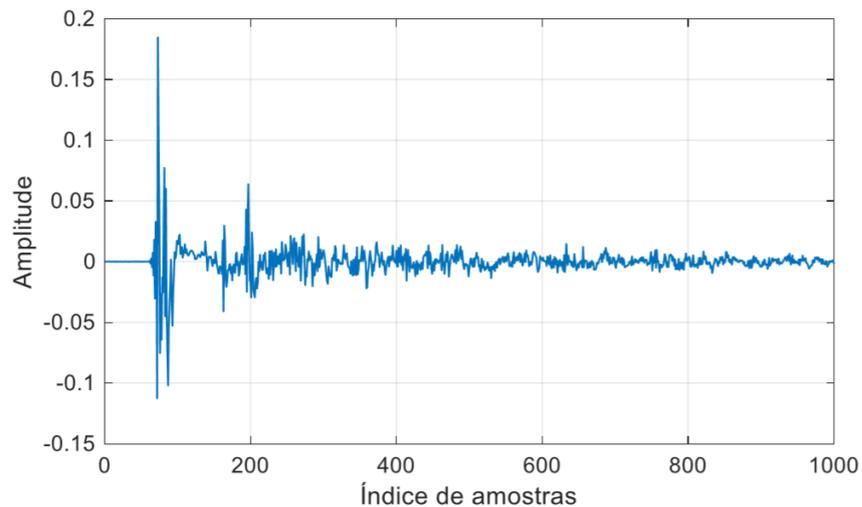
$$G(q) = g_{df_s} q^{-df_s} \quad (58)$$

Nos experimentos realizados é definido um atraso de $d = 25ms$ e a frequência de amostragem de $f_s = 16kHz$. Esses valores foram escolhidos de forma que o sistema tivesse uma margem de ganho estável inicial igual 3dB.

4.1.3 Caminho de realimentação

A resposta ao impulso f do caminho de realimentação acústica foi parte de uma resposta ao impulso de sala proveniente de (JEUB, SHAFER, VARY; 2009). A resposta ao impulso de sala teve sua frequência de amostragem reduzida para $f_s = 16\text{ kHz}$, teve suas amostras correspondentes ao atraso inicial removidas e, por motivos computacionais, foi truncada de forma $L_F = 1000$. O resultado é exibido na Figura 4.

Figura 4 – Resposta ao impulso f do caminho de realimentação.



Fonte: Autoria própria.

4.2 METODOLOGIA APLICADA NA SIMULAÇÃO.

Nessa Seção foi definido as métricas utilizadas para avaliar a performance do método AFC-CE.

4.2.1 Desalinhamento

O desalinhamento normalizado (MIS) mede o quão o filtro adaptativo aproxima-se do caminho de realimentação e é definido em (BISPO; FREITAS, 2015) como

$$\text{MIS}(n) = \frac{\|\mathbf{f} - \mathbf{h}(n)\|}{\|\mathbf{f}\|} = \frac{\|F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)\|}{\|F(e^{j\omega}, n)\|} \quad (59)$$

Pela Equação 59 entende-se que quanto menor for o valor do $\text{MIS}(n)$, mais próximo o valor do filtro adaptativo está em relação ao caminho de realimentação.

4.2.2 Máximo ganho estável.

O principal objetivo dos métodos AFC é aumentar o MSG do sistema de sonorização, o qual tem limite superior devido à realimentação acústica. Será utilizada a função já definida no seção 2.5, Equação (25).

4.2.3 Avaliação

A implementação do método AFC-CE, primeiramente, no software MATLAB, devido a fácil linguagem e a interface gráfica, será avaliada conforme os

resultados apresentados no artigo (BISPO; FREITAS, 2015) no qual avalia o desempenho do método pela medição do MSG e MIS em duas simulações.

Na primeira simulação, o ganho de amplificação é constante ($\Delta K = 0$) durante 20s, e na segunda, o ganho permanece em seu valor inicial por 5s e, em seguida, aumenta-se para $\Delta K = 30\text{dB}$ a uma taxa de 1 dB/s, com o objetivo de simular uma pessoa aumentando o ganho de amplificação, e após isso, o ganho fica constante durante 10s para verificar o se o filtro adaptativo conseguirá manter a estabilidade do sistema mesmo com o um elevado ganho de amplificação. Após a verificação da implementação correta no software MATLAB, será implementado o método em linguagem C, o qual passará pela mesma avaliação.

4.3 MATERIAIS PARA AMBIENTE EM TEMPO REAL.

4.3.1 Microfone Behringer ECM8000

O microfone Behringer ECM8000 é um microfone condensador de medição, que possui uma resposta em frequência plana, de 15Hz a 20kHz e uma resolução de som ultra alta, além de ser omnidirencional. O microfone está ilustrado na Figura 5.

Figura 5 – Microfone Behringer ECM8000.



Fonte: <https://www.musicfriends.com.br/microfone-para-medicao-behringer-ecm8000-ultra-linear>

4.3.2 Focusrite Scarlett 2i2 (2ª Geração)

O Focusrite Scarlett 2i2 é um aparelho de interface de áudio para gravação e reprodução. Neste trabalho, ele foi utilizado como um conversor digital, pois conta com uma resolução de 24bits em taxas de amostragem de até 192kHz, com uma faixa de ganho de 50dB. O aparelho possui uma conexão USB, facilitando a aquisição dos sinais de entrada para o computador de forma simultânea. A Figura 6 ilustra o aparelho.

Figura 6 – Focusrite Scarlett 2i2 (2ª Geração).



Fonte: <https://focusrite.com/usb-audio-interface/scarlett/scarlett-2i2>

4.3.3 Alto-Falantes

Neste trabalho foram utilizados dois alto-falantes.

- Caixa de som USB com uma resposta de frequência de 20Hz a 20kHz para reproduzir o sinal de saída do sistema. Essa caixa está ilustrada na Figura 7.
- Caixa de som sem fio, da marca JBL, com uma resposta de frequência de 180Hz a 20kHz para reproduzir o sinal da fonte, os mesmos sinais de voz usado na simulação, descrito na Seção 4.1.1. Essa caixa de som, ilustrada na Figura 8, estava conectada com o aparelho celular via *Bluetooth*, para facilitar o controle da reprodução dos sinais de voz.

Figura 7 – Caixa de som USB



Fonte: Autoria Própria.

Figura 8 – Caixa de som sem fio

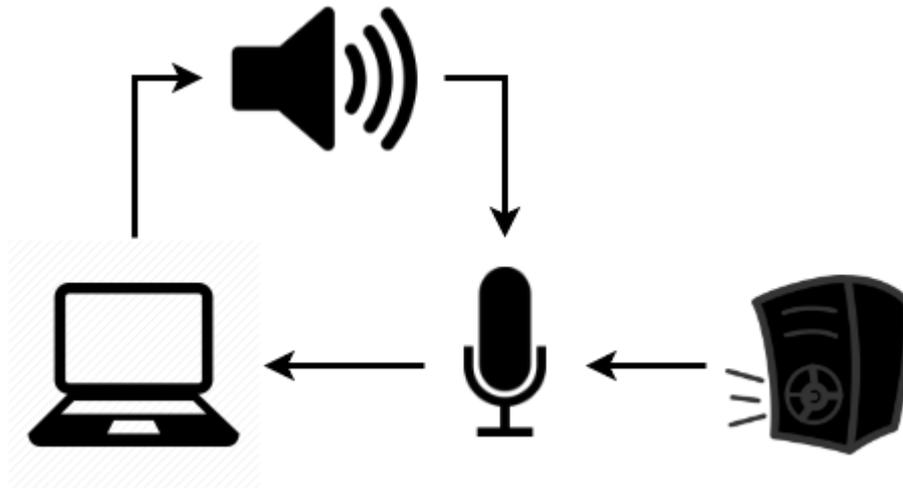


Fonte: <https://www.fastshop.com.br/wcsstore/FastShopCAS/manuais/AD/JBL/JBLGOPTO.pdf>

4.4 METODOLOGIA APLICADA EM TEMPO REAL

Após os testes em ambiente de simulação, foi implementada o método, em linguagem C/C++, para ser testado em tempo real. A metodologia utilizada para avaliar o método AFC-CE está ilustrada na Figura 9.

Figura 9 – Diagrama do teste em tempo real.



Fonte: Autoria própria.

O notebook será responsável por todo o processamento de sinais, desde a aquisição de dados do microfone, amplificação do sinal até a implementação do método AFC-CE e a reprodução do sinal. Os sinais de entrada serão reproduzidos por outra caixa de som. O mesmo banco de dados utilizado para simulação será utilizado para os testes práticos. O caminho de realimentação acústica físico compreende o caminho percorrido pelo som entre alto-falante e microfone.

A avaliação do método acontecerá da seguinte maneira. Em um primeiro momento, será medido o MSG sem o método AFC-CE, deixando o microfone e a caixa de som da saída do sistema numa distância fixa e aumentaremos o ganho de amplificação até que ocorra o efeito Larsen. Num segundo momento, será realizado o mesmo procedimento, mas com o método AFC-CE, e será verificada se houve alguma melhora no ganho de amplificação.

5 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MÉTODO AFC

Para corroborar as conclusões sobre o viés e a matriz de covariância do estimador LS, foram realizados dois experimentos em ambiente simulado utilizando sinais de voz. No primeiro, 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.

O ambiente de simulação foi configurado conforme descrito na seção 4.1. O caminho de realimentação corresponde ao que foi apresentado na seção 4.1.3. O caminho de avanço é definido como (58), com $df_s = L_G - 1$, onde $L_G = \{1,100,400,800\}$, e $L_G - 1$ foi estabelecido de forma que a margem de ganho estável inicial do sistema fosse igual a 3 dB. As métricas de avaliação correspondem ao desalinhamento normalizado, definido em (59), e também o MSG, definido em (25). Por fim, os sinais de voz utilizados são descritos na seção 4.1.1.

5.1 EXPERIMENTO 1

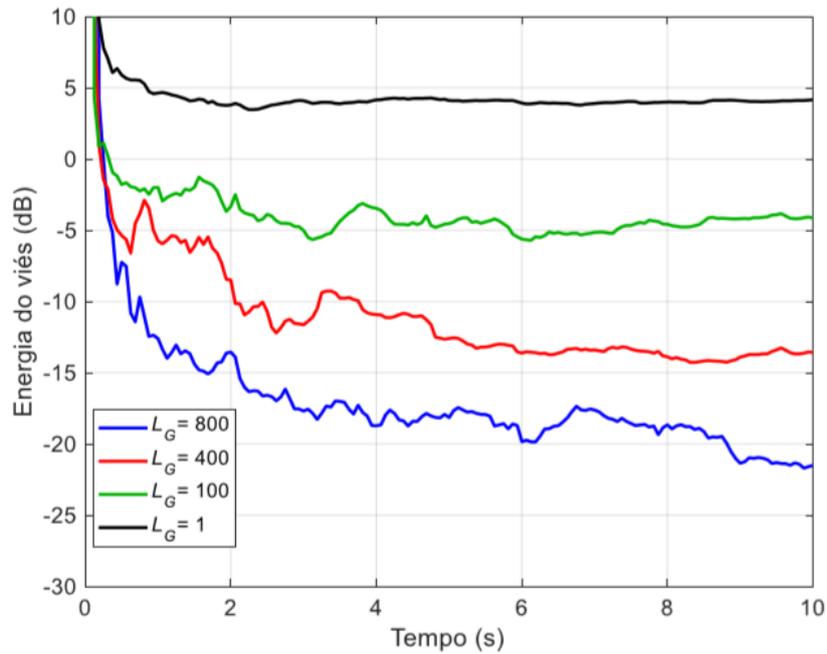
Neste experimento, o viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ foi estimado ao longo do tempo, segundo (40), para várias razões sinal-ruído ambiente (SNR) tais que $\text{SNR} = \{\infty, 30, 20, 10, -\infty\}$ dB.

A energia de viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ para $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e $L_G = \{1,100,400,800\}$ é exibida na Figura 10. Pode-se observar que, após 10s, a energia do viés é diferente de zero e apresenta, embora ligeiramente, comportamento de decaimento apenas para $L_G = 800$. Este resultado comprova a existência de viés. Também pode ser observado que a energia do viés diminui à medida que L_G aumenta, o que é explicado pelo fato de que o aumento do L_G diminui os valores de $\bar{\mathbf{p}}_{xu}$ quando $u(n)$ é uma fala, uma vez que a função de autocorrelação dos sinais de fala decai com o atraso crescente.

Além disso, a energia de viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ para $L_G = 400$ e $\text{SNR} = \{\infty, 30, 20, 10\}$ dB é mostrada na Figura 11. Pode-se observar que a energia do viés diminui à medida que a SNR também diminui, o que é explicado pelo fato de que o uso

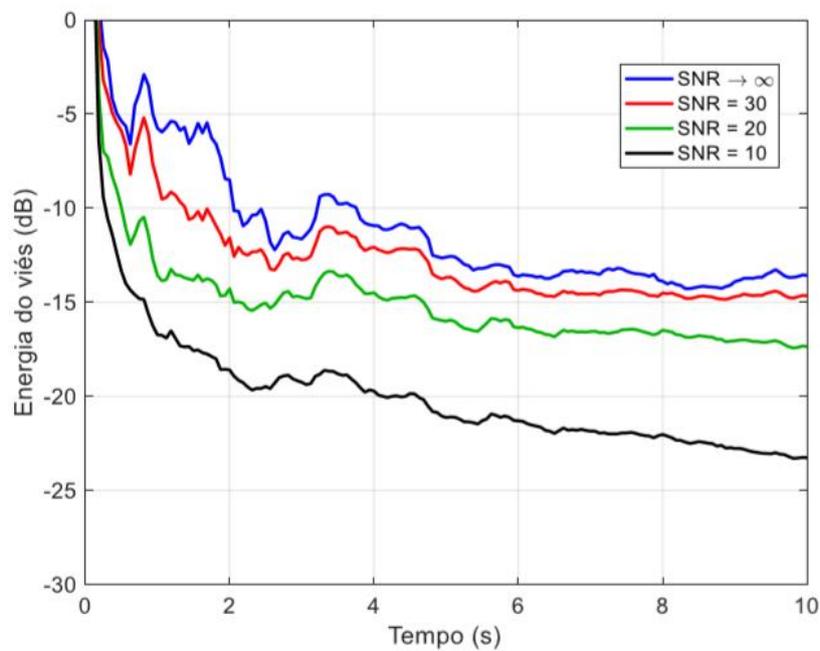
de ruído gaussiano branco como ruído ambiente $r(n)$ diminui os valores de \bar{p}_{xu} devido ao atraso introduzido por $G(q, n)$.

Figura 10 – Energia do viés $\{h(n)\}$ para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G



Fonte: Autoria própria.

Figura 11 – Energia do viés $\{h(n)\}$ para sinais de fala $L_G = 400$ e vários valores de SNR.

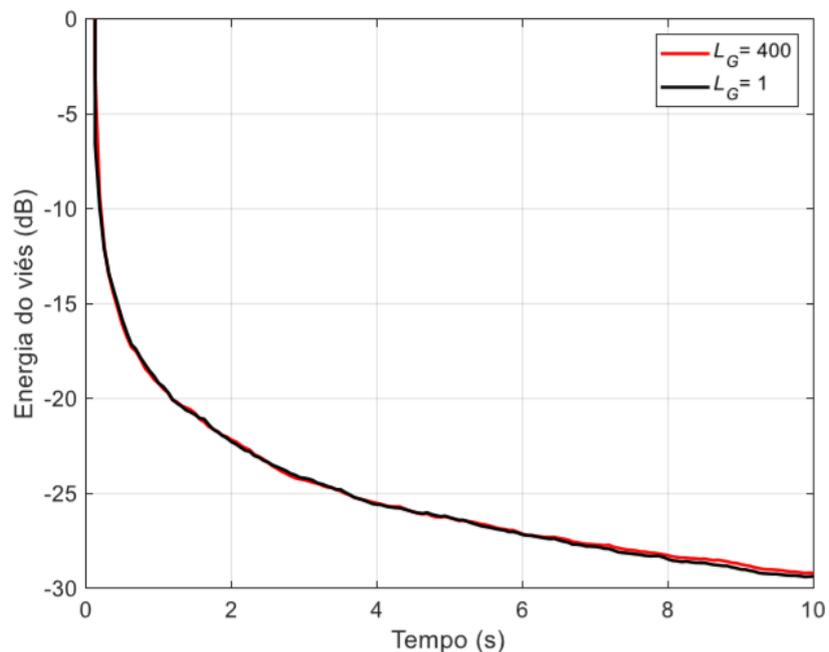


Fonte: Autoria própria.

Finalmente, a energia de viés $\{h(n)\}$ para ruído gaussiano branco ($\text{SNR} \rightarrow \infty$) e $L_G = \{1, 400\}$ é mostrada na Figura 12. Pode-se observar que os valores das energias do viés eram praticamente os mesmos, o que é explicado pelo fato de que um único atraso introduzido por $G(q, n)$, em teoria, descorrelaciona completamente $x(n)$ e $u(n)$ quando este último é ruído gaussiano branco. Vale ressaltar que a energia do viés ainda não é zero após 10s, embora seja muito menor do que para a fala, porque $r(n)$ era, de fato, sequências de valores pseudoaleatórios retirados da distribuição normal padrão.

Em geral, as energias de viés $\{h(n)\}$ eram relativamente pequenas porque os valores absolutos de f são muito menores que 1, como pode ser visto, por exemplo, na Figura 4. Mas, mesmo assim, todos os resultados apresentados corroboram a discussão teórica anterior sobre a existência de viés $\{h(n)\}$ e sua relação direta com a correlação cruzada entre o sinal do alto-falante $x(n)$ e o sinal de entrada $u(n)$.

Figura 12 – Energia do viés $\{h(n)\}$ para ruído gaussiano branco e $L_G = \{1, 400\}$.



Fonte: Autoria própria.

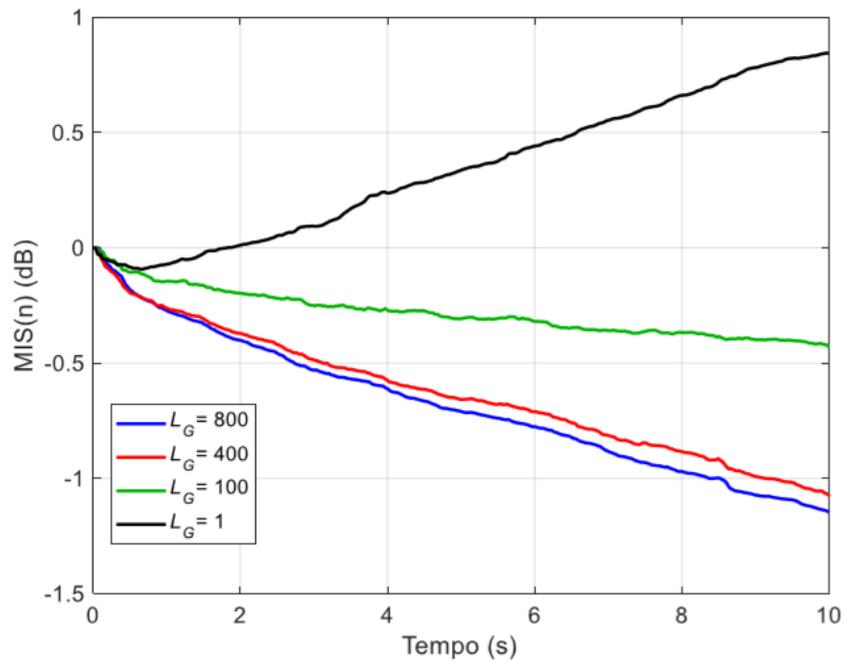
5.2 EXPERIMENTO 2

Neste experimento, a lenta velocidade de convergência dos algoritmos de filtragem adaptativa tradicionais quando aplicados ao método AFC foi exemplificada usando o algoritmo RLS, $L_H = L_F = 1000$ e $SNR = \{\infty, 30, 20, 10, -\infty\}$ dB. Os parâmetros (δ e λ) do algoritmo RLS foram otimizados para cada sinal. A partir de intervalos pré-definidos, os valores de δ e λ foram escolhidos empiricamente para obter-se um sistema estável em todos os instantes e minimizar o valor médio de $MIS(n)$.

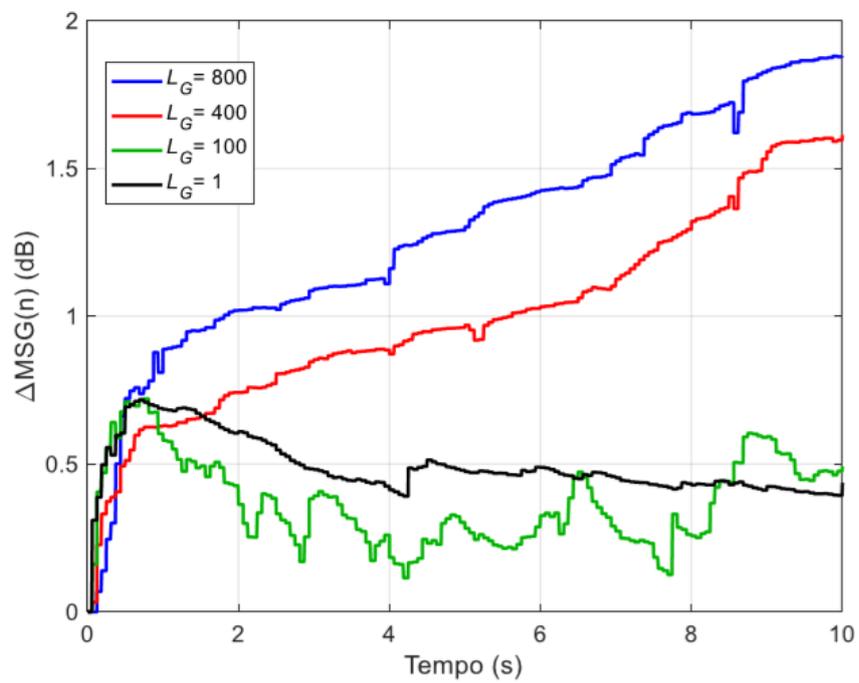
Os resultados para $SNR \rightarrow \infty$ e $L_G = \{1, 100, 400, 800\}$ são exibidos na Figura 13. Observa-se que o desempenho do algoritmo RLS melhora à medida que L_G aumenta porque, quando $u(n)$ é fala, o aumento de L_G faz diminuir os valores de $\bar{\mathbf{p}}_{xu}$ e, conseqüentemente, de $cov\{\mathbf{h}(n)\}$. Além disso, os resultados para $L_G = 400$ e $SNR = \{\infty, 30, 20, 10\}$ dB são mostrados na Figura 14. Pode-se notar que o desempenho do algoritmo RLS melhora à medida que a SNR diminui, o que é explicado pelo fato de que o uso do ruído gaussiano branco como ruído ambiente $r(n)$ diminui os valores de $\bar{\mathbf{p}}_{xu}$ e, conseqüentemente, de $cov\{\mathbf{h}(n)\}$. Nota-se que os resultados para $SNR = \{\infty, 30\}$ dB foram praticamente os mesmos.

No entanto, após 10 s em todos os casos, $MIS > -1,6$ dB $MSG < 2,5$ dB. Estes resultados exemplificam o fraco desempenho dos algoritmos tradicionais de filtragem adaptativa quando aplicados ao método AFC e são explicados pelo fato de que, quando $u(n)$ é fala, \mathbf{R}_u é tal que $cov\{\mathbf{h}(n)\}$ seja grande. Este fato é ainda mais surpreendente por causa da conhecida alta velocidade de convergência do algoritmo RLS quando a propagação do autovalor de \mathbf{R}_x é grande como ocorre para os sinais de fala (DINIZ, 2013).

Figura 13 – Resultados médios do algoritmo RLS para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G : (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$.



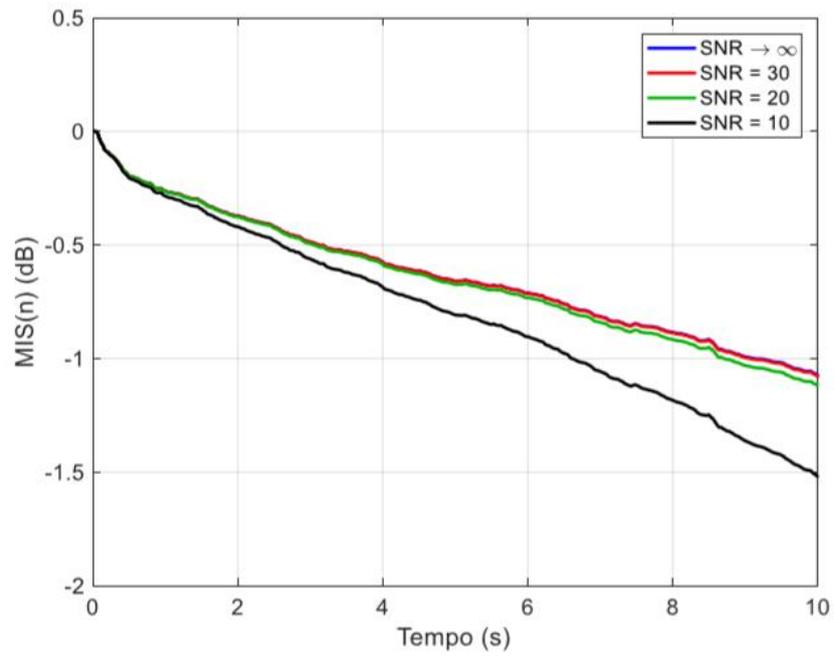
(a)



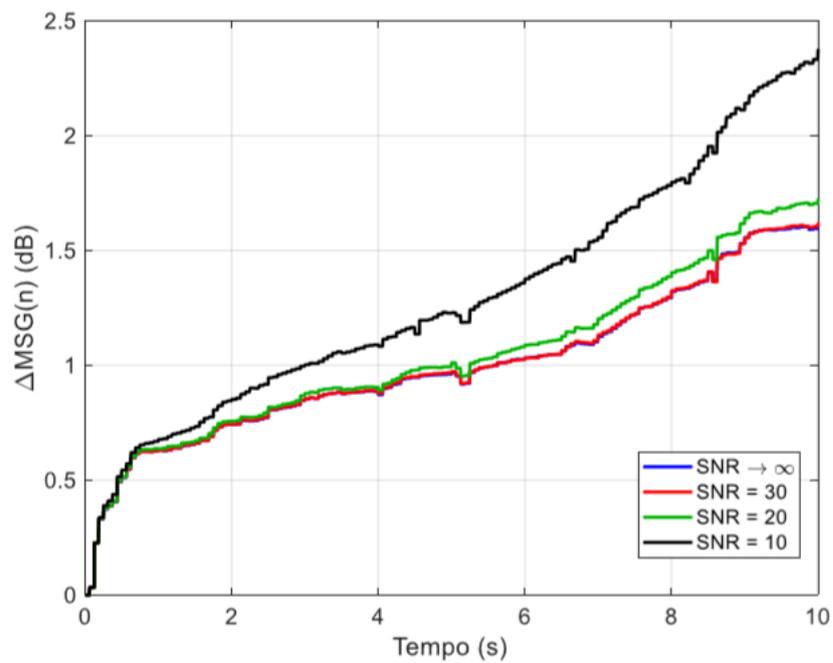
(b)

Fonte: Autoria própria.

Figura 14 – Resultados médios do algoritmo RLS para sinais de fala, $L_G = 400$ e vários valores de SNR: (a) $MIS(n)$; (b) $\Delta MSG(n)$.



(a)



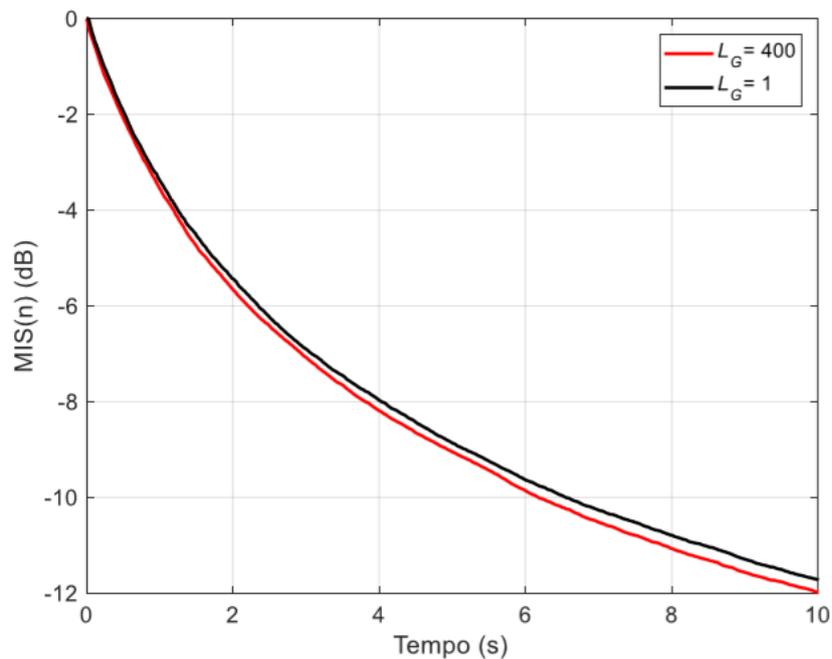
(b)

Fonte: Autoria própria.

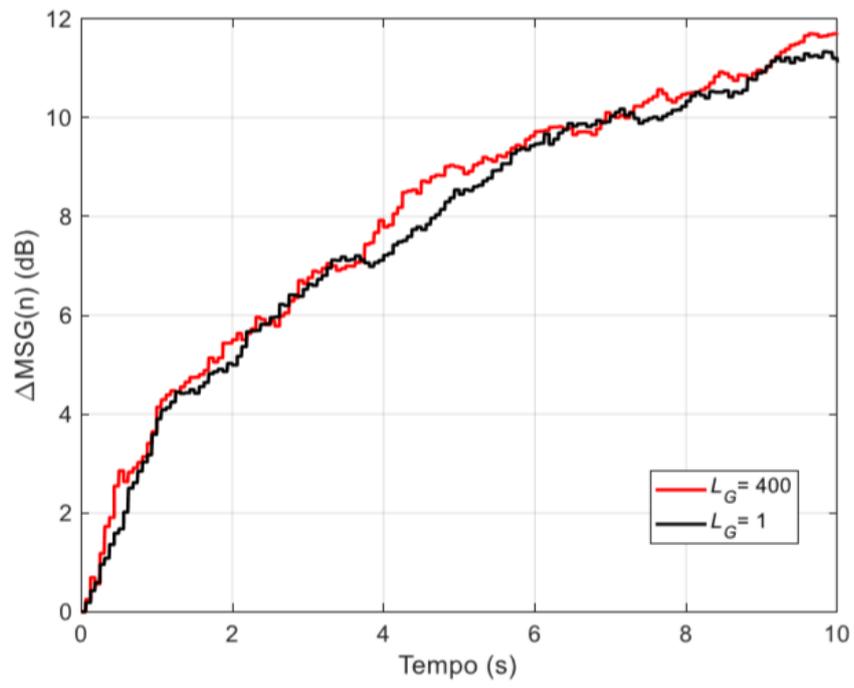
Finalmente, os resultados para o ruído gaussiano branco ($\text{SNR} \rightarrow -\infty$) e $L_G = \{1, 400\}$ são mostrados na Figura 15. Observa-se que, para esses valores de L_G , os valores de $\text{MIS}(n)$ e $\text{MSG}(n)$ foram similares ao longo do tempo, o que é explicado pelo fato de que um atraso amostral introduzido por $G(q, n)$, em teoria, descorrelaciona completamente $x(n)$ e $u(n)$ quando este último é ruído gaussiano branco. Além disso, nota-se que os resultados para o ruído gaussiano branco foram muito melhores do que para os sinais de fala, atingindo $\text{MIS} \approx -12\text{dB}$ e $\text{MSG} \approx 12\text{dB}$ após 10 s. Isso deve-se ao fato de que o uso do ruído gaussiano branco faz com que $\mathbf{p}_{xu} \approx \mathbf{0}_{L_H \times 1}$ e $\mathbf{R}_u \approx \mathbf{I}_{n \times n}$ reduzam os valores de $\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}$ e, conseqüentemente, melhorem o desempenho do algoritmo RLS.

Portanto, todos os resultados apresentados exemplificam o fraco desempenho dos algoritmos tradicionais de filtragem adaptativa quando aplicados ao método AFC. Este fato torna o uso desses algoritmos praticamente inviável, sendo necessário o desenvolvimento de outros métodos para estimar \mathbf{f} nos sistemas AFC.

Figura 15 – Resultados médios do algoritmo RLS para ruído gaussiano branco e $L_G = \{1, 400\}$: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$.



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

6 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE EM MATLAB E EM LINGUAGEM C

Este Capítulo tem como objetivo apresentar a implementação do método AFC-CE no software MATLAB, comparando com os resultados descritos no artigo (BISPO; FREITAS, 2015). Após isso, será apresentada a implementação em linguagem C, comparando os resultados adquiridos na implementação em MATLAB.

Nas duas implementações foram utilizados as mesmas configurações descritas na seção 4.1 e o critério de avaliação, descrito na Seção 4.2.

6.1 RESULTADOS DA AVALIAÇÃO NO SOFTWARE MATLAB.

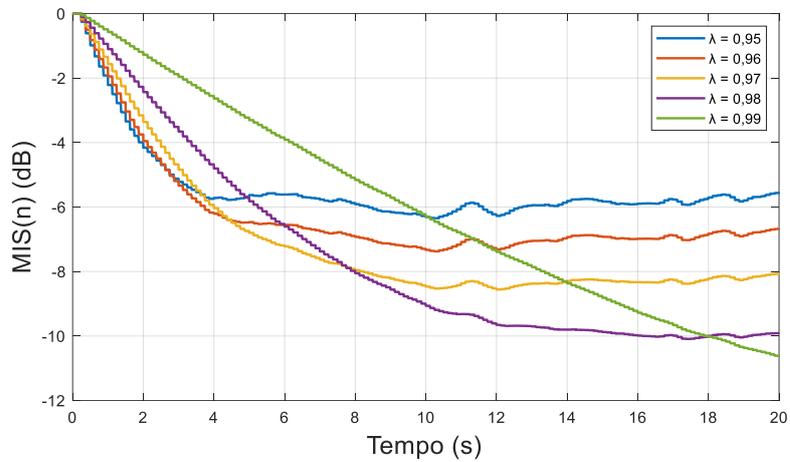
Para a avaliação do desempenho do método AFC-CE, foram realizados dois experimentos, conforme descrito na Seção 4.2.3. Seguindo os resultados apresentados no artigo (BISPO; FREITAS, 2015), o método apresenta um desempenho satisfatório, no que diz respeito à velocidade de convergência e limite de desalinhamento, para $0,95 \leq \lambda \leq 0,99$. Portanto, serão apresentados resultados utilizando valores λ dentro deste intervalo.

6.1.1 Experimento 1

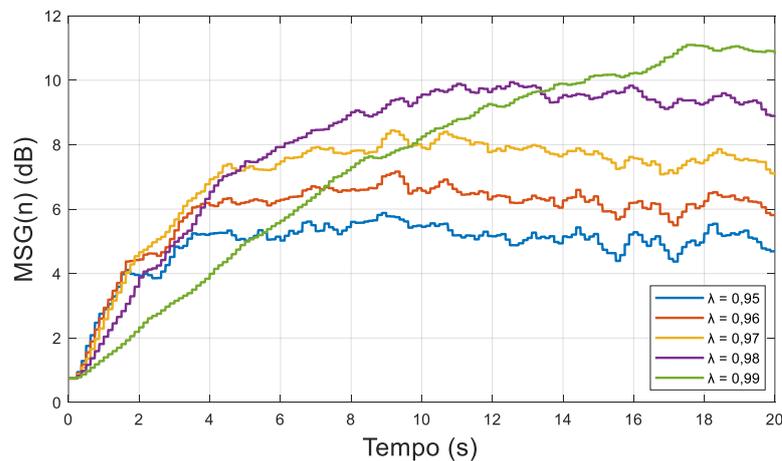
Neste experimento foi realizado uma simulação para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ com o ganho de amplificação constante ($\Delta K = 0$) durante 20s e $L_H = L_F$. A Figura 12 exibe os resultados médios do método AFC-CE.

Percebe-se que, em geral, quanto menor o valor do λ , maiores são as velocidades de convergência, porém, a Figura 16(a) demonstra que o limite de desalinhamento é menor conforme aumenta o valor do λ . E na Figura 16(b), o método AFC-CE apresenta melhor desempenho em relação ao máximo ganho estável a medida que o valor de λ é elevado, porém, com uma lenta velocidade de convergência.

Figura 16 – Resultados médios do método AFC-CE em MATLAB com $\Delta K = 0\text{dB}$: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$.



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

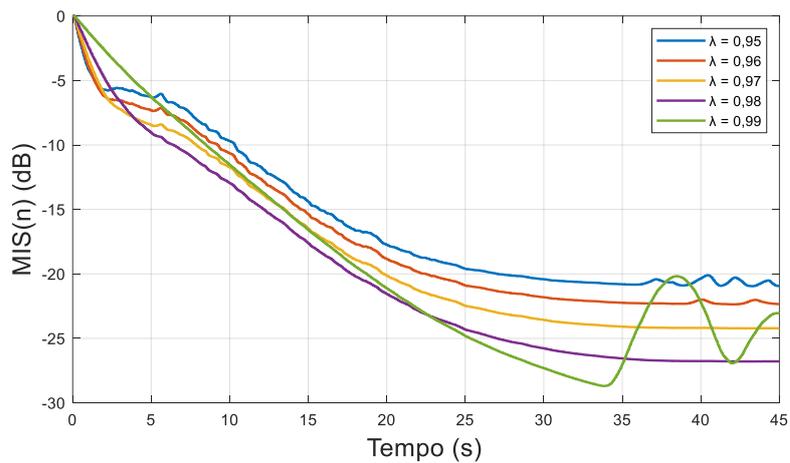
6.1.2 Experimento 2

Neste experimento foi realizado uma simulação para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ e $L_H = L_F$, com o ganho de amplificação que permanece em seu valor inicial por 5s e, em seguida, vai aumentando em $\Delta K = 30\text{dB}$ a uma taxa de 1 dB/s , e após isso, o ganho fica constante durante 10s.

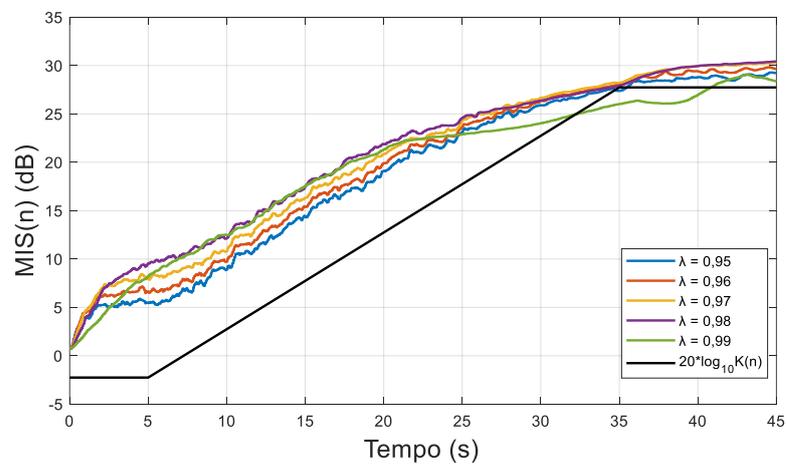
Os resultados são exibidos na Figura 17. Pode-se observar que, na Figura 17(a), como no resultado anterior, quanto menor o valor de λ , maior a sua velocidade de convergência, porém, pior em relação ao seu limite de desalinhamento. Contudo,

para $\lambda = 0,99$, o sistema se torna instável entre 34 e 40s, como também pode ser observado na Figura 17(b), no qual o MSG do sistema para $\lambda = 0,99$ é inferior a 30dB. Por fim, nota-se que o sistema com $\lambda = 0,95$ se torna instável brevemente ao 35s, aproximadamente.

Figura 17 – Resultados médios do método AFC-CE em MATLAB com $\Delta K = 30\text{dB}$: (a) MIS(n); (b) MSG(n).



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

6.2 RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DO MÉTODO EM LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO C.

O método AFC-CE foi implementado em linguagem de programação C pois posteriormente será utilizado na implementação em tempo real utilizando a linguagem de programação C++. Para a avaliação da implementação do método AFC-CE, foram utilizadas as mesmas configurações de simulação no software MATLAB e os mesmos experimentos, para compararmos os resultados.

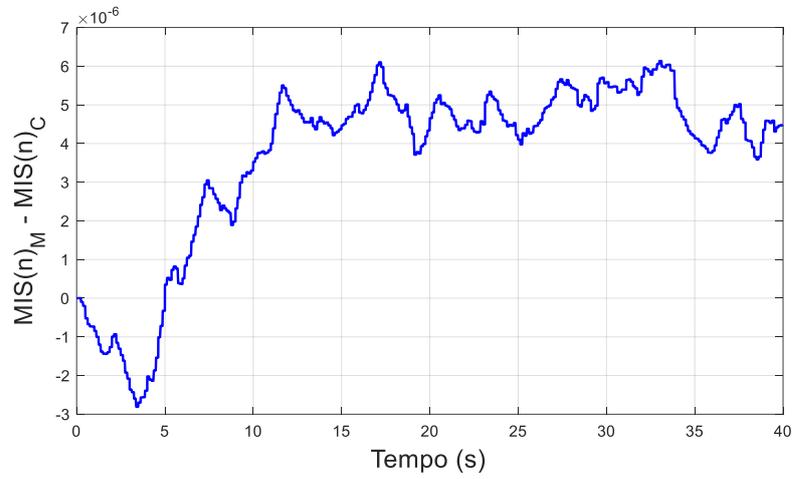
6.2.1 Experimento 1

Neste experimento foi realizada uma simulação para $\lambda = 0,97$ com o ganho de amplificação constante ($\Delta K = 0$) durante 20s. Na Figura 18 é possível notar a diferença entre os resultados obtidos na implementação em MATLAB e em linguagem de programação C.

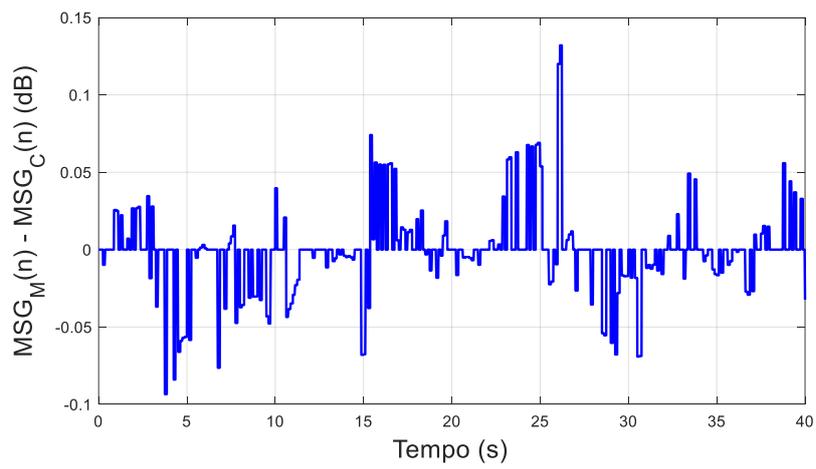
A Figura 18(a) apresenta a diferença entre os resultados de desalinhamento do sistema, e o seu erro quadrático médio (MSE) é $5,0625 \times 10^{-14}$. Na Figura 18(b) nota-se que em alguns instantes de tempo, a sua diferença é maior que 0,05, no entanto, o MSE, é $4,7381 \times 10^{-5}$. A Figura 18(c) apresenta a diferença entre os sinais de erro, com $MSE = 5,2412 \times 10^{-13}$ e na Figura 18(d), é mostrada a diferença entre as respostas ao impulso, após a sua última atualização, com $MSE = 3,3544 \times 10^{-18}$.

Todas as comparações realizadas entre as duas implementações apresentam um valor de erro quadrático médio pequenos, isso corrobora a correta implementação do método em linguagem de programação C.

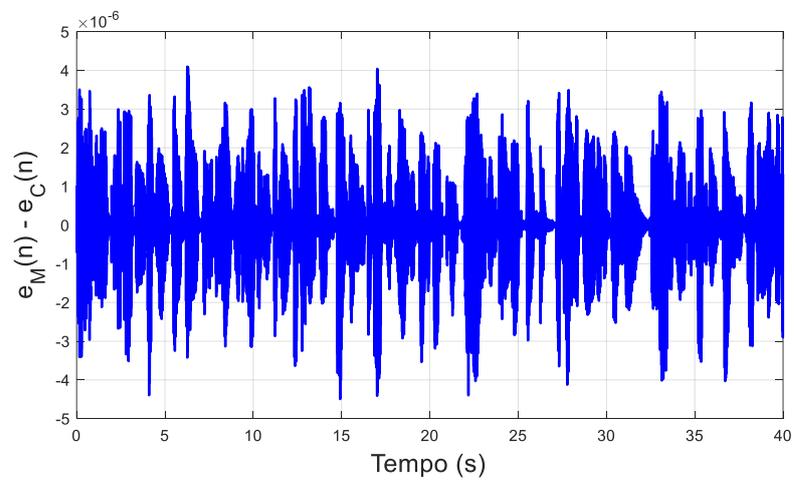
Figura 18 – Diferença de resultados entre a implementação em MATLAB e em linguagem de programação C com $\Delta K = 0\text{dB}$: (a) $MIS_M(n) - MIS_C(n)$; (b) $MSG_M(n) - MSG_C(n)$; (c) $e_M(n) - e_C(n)$; (d) $h_M(n) - h_C(n)$



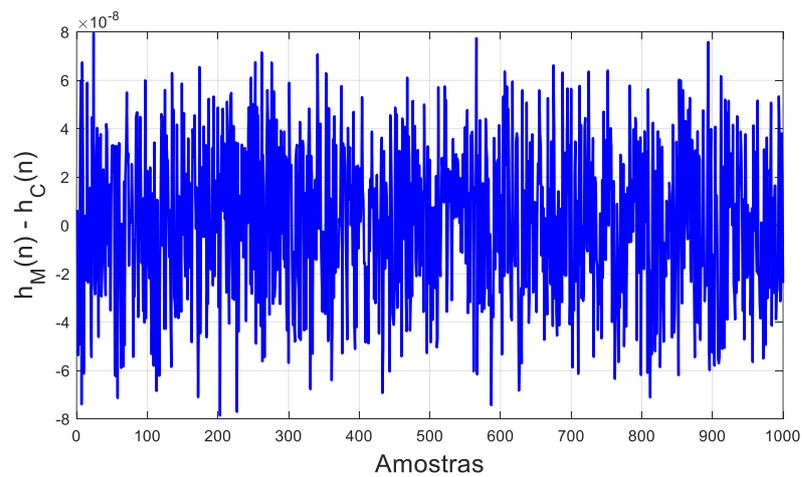
(a)



(b)



(c)



(d)

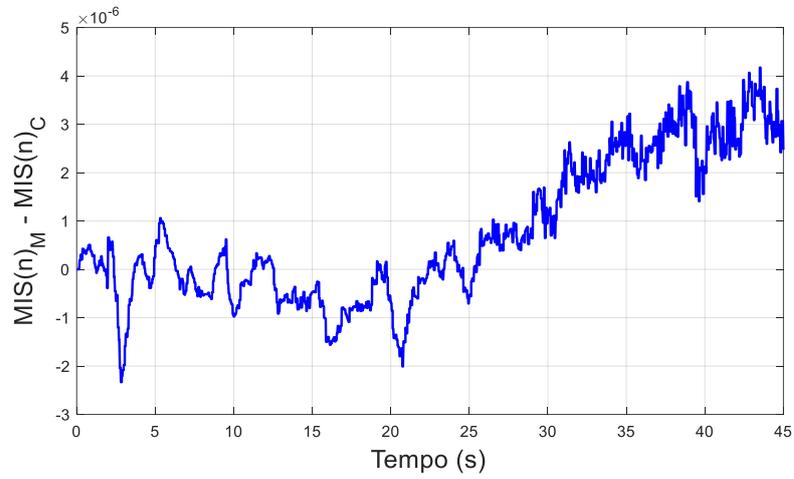
Fonte: Autoria própria.

6.2.2 Experimento 2

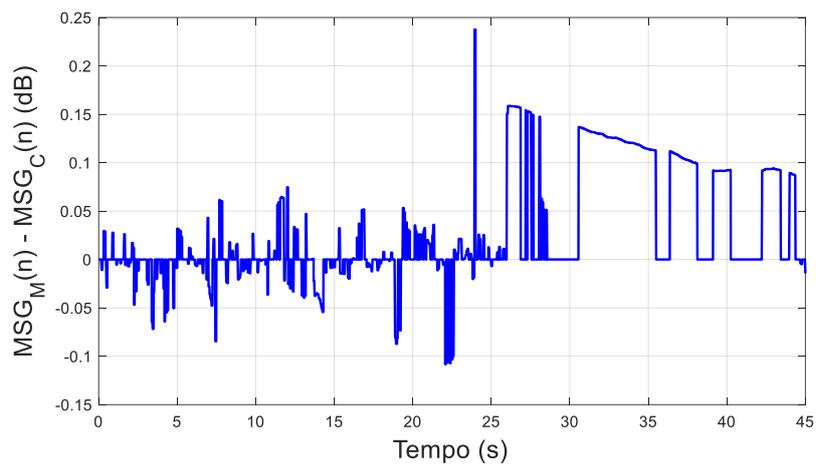
Neste experimento verificou-se o desempenho do método AFC-CE considerando um aumento de ganho de $\Delta K = 30\text{dB}$ em programação C. Foram analisados os resultados para $\lambda = 0,97$.

A Figura 19 ilustra a diferença entre os resultados das duas implementações. Os erros quadráticos médios resultantes são: $(a) = 4,6305 \times 10^{-16}$, $(b) = 2,36 \times 10^{-2}$, $(c) = 5,3066 \times 10^{-13}$ e $(d) = 8,1524 \times 10^{-16}$. Como os valores do erro quadrático médio são baixos, pode-se concluir que a implementação em linguagem de programação C está correta.

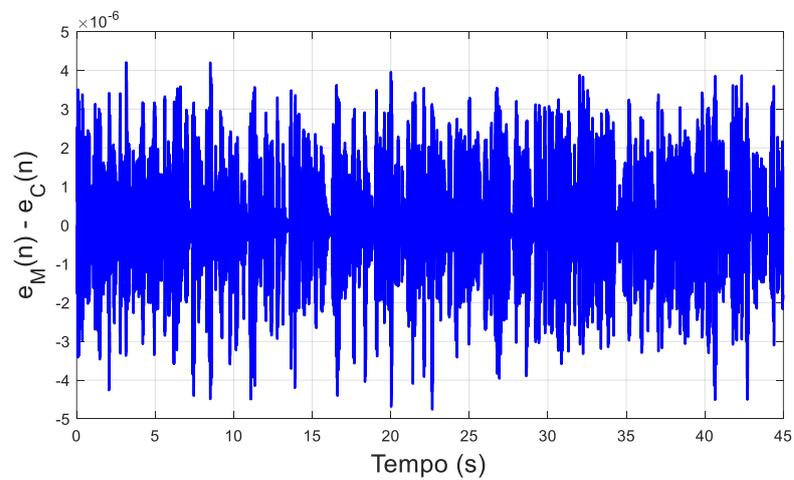
Figura 19 – Diferença de resultados entre a implementação em MATLAB e em linguagem de programação C com $\Delta K = 30\text{dB}$: (a) $\text{MIS}_M(n) - \text{MIS}_C(n)$; (b) $\text{MSG}_M(n) - \text{MSG}_C(n)$; (c) $e_M(n) - e_C(n)$; (d) $h_M(n) - h_C(n)$



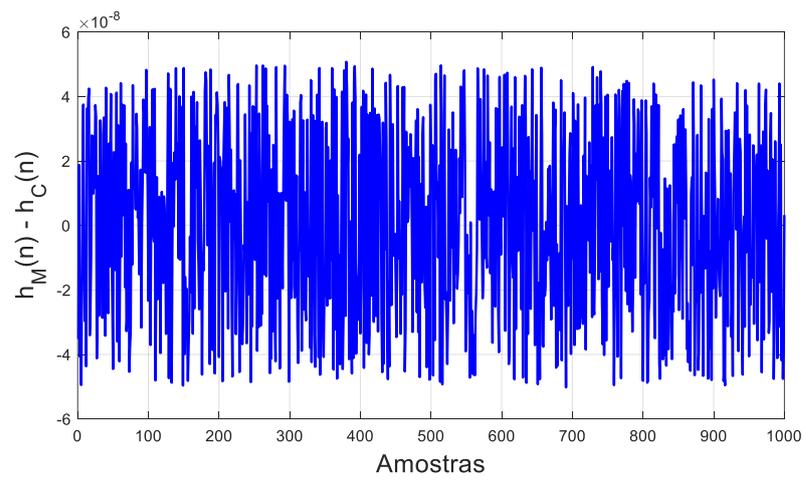
(a)



(b)



(c)



(d)

Fonte: Autoria própria.

7 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE EM TEMPO REAL.

Este Capítulo tem como objetivo apresentar os resultados da implementação do método AFC-CE em tempo real desenvolvido em Linux Ubuntu utilizando a linguagem de programação orientada a objeto C++. As configurações do código, a montagem do experimento e a análise dos resultados serão discutidos nas seções seguintes.

7.1 CONFIGURAÇÕES DO CÓDIGO

A princípio, o código utilizado é um sistema de codificação de voz em tempo real, ou seja, ele é capaz de adquirir o sinal por um microfone ligado ao computador, e, ao mesmo tempo, codificar, decodificar e reproduzir nas caixas de som. Este código está configurada para codificar o sinal em janelas fixas de 160 amostras a cada 0,02 segundos.

Para este trabalho, foi implementado o método AFC-CE dentro deste código citado, e foi desenvolvido um *buffer* do sinal de entrada de seis vezes maior que o tamanho da janela para que o método consiga realizar todos os cálculos necessários para a atualização dos coeficientes.

7.2 MONTAGEM DO EXPERIMENTO

Para avaliar a implementação do método AFC-CE, foi realizado um experimento com os materiais citados na Seção 4.3 e seguindo a metodologia para avaliação citado na Seção 4.4. O experimento foi realizado no Laboratório de Processamento de Sinais e Aplicações (LPSA). A montagem do experimento está ilustrada na Figura 20.

Figura 20 – Montagem do experimento para avaliação do método AFC-CE em tempo real.



Fonte: Autoria própria.

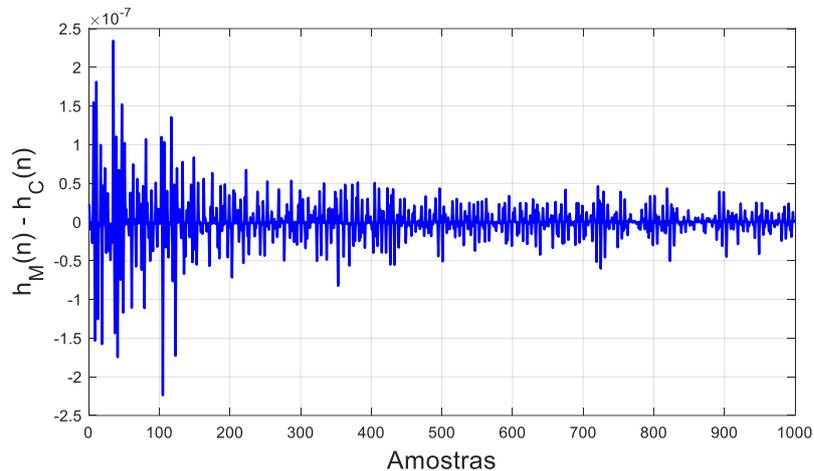
O microfone e a caixa de som USB foram posicionados a uma distância de 20cm e como os equipamentos possuem pré-amplificadores, cada um deles foram configurados com um ganho fixo para que a única variável de ganho seja por meio do código para obter valores numéricos. Portanto, a caixa de som USB foi mantida em seu volume máximo, o conversor digital do microfone foi configurada para obter a metade da sua amplificação máxima e a caixa de som sem fio para reprodução dos sinais de voz foi configurada em 70% do seu volume máximo. Todos esses valores foram escolhidos empiricamente.

7.3 RESULTADOS DO EXPERIMENTO

Primeiramente, foi verificado se os cálculos para a atualização dos coeficientes do filtro adaptativo estão corretas. Para isso, em um instante de tempo, foi gravado o sinal de entrada, $u(n)$, o sinal do erro, $e(n)$, e os coeficientes do filtro, \mathbf{h} , no instante de tempo (t) e $(t+1)$, a fim de comparar com a atualização do \mathbf{h} com os cálculos feitos no MATLAB. A Figura 21 representa a diferença entre o cálculo

realizado na Linguagem de programação C++ com o MATLAB. O seu erro quadrático médio é $8,1069 \times 10^{-16}$. Pelo seu valor de erro é possível afirmar que o método está implementado corretamente.

Figura 21 – Diferença entre o cálculo em MATLAB e Linguagem de programação C++.



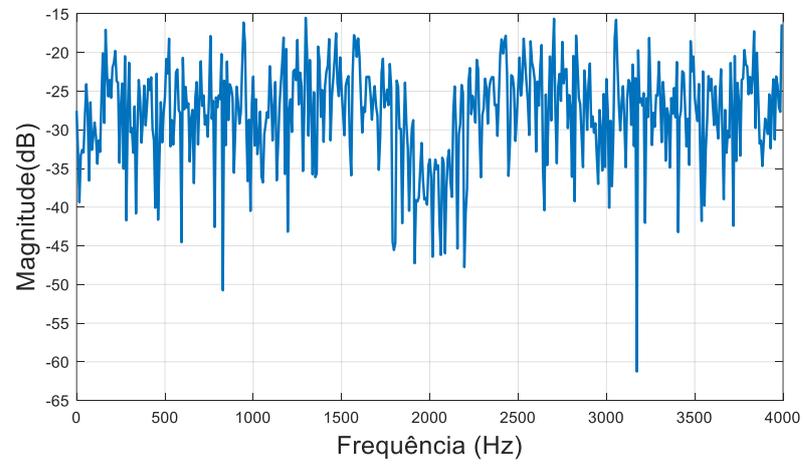
Fonte: Autoria própria.

Após a averiguação dos cálculos, foi realizado o experimento conforme a metodologia descrita na Seção 4.4. Em um primeiro momento, sem o método AFC-CE, o seu MSG medido foi de, aproximadamente, $\Delta K = 2,3\text{dB}$. Num segundo momento, com o método AFC-CE, o seu MSG também foi, aproximadamente, $\Delta K = 2,3\text{dB}$. Portanto, mesmo utilizando o método AFC-CE, não ocorreu nenhuma melhora no seu MSG.

Um dos fatores que podem ter influenciado na experiência é o ambiente do experimento. A Figura 22 ilustra a baixa energia dos coeficientes do filtro adaptativo $\mathbf{h}(n)$. Essa baixa energia demonstra que o cepstro de erro, se verificarmos a Equação 27, está se aproximando ao cepstro do sinal de entrada, ao invés de estimar o $g(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$. Isso ocorre devido ao distorção dos sinais. Ao reproduzir o sinal do alto-falante, é percebido um som metalizada, que é uma das características de um sinal não linear, e isso pode ter ocorrido por causa da sobreposição dos sinais no buffer, ou seja, o processamento dos dados está mais lento que a aquisição.

Uma possível solução é a otimização do código. Um exemplo é a realização dos cálculos em domínio da frequência, ao invés de realizar convoluções em domínio do tempo. Outra possível solução é utilizar um hardware com maior capacidade de processamento.

Figura 22 – Energia dos coeficientes do filtro adaptativo $h(n)$



Fonte: Autoria própria.

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Um típico sistema de sonorização utiliza microfones, um sistema de amplificação e alto-falantes para captar, amplificar e reproduzir, respectivamente, o sinal de voz no mesmo ambiente. Porém, o acoplamento acústico entre alto-falante e microfone faz com que o sinal do alto-falante seja captado pelo microfone, retornando ao sistema. Devido a essa realimentação acústica, ocorre o efeito Larsen, incomodando os ouvintes e impedindo a comunicação.

Este trabalho, inicialmente, apresentou um estudo sobre o método de cancelamento de realimentação acústica e demonstrou, utilizando a teoria de estimação de mínimos quadrados, a existência de viés na estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica e a lenta convergência dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa, por meios de cálculos matemáticos e experimentos no MATLAB. E esses resultados foram publicados em congresso nacional de processamento de sinais.

Além disso, este trabalho explorou um método de cancelamento de realimentação acústica baseado no cepstro do sinal de erro. A implementação e a avaliação do método, em ambiente de simulação, permitiram observar o desempenho desse método, que foi capaz de aumentar o máximo ganho estável do sistema em até 30 dB, enquanto o método tradicional é capaz de aumentar apenas 2,5 dB.

Por fim, a implementação do método AFC-CE em tempo real. Com o experimento realizado, não foi possível perceber a diferença no seu máximo ganho estável do sistema, devido ao sinal distorcido gerado no sinal de saída. Um dos motivos é a sobreposição dos sinais do buffer, devido à baixa velocidade de processamento em relação a aquisição de dados. Porém, vale ressaltar que o objetivo do trabalho foi atingido, que é a implementação do método em linguagem de programação C++ em tempo real. E para futuros trabalhos, otimizar o código, realizando os cálculos em domínio da frequência, ou procurar um hardware com maior capacidade de processamento, e também será interessante embarcar o código em um DSP e realizar novos experimentos.

REFERÊNCIAS

- AGNEW J. **Audible circuit noise in hearing aids amplifiers.** J Acoust Soc Am. 1997.
- BISPO, Bruno C. **Acoustic Feedback and Echo Cancellation in Speech Communication Systems**, 2015, 209 f. Tese (Doutorado em Engenharia Eletrônica e de Computadores) – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Portugal, 2015.
- BISPO, B.; FREITAS, D. R. S. **On the use of cepstral analysis in acoustic feedback cancellation,**” Digital Signal Processing, vol. 44, pp. 88–101, September 2015.
- DINIZ, P. S. R. **Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation**, 2nd ed. Norwell, Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- FARHANG-BOROUEJENY, B. **Adaptive filters: Theory and applications.** 2nd ed Universidade de Utah, USA, 2013.
- HAYKIN, S. **Adaptive Filter Theory**, 5th ed. Harlow, Essex: Pearson, 2014.
- HELLGREN, J. FORSSELL, U. **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.
- JEUB, M.; SCHÄFER, M.; VARY, P. **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.
- KAY, S. **Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory.** Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1993.
- LJUNG, L. **System Identification: Theory for the User**, 2nd ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- PEEBLES JUNIOR, Peyton Z. **Probability, random variables, and random signal principles.** 2. ed. New York, EUA: McGraw-Hill, 1987.
- SIQUEIRA, M. G., ALWAN, A. **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.
- VAN WATERSCHOOT, T.; MOONEN, M. **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.