

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
CÂMPUS CORNÉLIO PROCÓPIO
CURSO DE ENGENHARIA ELETRÔNICA

WELLINGTON MURILO DA SILVA NOGUEIRA

**IMPLEMENTAÇÃO E APRIMORAMENTO DO MÉTODO CEPSTRAL
PARA CANCELAMENTO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO
2018

WELLINGTON MURILO DA SILVA NOGUEIRA

**IMPLEMENTAÇÃO E APRIMORAMENTO DO MÉTODO CEPSTRAL
PARA CANCELAMENTO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação apresentado à Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para a obtenção do título de “Bacharel em Engenharia Eletrônica”.

Orientador: Prof. Dr. Bruno Catarino Bispo

CORNÉLIO PROCÓPIO
2018



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



FOLHA DE APROVAÇÃO

Wellington Murilo da Silva Nogueira

Implementação e Aprimoramento do Método Cepstral para Cancelamento de Realimentação Acústica

Trabalho de conclusão de curso apresentado às 13:50hs do dia 29/11/2018 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). Bruno Catarino Bispo - Presidente (Orientador)

Prof(a). Dr(a). Edson Aparecido Rozas Theodoro - (Membro)

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

A folha de aprovação assinada encontra-se na coordenação do curso.

RESUMO

NOGUEIRA, Wellington M. S. **Implementação e Aprimoramento do Método Cepstral para Cancelamento de Realimentação Acústica**. 2018. 94 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia Eletrônica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2018.

A realimentação acústica é um problema que afeta o desempenho de sistemas de sonorização, causando a deterioração da qualidade do som e uma limitação da amplificação alcançável. Entre todas as abordagens para minimizar este problema, destaca-se o método de cancelamento de realimentação acústica (AFC), que utiliza um filtro adaptativo para identificar o caminho de realimentação e remover sua influência do sistema. Porém, como é demonstrado neste trabalho, a aplicação dos algoritmos de filtragem adaptativa tradicionais nos métodos AFC apresenta um viés na estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação e uma lenta velocidade de convergência, afetando o desempenho do sistema e tornando necessário o desenvolvimento de métodos específicos. Atualmente, a solução mais promissora é o método de cancelamento de realimentação acústica baseado na análise cepstral do sinal de erro (AFC-CE). O presente trabalho explora este método através de sua implementação e avaliação em ambiente de simulação, alcançando um aumento de máximo ganho estável de até 30 dB no sistema de amplificação, resultados semelhantes aos existentes na literatura. Em seguida, este trabalho apresenta o desenvolvimento de técnicas que tornam o método mais robusto a variações no ambiente acústico. Por fim, aprimora o desempenho do método AFC-CE por meio de um algoritmo que transforma o fator de esquecimento em variante no tempo, aumentando de maneira geral a margem de estabilidade dos sistemas de sonorização.

Palavras-chave: Sistema de sonorização. Cancelamento de realimentação acústica. Método cepstral.

ABSTRACT

NOGUEIRA, Wellington M. S. **Implementation and Enhancement of the Cepstral Method for Acoustic Feedback Cancellation**. 2018. 94 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia Eletrônica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2018.

Acoustic feedback is a problem that affects the performance of sound systems, causing deterioration of sound quality and limitation of achievable amplification. Among all the approaches to minimize this problem, stands out the acoustic feedback cancellation methods (AFC), which uses an adaptive filter to identify the feedback path and remove its influence from the system. However, as shown in this work, the application of traditional adaptive filtering algorithms in AFC methods presents a bias in the estimation of the impulse response of the feedback path and a slow convergence speed, affecting the performance of the system and necessitating the development of specific methods. Currently, the most promising solution is the acoustic feedback cancellation method based on the cepstral analysis of the error signal (AFC-CE). The present work explores this method through its implementation and evaluation in simulation environment, achieving an increase of maximum stable gain of up to 30 dB in the amplification system, results similar to those found in the literature. It then presents the development of techniques that make the method more robust to variations in the acoustic environment. Finally, it improves the performance of the AFC-CE method through an algorithm that transforms the forgetting factor into a time variant, increasing in general the stability margin of the sound systems.

Keywords: Sound system. Acoustic feedback cancellation. Cepstrum-based method.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Sistema de sonorização com um microfone e um alto-falante	16
Figura 2 – Diagrama de blocos do problema de filtragem	21
Figura 3 – Cancelamento de realimentação acústica.....	26
Figura 4 – Método AFC baseado na análise cepstral do sinal de erro	31
Figura 5 – Respostas ao impulso do caminho de realimentação: (a) \mathbf{f}_1 ; (b) \mathbf{f}_2	35
Figura 6 – Respostas ao impulso do caminho de realimentação: (a) \mathbf{f}_3 ; (b) \mathbf{f}_4	36
Figura 7 – Energia de viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G	48
Figura 8 – Energia de viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ para sinais de fala, $L_G = 400$ e vários valores de SNR.....	48
Figura 9 – Energia de viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ para ruído gaussiano branco	49
Figura 10 – Resultados médios do algoritmo RLS para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G : (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$	51
Figura 11 – Resultados médios do algoritmo RLS para sinais de fala, $L_G = 400$ e vários valores de SNR: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$	52
Figura 12 – Resultados médios do algoritmo RLS para ruído gaussiano branco e $L_G = \{1, 400\}$: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$	53
Figura 13 – Ilustração da segunda configuração de $K(n)$	56
Figura 14 – Resultados do teste de convergência e reconvergência para $\mathbf{f}(n)$ composto por \mathbf{f}_1 e \mathbf{f}_2 e com $\Delta K = 0$: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\text{MSG}(n)$	57
Figura 15 – Resultados do teste de convergência e reconvergência para $\mathbf{f}(n)$ composto por \mathbf{f}_3 e \mathbf{f}_4 e com $\Delta K = 0$: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\text{MSG}(n)$	59
Figura 16 – Resultados do teste de convergência para $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_1$ e com $\Delta K = 30$ dB: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\text{MSG}(n)$	61
Figura 17 – Resultados do teste de convergência para $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_3$ e com $\Delta K = 36$ dB: (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\text{MSG}(n)$	63
Figura 18 – Resultados para $\mathbf{f}(n)$ composto por \mathbf{f}_1 e \mathbf{f}_2 e margem de ganho estável inicial igual a 5 dB: (a) $\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$; (b) $\text{MIS}(n)^\wedge$	73
Figura 19 – Resultados para $\mathbf{f}(n)$ composto por \mathbf{f}_1 e \mathbf{f}_2 e margem de ganho estável inicial igual a 10 dB: (a) $\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$; (b) $\text{MIS}(n)^\wedge$	75

Figura 20 – Resultados para $f(n)$ composto por f_3 e f_4 e margem de ganho estável inicial igual a 5 dB: (a) energia $_{f-h}(n)$; (b) $MIS(n)^\wedge$	77
Figura 21 – Resultados para $f(n)$ composto por f_3 e f_4 e margem de ganho estável inicial igual a 10 dB: (a) energia $_{f-h}(n)$; (b) $MIS(n)^\wedge$	79
Figura 22 – Resultados do teste de convergência e reconvergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $f(n)$ composto por f_1 e f_2 e com $\Delta K = 0$: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$	84
Figura 23 – Resultados do teste de convergência e reconvergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $f(n)$ composto por f_3 e f_4 e com $\Delta K = 0$: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$	86
Figura 24 – Resultados do teste de convergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $f(n) = f_1$ e $\Delta K = 30$ dB: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$	87
Figura 25 – Resultados do teste de convergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $f(n) = f_3$ e $\Delta K = 36$ dB: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$	89

LISTA DE SÍMBOLOS

$F(q, n)$	Função de transferência do caminho de realimentação
$G(q, n)$	Função de transferência do caminho de avanço
$x(n)$	Sinal do alto-falante
$u(n)$	Sinal de entrada do sistema de sonorização
$v(n)$	Sinal da fonte
$r(n)$	Sinal de ruído ambiente
$\mathbf{f}(n)$	Resposta ao impulso do caminho de realimentação
$y(n)$	Sinal do microfone
$K(n)$	Ganho de banda larga do caminho de avanço
$J(q, n)$	Termo que contém as oscilações da resposta em frequência de $G(q, n)$
$\text{MSG}(n)$	Máximo ganho estável do sistema de sonorização
$P(n)$	Conjunto de frequências críticas do sistema de sonorização
$\mathbf{h}(n)$	Resposta ao impulso do filtro adaptativo
$H(q, n)$	Função de transferência do filtro adaptativo
$e(n)$	Sinal de erro do sistema de sonorização
$P_H(n)$	Conjunto de frequências críticas do sistema AFC
$\Delta\text{MSG}(n)$	Aumento alcançável no máximo ganho estável do sistema AFC
$\mathbf{g}(n)$	Resposta ao impulso do caminho de avanço
$\mathbf{c}_e(n)$	Cepstro de tempo curto do sinal de erro
$\mathbf{c}_u(n)$	Cepstro de tempo curto do sinal de entrada
L_a	Quantidade de amostras mais recentes de $e(n)$ para o método AFC-CE
L_G	Comprimento de $G(q, n)$
L_H	Comprimento de $H(q, n)$
$\hat{\mathbf{f}}(n)$	Estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação
λ	Fator de esquecimento do método AFC-CE
N_a	Intervalo de amostras para a execução do método AFC-CE
n_0	Instante da primeira execução do método AFC-CE
f_s	Frequência de amostragem
L_F	Comprimento de $F(q, n)$

L_{signal}	Comprimento do sinal de voz
d	Tempo de atraso
$MIS(n)$	Desalinhamento normalizado
$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\}$	Viés da estimativa realizada pelo filtro adaptativo
\mathbf{R}_x	Matriz de autocorrelação do sinal do alto-falante
\mathbf{p}_{xu}	Vetor de correlação cruzada entre os sinais do alto-falante e de entrada
$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}$	Matriz de covariância da estimativa realizada pelo filtro adaptativo
\mathbf{R}_u	Matriz de autocorrelação do sinal de entrada
λ	Fator de esquecimento do algoritmo RLS
δ	Parâmetro de inicialização da matriz de autocorrelação do sinal de entrada do algoritmo RLS
ΔK	Aumento no ganho de banda de larga do caminho de avanço
$\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$	Energia da estimativa de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$
$MIS(n)^\wedge$	Estimativa do desalinhamento normalizado

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	OBJETIVOS	14
1.2	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	15
1.3	CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO	15
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1	SISTEMAS DE SONORIZAÇÃO	16
2.2	FILTRAGEM ADAPTIVA	20
2.3	CANCELAMENTO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA	25
2.4	ANÁLISE CEPSTRAL	29
2.5	MÉTODO AFC-CE	30
3	METODOLOGIA DE TRABALHO	34
3.1	AMBIENTE DE SIMULAÇÃO	34
3.1.1	Caminho de realimentação	34
3.1.2	Caminho de avanço	37
3.2	MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO	37
3.2.1	Desalinhamento	38
3.2.2	Máximo ganho estável	38
3.3	SINAIS DE VOZ	38
4	ESTUDO E VERIFICAÇÃO DA ABORDAGEM AFC	40
4.1	ANÁLISE DO MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS NOS SISTEMAS AFC	40
4.1.1	Viés do estimador LS	42
4.1.2	Variância do estimador LS	44
4.2	EXPERIMENTOS	46
4.2.1	Experimento 1	47
4.2.2	Experimento 2	50
4.3	CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	54
5	IMPLEMENTAÇÃO E AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE	55
5.1	CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES	55

5.2	RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE	56
5.2.1	Experimento 1	56
5.2.2	Experimento 2	58
5.2.3	Experimento 3	60
5.2.4	Experimento 4	62
5.3	CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	64
6	TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE VARIAÇÕES ABRUPTAS NO CAMINHO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA	66
6.1	TÉCNICA 1	67
6.1.1	Análise da técnica 1	67
6.2	TÉCNICA 2	69
6.2.1	Análise da técnica 2	70
6.3	CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES	72
6.4	AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DAS TÉCNICAS DESENVOLVIDAS	72
6.4.1	Configuração 1	72
6.4.2	Configuração 2	74
6.4.3	Configuração 3	76
6.4.4	Configuração 4	78
6.5	CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	80
7	ALGORITMO DE APRIMORAMENTO AO MÉTODO AFC-CE	81
7.1	PROPOSTA DE APRIMORAMENTO	81
7.2	CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES	82
7.3	RESULTADOS DO ALGORITMO DE APRIMORAMENTO	82
7.3.1	Experimento 1	83
7.3.2	Experimento 2	85
7.3.3	Experimento 3	87
7.3.4	Experimento 4	88
7.4	CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	90
8	CONSIDERAÇÕES FINAIS	91
	REFERÊNCIAS	93

1 INTRODUÇÃO

Um típico sistema de sonorização consiste na conexão de microfones, um sistema de amplificação e alto-falantes, que captam, processam e reproduzem o sinal de uma fonte com o objetivo de torná-lo audível por um grande público no mesmo ambiente. O sinal reproduzido por um alto-falante pode ser captado por um microfone, retornando ao sistema. Esse fenômeno recebe o nome de realimentação acústica e, durante as últimas décadas, técnicas de processamento de sinal têm sido desenvolvidas com o objetivo de minimizar seus indesejáveis efeitos.

A realimentação acústica afeta o desempenho de sistemas de sonorização, causando a deterioração da qualidade do som e uma limitação da amplificação alcançável. O laço fechado de sinal pode tornar o sistema instável, segundo o critério de estabilidade de Nyquist, resultando em um desconfortável som tipo apito, fenômeno conhecido como efeito Larsen (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

O desagradável fenômeno pode ser presenciado em sistemas de sonorização utilizados em apresentações, palestras, shows e eventos em geral e é popularmente conhecido como microfonia. Estes casos fazem com que o sistema seja subutilizado pois seu ganho de amplificação não deve exceder um valor específico, mesmo que seja capaz de atingir um valor bem mais elevado. A realimentação acústica também ocorre com frequência em aparelhos de prótese auditiva. Neste caso, o problema torna-se mais sério porque envolve uma questão de saúde e o som tipo apito é reproduzido dentro do canal auditivo do usuário. Esta é uma das reclamações mais frequentes e a razão pela qual muitos usuários desistem das próteses. Especialistas do setor estimam que até 15% dos aparelhos auditivos retornam à fábrica dentro de 90 dias após a fabricação devido a problemas de realimentação (AGNEW, 1996).

A partir de pesquisas iniciadas há mais de cinco décadas, diversos métodos foram propostos para controlar o efeito Larsen e possibilitar o aumento do máximo ganho estável (MSG) do sistema. Segundo Waterschoot e Moonen (2011), eles podem ser categorizados em quatro grupos principais: métodos de modulação de fase, de redução de ganho, de filtragem espacial e de modelagem de ambiente.

Os métodos baseados em modulação de fase consistem no deslocamento de frequência dos sinais de microfone antes que eles sejam amplificados e enviados

aos alto-falantes (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). Estes métodos inserem no sistema um dispositivo de processamento para alterar, a cada laço, a fase da resposta em frequência de malha aberta do sistema e garantir que a condição de fase no critério de Nyquist não se mantenha para a mesma frequência em dois instantes sucessivos (BISPO, 2015).

Métodos deste tipo apresentam algumas desvantagens. Primeiro, o aumento do MSG alcançável é limitado. Segundo Waterschoot e Moonen (2011), um aumento de MSG para 6 dB foi o máximo encontrado em experimentos práticos usando tais técnicas de modulação. Uma segunda desvantagem é que estes métodos modificam não apenas o sinal de realimentação, mas também o sinal de entrada do sistema, o que implica uma perda de fidelidade do sistema de sonorização (BISPO, 2015).

Os métodos baseados em redução de ganho têm a característica de serem ativados quando uma instabilidade em malha fechada ou uma tendência à instabilidade é detectada. Eles consistem em reduzir o ganho do sistema em determinadas faixas de frequência de modo que este se afaste da condição de instabilidade (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

O método NHS (*Notch Howling Suppression*), o mais popular entre os métodos de redução de ganho, detecta as frequências candidatas a gerar instabilidade e, em seguida, aplica filtros *notch* para removê-las do sinal do microfone. Métodos deste tipo apresentam os mesmos problemas daqueles baseados em modulação de fase: aumento de MSG limitado – alcançando, no máximo, 10 dB, segundo Waterschoot e Moonen (2011) – e possibilidade de distorção do sinal de entrada. Além disso, outra desvantagem está no fato de ser um método reativo, isto é, o efeito Larsen deve ocorrer primeiro para ser detectado e eliminado. Dessa forma, durante o tempo entre a ocorrência, a detecção e a eliminação da instabilidade, o público é exposto ao desagradável som (BISPO, 2015).

Os métodos de filtragem espacial têm o objetivo de refinar o sinal da fonte no microfone enquanto atenua o sinal de realimentação. Isso é realizado utilizando um arranjo de microfones que tem resposta espacial máxima na direção do sinal da fonte e resposta espacial mínima na direção do alto-falante, e/ou um arranjo de alto-falantes que tem resposta espacial máxima na direção do público e resposta espacial mínima na direção do microfone (BISPO, 2015).

Diferentemente dos métodos anteriores, este último não modifica o sinal de entrada do sistema. Porém, além de possuir um aumento de MSG limitado – alcançando até 15 dB –, ainda apresenta como desvantagem a restrição imposta na posição dos microfones e alto-falantes (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011; BISPO, 2015).

Os métodos de modelagem de ambiente tentam identificar o caminho de realimentação acústica e, então, remover sua influência do sistema. O método conhecido como cancelamento de realimentação acústica (AFC) utiliza este conceito e, conforme afirmam Waterschoot e Moonen (2011), é a solução mais promissora para o problema abordado neste trabalho.

No método AFC, um filtro adaptativo é utilizado para modelar, identificar e rastrear a resposta ao impulso do caminho de realimentação. O sinal estimado é, então, subtraído do sinal do microfone, resultando em um sinal de compensação de realimentação, que é, de fato, uma estimativa do sinal de origem no sinal do microfone (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

Este método, assim como os de filtragem espacial, é capaz de preservar o sinal de entrada, pelo menos teoricamente, garantindo a fidelidade do sistema. Em vantagem, o método AFC não impõe restrições quanto à posição dos aparelhos sonoros. Além disso, se o filtro adaptativo corresponde exatamente ao caminho de realimentação, o sinal de realimentação é completamente removido do sinal do microfone e, assim, o sistema não terá mais uma função de transferência em malha fechada. Como consequência, teoricamente o MSG tende a ser infinito (BISPO, 2015).

No entanto, devido ao sistema de amplificação, os sinais do microfone e do alto-falante serão altamente correlacionados. Segundo Waterschoot e Moonen (2011), a aplicação dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa baseados no gradiente ou mínimos quadrados ao problema AFC resulta no surgimento de um viés na estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação e, conseqüentemente, o sinal de realimentação acaba sendo apenas parcialmente cancelado.

Portanto, na prática, o desempenho geral do método AFC é limitado. Grande parte das soluções existentes na literatura tenta desconectar os sinais do alto-falante e do microfone para superar este problema, mas continuam utilizando os tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa (BISPO; FREITAS, 2015). Ainda assim, um sistema de sonorização equipado com um método AFC geralmente pode operar

com uma margem de ganho razoavelmente grande. Experiências mostraram que aumentos de MSG de 15 a 20 dB são praticamente alcançáveis (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011), o que evidencia sua superioridade em relação aos métodos anteriormente apresentados.

Entre os métodos propostos mais recentemente, destaca-se o AFC-CE, que é baseado em uma análise cepstral do sinal de erro, calculando estimativas da resposta ao impulso do caminho de realimentação e utilizando-as para atualizar o filtro adaptativo. Este método, que não descorrelaciona os sinais do alto-falante e do microfone, apresenta resultados muito promissores em diferentes configurações de sistemas de sonorização, alcançando um aumento de 30 dB de MSG em experimentos em ambiente simulado (BISPO; FREITAS, 2015; BISPO; FREITAS, 2018). Por esta razão, o presente trabalho concentra-se na exploração do método AFC-CE.

1.1 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivos principais a exploração do método AFC-CE, implementando-o e avaliando-o em ambiente simulado, e o desenvolvimento de aprimoramentos a este método.

Como objetivos específicos, podem ser citados:

- Estudar as causas e consequências da realimentação acústica em sistemas de sonorização através de pesquisas e publicações que abordam este tema.
- Estudar a abordagem AFC.
- Analisar o desempenho dos algoritmos tradicionais de filtragem adaptativa quando aplicados ao método AFC.
- Estudar o método AFC-CE e implementar e avaliar seu desempenho em ambiente de simulação.
- Desenvolver técnicas para a detecção de variações abruptas no caminho de realimentação.
- Aprimorar o método AFC-CE com o desenvolvimento de um algoritmo que transforma o fator de esquecimento em variante no tempo.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado conforme descrito a seguir. O capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica dos principais conceitos que serviram de base para o desenvolvimento do trabalho. O capítulo 3 detalha a metodologia aplicada. O capítulo 4 apresenta uma análise teórica sobre o fraco desempenho dos algoritmos de filtragem adaptativa tradicionais quando aplicados ao sistema AFC. No capítulo 5, o método AFC-CE é implementado e tem seu desempenho avaliado. Os capítulos 6 e 7 apresentam técnicas desenvolvidas com o objetivo de aprimorar o desempenho do método AFC-CE. Por fim, as considerações finais do trabalho são realizadas no capítulo 8 e as referências utilizadas são apresentadas em seguida.

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. **Anais do XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais – SBrT 2018**, Campina Grande, Paraíba, p. 784-788, set. 2018.

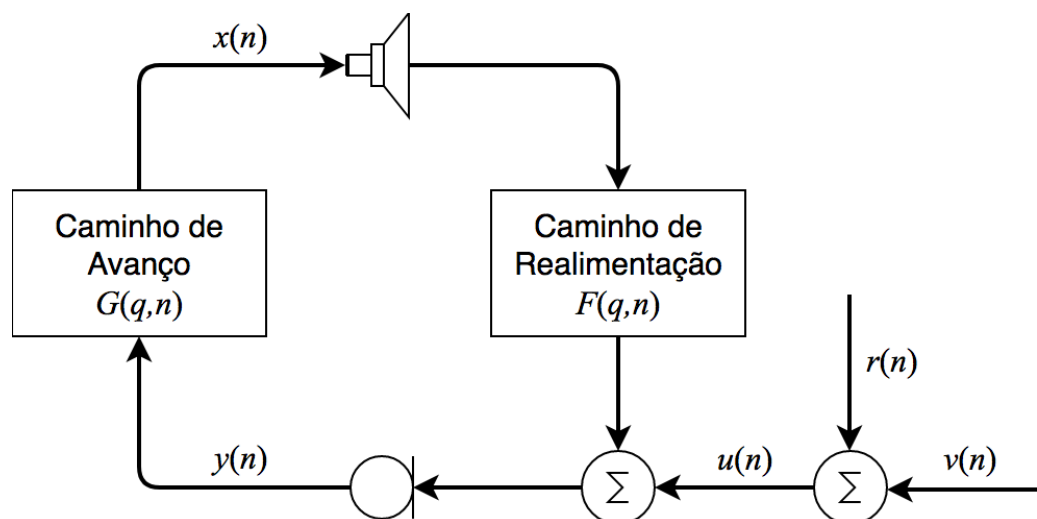
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo tem por objetivo contextualizar os principais conceitos relacionados ao trabalho desenvolvido, abordando conteúdos sobre sistemas de sonorização, filtragem adaptativa, método de cancelamento de realimentação acústica e o método AFC-CE.

2.1 SISTEMAS DE SONORIZAÇÃO

Um típico sistema de sonorização com um microfone e um alto-falante é ilustrado na Figura 1. 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 um laço fechado de sinal (BISPO; FREITAS, 2015).

Figura 1 – Sistema de sonorização com um microfone e um alto-falante



Fonte: Adaptado de Bispo; Freitas (2015).

O caminho de realimentação modela o acoplamento acústico entre alto-falante e 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 variável no tempo de comprimento L_F (BISPO, 2015)

$$F(q, n) = f_0(n) + f_1(n)q^{-1} + \dots + f_{L_F-1}(n)q^{-L_F+1}, \quad (1)$$

onde q^{-1} denota o operador de atraso tal que $q^{-1}x(n) = x(n-1)$ (LJUNG, 1999), ou pela resposta ao impulso

$$\mathbf{f}(n) = [f_0(n) \quad f_1(n) \quad \dots \quad f_{L_F-1}(n)]^T. \quad (2)$$

O caminho de avanço inclui as características do amplificador e qualquer outro dispositivo de processamento de sinal inserido nesta parte do sistema, sendo representado pela função de transferência variável no tempo de comprimento L_G (BISPO, 2015)

$$G(q, n) = g_0(n) + g_1(n)q^{-1} + \dots + g_{L_G-1}(n)q^{-L_G+1} \quad (3)$$

ou pela resposta ao impulso

$$\mathbf{g}(n) = [g_0(n) \quad g_1(n) \quad \dots \quad g_{L_G-1}(n)]^T. \quad (4)$$

O sinal de entrada do sistema $u(n)$ consiste no sinal da fonte $v(n)$ adicionado ao sinal de ruído ambiente $r(n)$, isto é, $u(n) = v(n) + r(n)$. Este sinal é adicionado ao sinal de realimentação $\mathbf{f}(n) * x(n)$, gerando o sinal do microfone (BISPO, 2015)

$$y(n) = \mathbf{f}(n) * x(n) + v(n) + r(n). \quad (5)$$

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:

$$x(n) = \frac{G(q, n)}{1 - G(q, n)F(q, n)} u(n). \quad (6)$$

onde a operação de filtragem de um sinal $x(n)$ com $F(q, n)$ é denotada por

$$F(q, n)x(n) = \mathbf{f}(n) * x(n) = \sum_{k=0}^{L_F-1} f_k(n)x(n-k). \quad (7)$$

De acordo com o critério de estabilidade de Nyquist, o sistema em malha fechada pode tornar-se instável se houver pelo menos uma frequência ω para a qual (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011)

$$\begin{cases} |G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n)| \geq 1 \\ \angle G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n) = 2k\pi, k \in \mathbb{Z}. \end{cases} \quad (8)$$

onde $G(e^{j\omega}, n)$ e $F(e^{j\omega}, n)$ são as respostas em frequência de tempo curto dos caminhos de avanço e realimentação, respectivamente, $\omega \in [0, 2\pi]$ é a frequência angular normalizada, e é o número de Euler e j é o número imaginário.

Segundo a equação (8), se uma componente de frequência é amplificada com um deslocamento de fase igual a um múltiplo inteiro de 2π após passar pela função de transferência em malha aberta do sistema, $G(q, n)F(q, n)$, então esta componente de frequência nunca desaparecerá do sistema. Após cada ciclo, sua amplitude aumentará, resultando em um som tipo apito, fenômeno conhecido como efeito Larsen. 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, 2015).

Com o objetivo de quantificar a amplificação alcançável em um sistema de sonorização, é habitual definir um ganho de banda larga $K(n)$ do caminho de avanço como a média da magnitude de sua resposta em frequência $G(e^{j\omega}, n)$ e extraí-lo da função de transferência $G(q, n)$, isto é, (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011)

$$G(q, n) = K(n)J(q, n), \quad (9)$$

onde

$$K(n) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} |G(e^{j\omega}, n)| d\omega \quad (10)$$

e $J(q, n)$ é um termo que, desconsiderando o ganho de banda larga, contém as oscilações da resposta em frequência $G(e^{j\omega}, n)$ em função da frequência.

Assumindo que $J(q, n)$ é conhecido e $K(n)$ pode ser variado, o MSG do sistema de sonorização é definido como (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011)

$$\begin{aligned} \text{MSG}(n)(\text{dB}) &= 20 \log_{10} K(n) \\ \text{tal que } \max_{\omega \in P(n)} |G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n)| &= 1. \end{aligned} \quad (11)$$

$$\text{De (9), tem-se que } K(n) = \frac{G(q, n)}{J(q, n)} \text{ e, de (11), } |G(e^{j\omega}, n)| = \frac{1}{|F(e^{j\omega}, n)|},$$

resultando em

$$\text{MSG}(n)(\text{dB}) = 20 \log_{10} \left[\frac{1}{\max_{\omega \in P(n)} |J(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n)|} \right], \quad (12)$$

ou ainda

$$\text{MSG}(n)(\text{dB}) = -20 \log_{10} \left[\max_{\omega \in P(n)} |J(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n)| \right], \quad (13)$$

onde $P(n)$ denota o conjunto de frequências que satisfazem a condição de fase em (8), também chamadas de frequências críticas do sistema de sonorização, isto é,

$$P(n) = \{\omega | \angle G(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n) = 2k\pi, k \in \mathbb{Z}\}. \quad (14)$$

A fim de eliminar ou, pelo menos, controlar o efeito Larsen, vários métodos têm sido desenvolvidos ao longo das últimas décadas (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). Os métodos chamados de cancelamento de realimentação acústica (AFC), por

exemplo, identificam e rastreiam o caminho de realimentação $F(q, n)$ utilizando um filtro adaptativo e, conforme discutido no capítulo de introdução, são os que apresentam resultados mais promissores para o problema tratado neste trabalho. Os conceitos de filtragem adaptativa e do método AFC são abordados adiante.

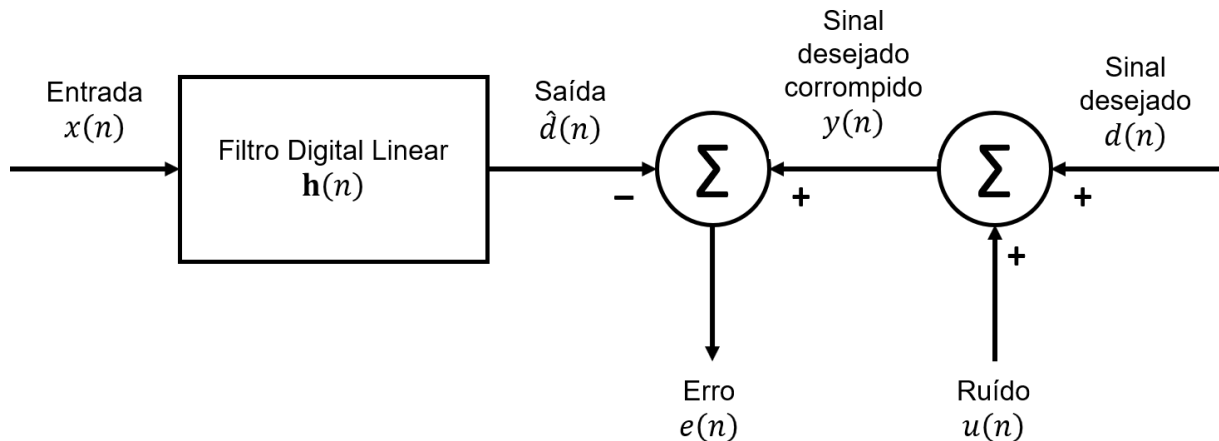
2.2 FILTRAGEM ADAPTIVA

A filtragem é uma operação de processamento de sinais cuja finalidade é processar um sinal e extrair informações de interesse nele contidas. A teoria dos filtros está presente em aplicações de diversos campos, como em sistemas de comunicação, engenharia biomédica, sistemas de navegação, radar, sonar, entre outros (HAYKIN, 2014).

O diagrama de blocos da Figura 2 representa um sistema genérico com um filtro digital inserido. A entrada do filtro consiste de um sinal $x(n)$ e o filtro é representado pela resposta ao impulso $h(n)$. A saída do filtro, $\hat{d}(n)$, fornece uma estimativa do sinal desejado $d(n)$. A diferença entre este sinal desejado e o sinal de saída gera o erro $e(n)$, e a função do filtro é minimizar este erro o quanto possível for. Se o sinal desejado sofre modificações devido a outros sinais imprevisíveis, o sinal desejado não poderá ser completamente conhecido. Na Figura 2, o sinal de ruído, $u(n)$, modifica o sinal $d(n)$, resultando no sinal corrompido $y(n)$. O sinal de erro corresponde, então, à diferença entre o sinal desejado corrompido, $y(n)$, e o sinal de saída do filtro, $\hat{d}(n)$.

É possível que os coeficientes de um filtro sejam estimados em apenas um passo – portanto, de valores constantes – desde que os sinais $x(n)$ e $y(n)$ sejam estacionários de segunda ordem e que haja conhecimento prévio das estatísticas destes sinais. Tal solução é conhecida na literatura como filtro de Wiener (HAYKIN, 2014). No entanto, nas situações práticas, geralmente as características do sinal de entrada e/ou do sinal desejado corrompido não são completamente conhecidas ou são variantes no tempo e, neste caso, a solução mais eficiente é o emprego de filtros com coeficientes adaptativos, conhecidos como filtros adaptativos (DINIZ, 2013).

Figura 2 – Diagrama de blocos do problema de filtragem



Fonte: Adaptado de Haykin (2014).

O filtro adaptativo utiliza um algoritmo iterativo que inicia a partir de um conjunto predeterminado de condições iniciais, representando os dados conhecidos sobre o ambiente. Em um ambiente estacionário, após sucessivos ciclos de adaptação do algoritmo, ele tende a convergir para uma solução ótima. Já em um ambiente não-estacionário, o algoritmo oferece um recurso de rastreamento, possibilitando-lhe rastrear variações de tempo nas estatísticas dos dados de entrada desde que as variações sejam suficientemente lentas (HAYKIN, 2014).

O objetivo de um filtro adaptativo é minimizar uma função custo J , requerida pelo algoritmo iterativo para determinar a atualização apropriada dos coeficientes do filtro. Esta função custo pode ser considerada como uma função do sinal de erro $e(n)$, isto é, $J = J[e(n)]$. Um algoritmo adaptativo pode ser definido de acordo com três elementos, segundo Diniz (2013): algoritmo de minimização, forma da função custo e sinal de erro.

A definição do algoritmo de minimização é um fator que afeta essencialmente a velocidade de convergência e a complexidade computacional do processo adaptativo. O algoritmo deve ser capaz de minimizar a função custo em relação a um conjunto de parâmetros $\mathbf{h}(n)$, iterando (DINIZ, 2013)

$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) + \Delta\mathbf{h}(n). \quad (15)$$

O conjunto $\mathbf{h}(n)$ deve convergir para \mathbf{h}_0 , onde \mathbf{h}_0 é o conjunto ideal de coeficientes que leva à minimização da função custo. O termo $\Delta\mathbf{h}(n)$, chamado de

termo de correção, é uma função de $J[e(n)]$ e, conseqüentemente, dependente do sinal de erro (DINIZ, 2013).

Os métodos de otimização mais utilizados no campo de processamento de sinais adaptativos são o método de Newton, o método Quasi-Newton e o método do gradiente descendente (DINIZ, 2013). Eles diferem-se justamente no tratamento do termo de correção.

O método de Newton busca o mínimo de uma aproximação de segunda ordem da função custo utilizando uma fórmula de atualização iterativa para o conjunto de parâmetro dada por (DINIZ, 2013)

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) - \mu \mathcal{H}_{\mathbf{h}}^{-1}\{J[e(n)]\} \nabla\{J[e(n)]\}, \quad (16)$$

onde μ é um fator que controla o tamanho do passo do algoritmo, ou seja, determina a rapidez com que o conjunto de parâmetros será atualizado. Além disso, $\mathcal{H}_{\mathbf{h}}\{J[e(n)]\}$ e $\nabla\{J[e(n)]\}$ representam a matriz Hessiana e o gradiente em relação aos coeficientes do filtro adaptativo da função custo, respectivamente.

O método Quasi-Newton é uma versão simplificada do método de Newton, pois tenta minimizar a função custo utilizando uma estimativa calculada recursivamente do inverso da matriz Hessiana, ou seja (DINIZ, 2013)

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) - \mu \mathbf{S}(n) \nabla\{J[e(n)]\}, \quad (17)$$

onde $\mathbf{S}(n)$ é uma estimativa de $\mathcal{H}_{\mathbf{h}}^{-1}\{J[e(n)]\}$, tal que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{S}(n) = \mathcal{H}_{\mathbf{h}}^{-1}\{J[e(n)]\}. \quad (18)$$

O método do gradiente descendente, também chamado apenas de método do gradiente, busca o ponto mínimo da função custo seguindo a direção oposta do vetor gradiente dessa função. Conseqüentemente, a expressão de atualização assume a forma (DINIZ, 2013)

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) - \mu \nabla\{J[e(n)]\}. \quad (19)$$

Diniz (2013) afirma que os métodos de gradiente são mais fáceis de serem implementados, mas, por outro lado, o método de Newton geralmente requer um número menor de iterações para alcançar uma solução ótima. Em muitos casos, os métodos Quasi-Newton podem ser considerados um bom compromisso entre a eficiência computacional dos métodos de gradiente e a convergência rápida do método de Newton. No entanto, os algoritmos Quasi-Newton são suscetíveis a problemas de instabilidade devido à forma recursiva utilizada para gerar a estimativa da matriz Hessiana inversa.

O segundo elemento a ser definido em um algoritmo adaptativo é a forma da função custo $J[e(n)]$, o que afeta a complexidade computacional do algoritmo adaptativo. As formas mais comumente utilizadas, segundo Diniz (2013), são apresentadas a seguir:

- Erro Quadrático Médio (MSE):

$$J[e(n)] = E[|e(n)|^2] \quad (20)$$

- Mínimos Quadrados (LS):

$$J[e(n)] = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n |e(n-i)|^2 \quad (21)$$

- Mínimos Quadrados Ponderados (WLS):

$$J[e(n)] = \sum_{i=0}^n \lambda^i |e(n-i)|^2, \quad (22)$$

onde $0 < \lambda < 1$

- Valor Quadrático Instantâneo (ISV):

$$J[e(n)] = |e(n)|^2. \quad (23)$$

O MSE, em sentido estrito, é apenas de valor teórico, uma vez que requer uma quantidade infinita de informações a serem mensuradas. Essa função custo ideal pode ser aproximada na prática pelas outras três listadas, as quais diferem na

complexidade da implementação e nas características do comportamento de convergência. Em geral, a função ISV é mais fácil de ser implementada, mas apresenta propriedades de convergência ruidosa, uma vez que representa uma função custo extremamente simplificada. A função LS é conveniente para ser usada em ambiente estacionário, enquanto que a WLS é útil em aplicações onde as características do ambiente variam lentamente (DINIZ, 2013).

Diversas combinações podem ser realizadas entre os algoritmos de minimização e as formas de função custo para a implementação de um filtro adaptativo. O algoritmo *Recursive Least Square* (RLS), por exemplo, combina o método de Newton com a função WLS e é conhecida por seu excelente desempenho ao trabalhar em ambientes com características variantes no tempo, mas ao custo de uma maior complexidade computacional e alguns problemas de instabilidade. Outra estratégia é combinar o método do gradiente descendente com a função ISV e obter os algoritmos *Least Mean Square* (LMS) e *Normalized Least Mean Square* (NLMS), distinguidos pela determinação do fator μ e populares devido à menor exigência computacional (DINIZ, 2013).

O terceiro elemento a ser definido em um algoritmo adaptativo é o sinal de erro. A escolha da forma de obtenção desse sinal exerce uma influência direta no desempenho do filtro, uma vez que ele pode afetar várias características do algoritmo, incluindo complexidade computacional, velocidade de convergência, robustez e a ocorrência de soluções tendenciosas (DINIZ, 2013).

Os algoritmos adaptativos mencionados até aqui apresentam desempenho eficiente e são suficientes para a solução do problema de filtragem em diversas aplicações práticas. No entanto, esta técnica demonstra limitações. No sistema da Figura 2, para os algoritmos funcionarem de maneira satisfatória, o sinal desejado $d(n)$ deve ter alguma relação linear com a entrada $x(n)$, e o sinal de ruído $u(n)$ deve ser nulo ou ser descorrelacionado de $d(n)$, uma vez que ele é o responsável por modificar o sinal desejado. Normalmente, no desenvolvimento de algoritmos adaptativos, assume-se que $u(n)$ é ruído branco gaussiano com média zero.

Entretanto, em sistemas como o de sonorização, por exemplo, onde o sinal desejado $d(n)$ corresponde ao sinal de realimentação acústica, isso não é possível, visto que o sinal de ruído da Figura 2, $u(n)$, corresponde ao sinal de voz de interesse que é altamente correlacionado com o sinal do alto-falante $x(n)$ e, conseqüentemente, com o sinal de realimentação (BISPO, 2015), tornando necessário o desenvolvimento

de novas técnicas para a atualização do filtro adaptativo com objetivo de obter-se uma solução ótima.

2.3 CANCELAMENTO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA

Esta seção faz uma abordagem sobre os métodos de cancelamento de realimentação acústica (AFC). Conforme discutido no capítulo de introdução, dentre todos os métodos desenvolvidos para controlar o efeito Larsen, os métodos AFC destacam-se por alcançar os melhores desempenhos gerais. Estes métodos identificam e rastreiam o caminho de realimentação acústica $F(q, n)$ utilizando um filtro adaptativo $H(q, n)$, que é representado pela função de transferência variável no tempo de comprimento L_H (BISPO, 2015)

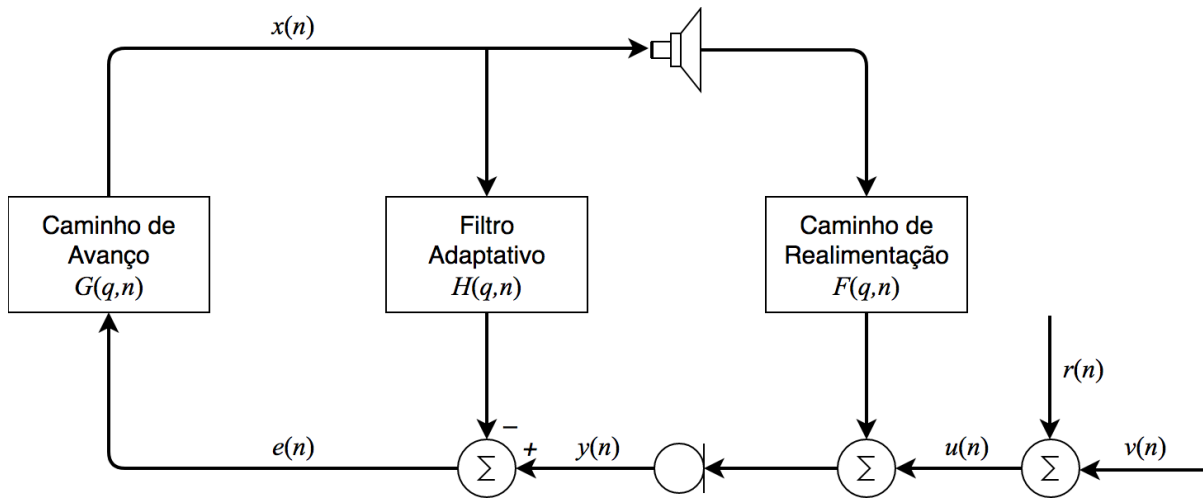
$$H(q, n) = h_0(n) + h_1(n)q^{-1} + \dots + h_{L_H-1}(n)q^{-L_H+1} \quad (24)$$

ou pela resposta ao impulso

$$\mathbf{h}(n) = [h_0(n) \quad h_1(n) \quad \dots \quad h_{L_H-1}(n)]^T. \quad (25)$$

Um sistema de sonorização equipado com um método AFC é ilustrado pela Figura 3. Realizando uma analogia deste sistema com o diagrama de blocos da Figura 2, algumas observações são possíveis: o sinal do caminho de realimentação $F(q, n)$ corresponde ao sinal desejado $d(n)$; o sinal de entrada do sistema AFC, $u(n)$, corresponde ao sinal de ruído do diagrama; o sinal do microfone $y(n)$ corresponde ao sinal desejado corrompido do diagrama; os sinais de erro $e(n)$ de ambas as ilustrações são correspondentes; o sinal do alto-falante $x(n)$ corresponde ao sinal de entrada do filtro da Figura 2; por fim, o sinal do filtro adaptativo $H(q, n)$ corresponde à saída do filtro $\hat{d}(n)$ do diagrama de blocos.

Figura 3 – Cancelamento de realimentação acústica



Fonte: Adaptado de Bispo (2015).

No método AFC, o sinal de realimentação $\mathbf{f}(n) * x(n)$ é estimado pelo filtro como $\mathbf{h}(n) * x(n)$ e subtraído do sinal do microfone $y(n)$, gerando o sinal de erro $e(n)$ que alimenta o caminho de avanço $G(q, n)$ (BISPO, 2015):

$$\begin{aligned}
 e(n) &= y(n) - \mathbf{h}(n) * x(n) \\
 &= u(n) + \mathbf{f}(n) * x(n) - \mathbf{h}(n) * x(n) \\
 &= u(n) + [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] * x(n).
 \end{aligned} \tag{26}$$

A função de transferência em malha fechada deste sistema é definida como

$$x(n) = \frac{G(q, n)}{1 - G(q, n)[F(q, n) - H(q, n)]} u(n) \tag{27}$$

e, de acordo com o critério de estabilidade de Nyquist, será instável se houver pelo menos uma frequência ω para a qual (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011)

$$\begin{cases} |G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| \geq 1 \\ \angle G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)] = 2k\pi, k \in \mathbb{Z}. \end{cases} \tag{28}$$

Considerando o ganho de banda larga $K(n)$ do caminho de avanço definido em (10), o MSG do sistema AFC é definido como (BISPO, 2015)

$$\begin{aligned} \text{MSG}(n)(\text{dB}) &= 20 \log_{10} K(n) \\ \text{tal que } \max_{\omega \in P_H(n)} |G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| &= 1. \end{aligned} \quad (29)$$

$$\text{De (9), tem-se que } K(n) = \frac{G(q, n)}{J(q, n)} \text{ e, de (29), } |G(e^{j\omega}, n)| = \frac{1}{|F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)|},$$

resultando em

$$\text{MSG}(n)(\text{dB}) = 20 \log_{10} \left[\frac{1}{\max_{\omega \in P(n)} |J(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]|} \right], \quad (30)$$

ou ainda

$$\text{MSG}(n)(\text{dB}) = -20 \log_{10} \left[\max_{\omega \in P_H(n)} |J(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| \right], \quad (31)$$

onde $P_H(n)$ indica o conjunto de frequências que satisfazem a condição de fase em (28), também chamadas frequências críticas do sistema AFC, isto é,

$$P_H(n) = \{\omega | \angle G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)] = 2k\pi, k \in \mathbb{Z}\}. \quad (32)$$

O aumento alcançável no MSG pelo método AFC é definido como (BISPO, 2015)

$$\Delta \text{MSG}(n)(\text{dB}) = -20 \log_{10} \left[\frac{\max_{\omega \in P_H(n)} |J(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]|}{\max_{\omega \in P(n)} |J(e^{j\omega}, n)F(e^{j\omega}, n)|} \right]. \quad (33)$$

De (33), pode-se concluir que o ΔMSG alcançável aumenta conforme as respostas em frequência do filtro adaptativo e do caminho de realimentação nas frequências críticas do sistema AFC aproximam-se. Se $H(e^{j\omega}, n) = F(e^{j\omega}, n), \forall \omega \in P_H(n)$, o MSG do sistema AFC teoricamente tende a ser infinito. Além disso, segue de (26) que a realimentação acústica será totalmente cancelada porque $e(n) = u(n)$. O sistema não terá mais uma malha fechada de sinal pois a equação (27) tornar-se-á $x(n) = G(q, n)u(n)$, o que significa que somente o sinal de entrada do sistema $u(n)$

alimentará o caminho de avanço $G(q, n)$, conforme desejado (BISPO, 2015). Este cenário, portanto, solucionaria perfeitamente o problema da realimentação acústica.

No entanto, nos sistemas de sonorização equipados com um método AFC, o sinal de entrada do sistema $u(n)$ e o sinal do alto-falante $x(n)$ são altamente correlacionados, principalmente quando o sinal da fonte $v(n)$ tem um alto grau de coloração espectral como a fala (BISPO, 2015). Como o sinal $u(n)$ atua como interferência para o filtro adaptativo $H(q, n)$, a aplicação dos tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa baseados no gradiente ou mínimos quadrados resulta no surgimento de um viés na estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011). Conseqüentemente, o filtro adaptativo $H(q, n)$ anula apenas parcialmente o sinal de realimentação $\mathbf{f}(n) * x(n)$, limitando o aumento do MSG, e deteriora o sinal de entrada do sistema $u(n)$.

As soluções disponíveis na literatura para superar esse problema tentam, em sua maioria, descorrelacionar os sinais do alto-falante, $x(n)$, e de entrada do sistema, $u(n)$, mas ainda utilizam os tradicionais algoritmos de filtragem adaptativa para atualizar $H(q, n)$. Uma parte destas soluções insere um dispositivo de processamento na malha aberta do sistema para alterar a forma de onda do sinal do alto-falante $x(n)$. Neste caso, mesmo que o sinal de realimentação seja totalmente cancelado, implicará uma perda de fidelidade do sistema de sonorização, pois também modificará o sinal de entrada $u(n)$, e a qualidade do som poderá ser afetada perceptivelmente. Outras soluções propostas inserem atrasos de amostras nos sinais do sistema, o que mantém a fidelidade do sistema de sonorização, mas ainda apresentam desempenho limitado (BISPO, 2015).

Mais recentemente, foram propostos os métodos AFC-CM e AFC-CE que exploram definições do cepstro do sinal do microfone $y(n)$ e do sinal de erro $e(n)$, respectivamente, em função de $\mathbf{g}(n)$, $\mathbf{f}(n)$ e $\mathbf{h}(n)$, a fim de calcular estimativas da resposta ao impulso do caminho de realimentação e utilizá-las para atualizar o filtro adaptativo $H(q, n)$ (BISPO; FREITAS, 2015).

Em relação ao método AFC-CM, Bispo e Freitas (2015) afirmam que se o ganho de banda larga $K(n)$ for aumentado para um valor acima do MSG do sistema de sonorização, conforme desejável nos sistemas AFC, então a condição $|G(e^{j\omega}, n)H(e^{j\omega}, n)| < 1$, necessária para que o cepstro do sinal do microfone possa ser definido em função de $\mathbf{g}(n)$, $\mathbf{f}(n)$ e $\mathbf{h}(n)$, deixará de ser cumprida, o que limita o

desempenho de qualquer método AFC baseado exclusivamente no cepstro deste sinal. Uma solução, portanto, é utilizar as informações do cepstro do sinal de erro, com o método AFC-CE, que não apresenta tal limitação de desempenho e fornece resultados muito promissores em diferentes configurações de sistemas de sonorização (BISPO; FREITAS, 2015). Por este motivo, o presente trabalho concentra-se na exploração de sistemas de sonorização equipados com o método AFC-CE.

2.4 ANÁLISE CEPSTRAL

A análise cepstral é uma técnica de análise de sinais baseada em uma transformação do sinal no domínio do tempo para o domínio cepstral. Sejam $s(n)$, $s_1(n)$ e $s_2(n)$ sinais no domínio do tempo tais que

$$s(n) = s_1(n) * s_2(n). \quad (34)$$

Aplicando a transformada de Fourier discreta em (34), obtém-se o sinal no domínio da frequência:

$$S(e^{j\omega}, n) = S_1(e^{j\omega}, n)S_2(e^{j\omega}, n). \quad (35)$$

Ao aplicar a operação logarítmica natural em (35), obtém-se:

$$\ln[S(e^{j\omega}, n)] = \ln[S_1(e^{j\omega}, n)] + \ln[S_2(e^{j\omega}, n)]. \quad (36)$$

Em seguida, aplicando a transformada de Fourier discreta inversa, obtém-se:

$$\mathcal{F}^{-1}\{\ln[S(e^{j\omega}, n)]\} = \mathcal{F}^{-1}\{\ln[S_1(e^{j\omega}, n)]\} + \mathcal{F}^{-1}\{\ln[S_2(e^{j\omega}, n)]\}, \quad (37)$$

ou, ainda, na representação do domínio cepstral:

$$\mathbf{c}_s(n) = \mathbf{c}_{s_1}(n) + \mathbf{c}_{s_2}(n), \quad (38)$$

onde

$$\mathbf{c}_s(n) = \mathcal{F}^{-1}\{\ln[S(e^{j\omega}, n)]\}. \quad (39)$$

A equação (38) corresponde à representação do sinal $s(n)$ no domínio cepstral. Desta forma, a representação cepstral permite que uma convolução de dois sinais no domínio do tempo, portanto não linear no domínio da frequência, seja representada como uma combinação linear no domínio cepstral (BISPO, 2015).

2.5 MÉTODO AFC-CE

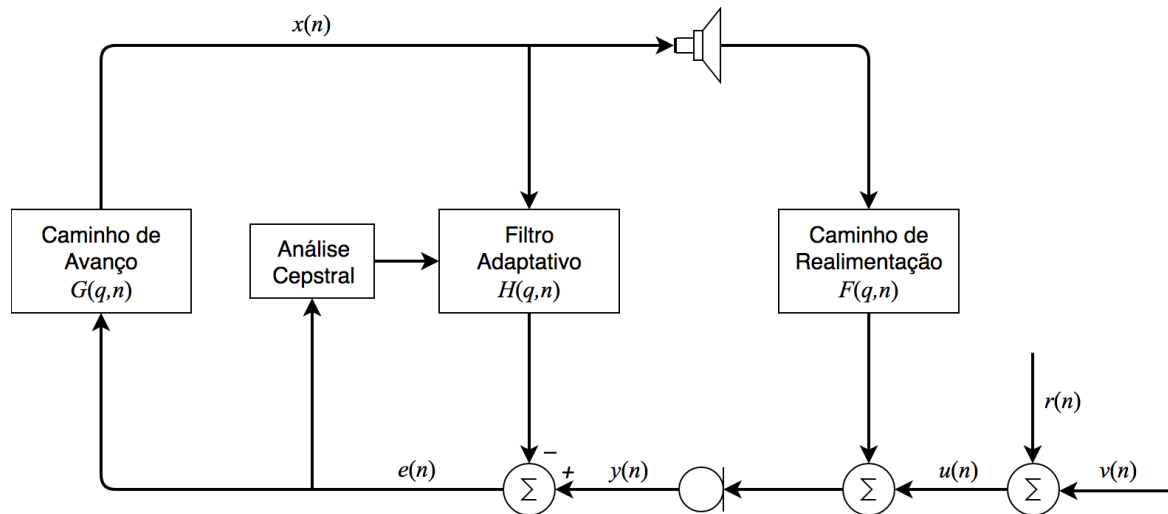
A Figura 4 ilustra um sistema de sonorização equipado com o método AFC-CE. Se $|G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| < 1$, que é uma condição suficiente para garantir a estabilidade do sistema AFC, então o cepstro de tempo curto do sinal de erro $e(n)$ pode ser definido como (BISPO; FREITAS, 2015)

$$\mathbf{c}_e(n) = \mathbf{c}_u(n) + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]\}^{*k}}{k}, \quad (40)$$

onde $\{\cdot\}^{*k}$ denota a k -ésima potência de convolução.

A partir de (40), conclui-se que o cepstro de tempo do sinal de erro, $\mathbf{c}_e(n)$, é o cepstro de tempo curto do sinal de entrada do sistema, $\mathbf{c}_u(n)$, adicionado à uma série em função das respostas ao impulso do caminho de avanço, do caminho de realimentação e do filtro adaptativo, $\mathbf{g}(n)$, $\mathbf{f}(n)$ e $\mathbf{h}(n)$, respectivamente. Essa série é formada por convoluções sucessivas de $\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$, a resposta ao impulso em malha fechada do sistema de sonorização. Portanto, o cepstro $\mathbf{c}_e(n)$ do sinal de erro contém informação no domínio de tempo sobre o sistema AFC através de $\mathbf{g}(n)$, $\mathbf{f}(n)$ e $\mathbf{h}(n)$ (BISPO; FREITAS, 2015).

Figura 4 – Método AFC baseado na análise cepstral do sinal de erro



Fonte: Adaptado de Bispo; Freitas (2015).

A única exigência para definir $\mathbf{c}_e(n)$ de acordo com (40) é o cumprimento de $|G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| < 1$. Se esta condição não for cumprida em todos os componentes de frequência, a imprecisão de (40) vai depender de seu desvio. Segundo Bispo e Freitas (2015), experiências mostraram que (40) pode permanecer preciso com um desvio de poucos dB em $|G(e^{j\omega}, n)[F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)]| < 1$ ou mesmo no MSG do sistema de sonorização.

Idealmente, se o filtro adaptativo corresponder exatamente ao caminho de realimentação, isto é, se $H(e^{j\omega}, n) = F(e^{j\omega}, n)$, (40) tornar-se-á $\mathbf{c}_e(n) = \mathbf{c}_u(n)$. No domínio do tempo, implicará $e(n) = u(n)$, o que significa que toda a realimentação acústica será cancelada. Em uma situação mais realista, onde $H(e^{j\omega}, n) \approx F(e^{j\omega}, n)$, quanto mais o filtro adaptativo $H(e^{j\omega}, n)$ aproximar-se do caminho de realimentação $F(e^{j\omega}, n)$, mais próximo o sinal de erro $e(n)$ estará do sinal de entrada do sistema $u(n)$ (BISPO, 2015).

O método AFC-CE calcula $\mathbf{c}_e(n)$ utilizando as L_a amostras mais recentes de $e(n)$. Então, o método calcula $\{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]\}^\wedge$, uma estimativa de $\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$, ao selecionar as primeiras $L_G + L_H - 1$ amostras de $\mathbf{c}_e(n)$, resultando em (BISPO; FREITAS, 2015)

$$\{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]\}^\wedge = \mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \mathbf{c}_{u_0}(n), \quad (41)$$

onde

$$\mathbf{c}_{\mathbf{u}_0}(n) = [c_{u_0}(n) \quad c_{u_1}(n) \quad \cdots \quad c_{u_{L_G+L_H-2}}(n)]^T. \quad (42)$$

O segmento $\mathbf{c}_{\mathbf{u}_0}(n)$ do cepstro do sinal de entrada atua como ruído na estimativa de $\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$ e impediria que o método apresentado alcançasse a solução ótima $\{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]\}^\wedge = \mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$. No entanto, Bispo e Freitas (2015) provaram que esta estimativa será assintoticamente consistente para as amostras de $\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$ com os maiores valores absolutos, que são os mais importantes, porque tende a alcançar a solução ideal (BISPO; FREITAS, 2015).

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 sistemas como, por exemplo, um filtro adaptativo. Assim, assumindo conhecimento prévio de $\mathbf{g}(n)$, o método calcula $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge$, uma estimativa de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$, da seguinte maneira (BISPO; FREITAS, 2015)

$$[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge = \{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]\}^\wedge * \mathbf{g}^{-1}(n). \quad (43)$$

Em seguida, o método calcula $\hat{\mathbf{f}}(n)$, uma estimativa de $\mathbf{f}(n)$, a partir de (43) como se segue

$$\hat{\mathbf{f}}(n) = [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge + \mathbf{h}(n - 1). \quad (44)$$

Por fim, o método atualiza o filtro adaptativo como (BISPO; FREITAS, 2015)

$$\mathbf{h}(n) = \lambda \mathbf{h}(n - 1) + (1 - \lambda) \hat{\mathbf{f}}(n), \quad (45)$$

onde $0 < \lambda < 1$ é um fator de ponderação exponencial, denominado fator de esquecimento por fazer as estimativas mais antigas terem um efeito cada vez mais insignificante, que controla o compromisso entre robustez a perturbações de curta duração e capacidade de rastreamento do filtro adaptativo.

Portanto, a cada vez que é executado, o método AFC-CE obtém uma estimativa de $\mathbf{f}(n)$ para atualizar $\mathbf{h}(n)$. Se $\mathbf{f}(n)$ variar lentamente ao longo do tempo,

esse esforço computacional pode não ser vantajoso, em relação ao desempenho, se for realizado a cada amostra do sinal de erro $e(n)$. Por isso, na prática o método é executado apenas a cada N_a amostras, onde N_a é o parâmetro que controla o compromisso entre desempenho (latência e capacidade de rastreamento) e complexidade computacional (BISPO; FREITAS, 2015). Por fim, para evitar estimativas iniciais imprecisas, o método é executado apenas para $n \geq n_0$.

3 METODOLOGIA DE TRABALHO

Este capítulo detalha a metodologia aplicada no desenvolvimento do trabalho. O método de cancelamento de realimentação acústica para o sistema de sonorização foi implementado e avaliado através de simulação computacional utilizando a plataforma MATLAB, *software* de análise e processamento de sinais. A configuração das simulações e as métricas de avaliação são descritas a seguir.

3.1 AMBIENTE DE SIMULAÇÃO

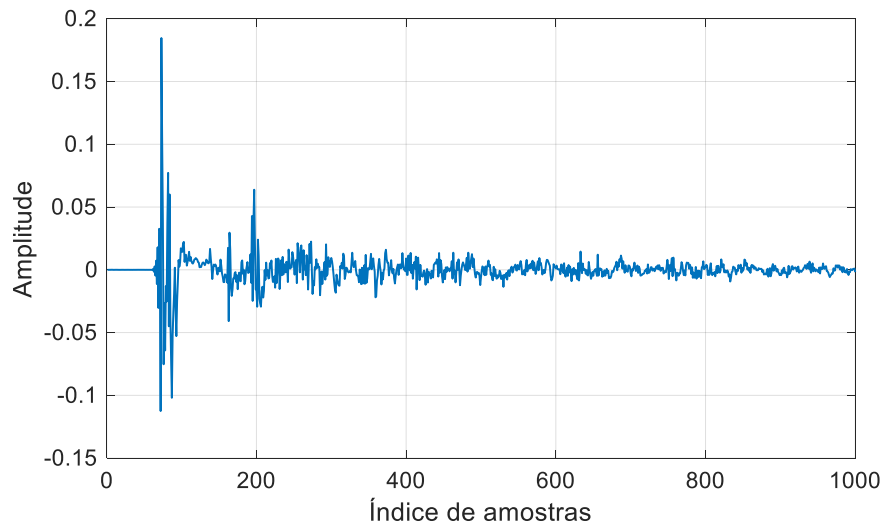
Um típico sistema de sonorização apresenta os caminhos de realimentação e avanço e, nas implementações em ambiente simulado, estes caminhos têm de ser configurados. As seções seguintes descrevem a configuração dos caminhos definida para a realização das simulações neste trabalho.

3.1.1 Caminho de realimentação

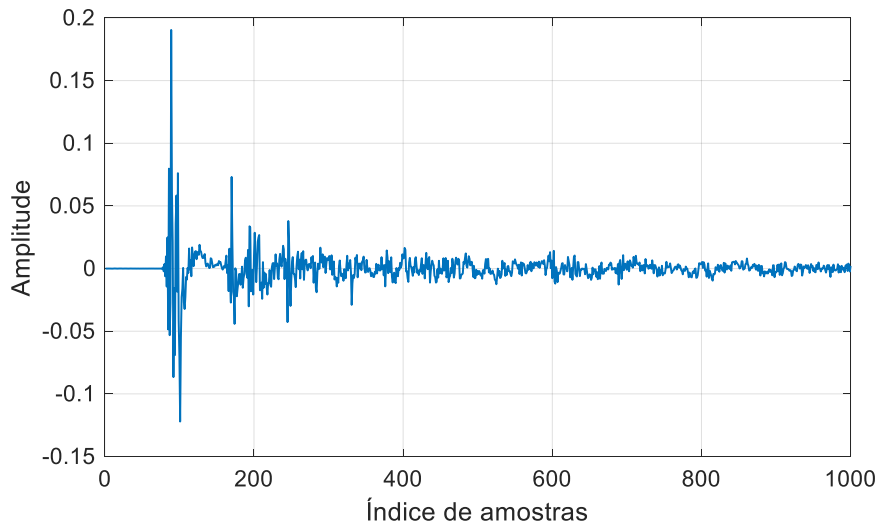
São utilizadas respostas ao impulso de uma mesma sala como respostas ao impulso do caminho de realimentação acústica. Elas tiveram suas frequências de amostragem f_s reduzidas de 48 kHz para 16 kHz, como é habitualmente utilizado na literatura em sistemas de comunicação por voz, e foram truncadas de forma que o comprimento do caminho de realimentação fosse $L_F = 1000$ para reduzir a complexidade computacional, uma vez que, a partir desse valor, a amplitude das respostas ao impulso é muito pequena e exerce influência insignificante ao sistema.

Nas simulações realizadas neste trabalho, quatro respostas ao impulso são utilizadas. As respostas f_1 e f_2 , disponíveis em (JEUB; SCHAFFER; VARY, 2009), são exibidas na Figura 5. As respostas f_3 e f_4 , disponíveis em (INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION, 2010), são exibidas na Figura 6.

Figura 5 – Respostas ao impulso do caminho de realimentação: (a) f_1 ; (b) f_2



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

Em determinados experimentos, foi implementada uma variação abrupta no caminho de realimentação $F(q, n)$, definida da seguinte maneira:

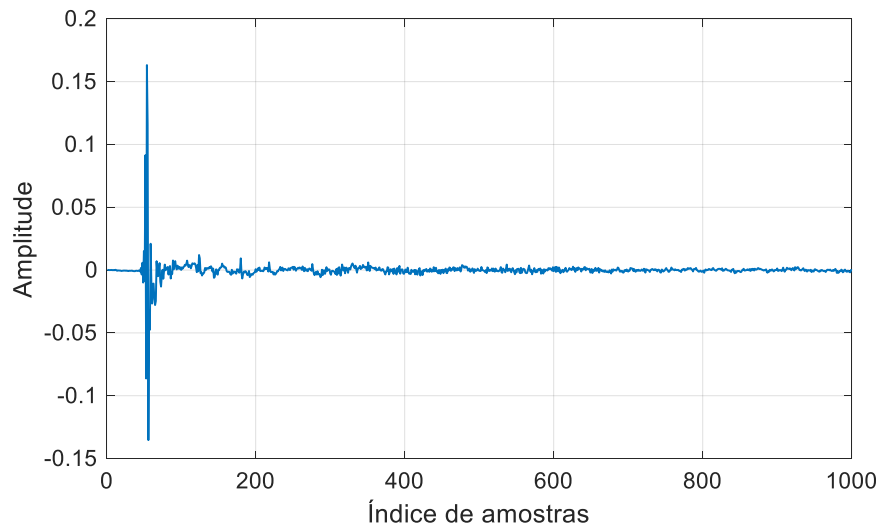
$$\mathbf{f}(n) = \begin{cases} \mathbf{f}_1, & \text{se } 0 < n < \frac{L_{\text{signal}}}{2} \\ \mathbf{f}_2, & \text{se } \frac{L_{\text{signal}}}{2} \leq n \leq L_{\text{signal}} \end{cases}, \quad (46)$$

onde L_{signal} é o comprimento do sinal de voz.

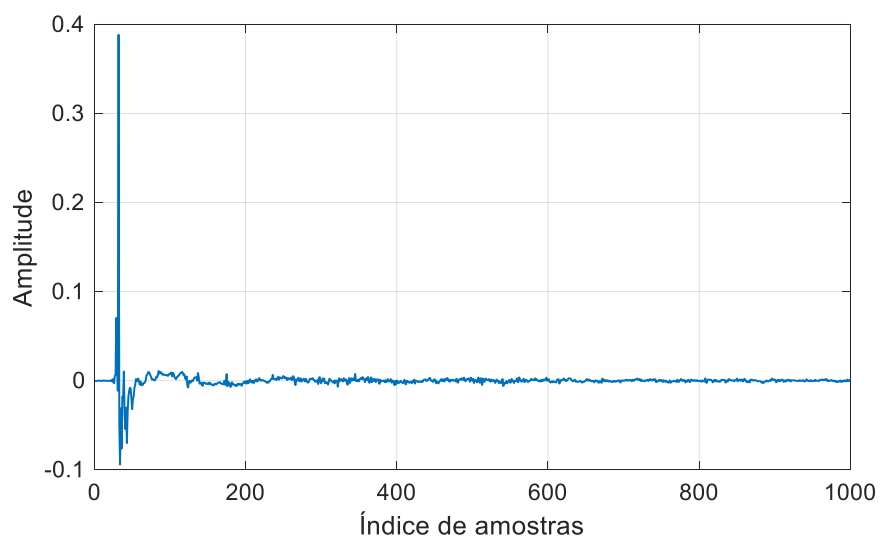
De acordo com (46), a resposta ao impulso do caminho de realimentação $f(n)$ corresponderá a f_1 até a metade da duração do sinal de voz em execução. Em seguida, f_1 é substituída por f_2 , estabelecendo uma variação abrupta em $f(n)$. Da mesma forma, uma outra composição de $f(n)$ será realizada com f_3 e f_4 tal que agora

$$f(n) = \begin{cases} f_3, & \text{se } 0 < n < \frac{L_{\text{sinal}}}{2} \\ f_4, & \text{se } \frac{L_{\text{sinal}}}{2} \leq n \leq L_{\text{sinal}} \end{cases} \quad (47)$$

Figura 6 – Respostas ao impulso do caminho de realimentação: (a) f_3 ; (b) f_4



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

3.1.2 Caminho de avanço

O caminho de avanço, que normalmente é o amplificador do sistema de sonorização, é definido neste trabalho como um atraso d e um ganho, assim como em (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011) e (BISPO; FREITAS, 2015), isto é

$$G(q, n) = g_{df_s}(n)q^{-df_s}. \quad (48)$$

Nos experimentos realizados é definido um atraso $d = 25$ ms, valor aceitável para os sistemas de amplificação e comumente utilizado na literatura. A frequência de amostragem é definida como $f_s = 16$ kHz. Então, de acordo com (9), $K(n) = g_{400}(n)$ e $J(q, n) = q^{-400}$.

O ganho de banda larga $K(n)$ é inicializado com um valor K_1 tal que o sistema tenha uma margem de ganho estável inicial para o método AFC-CE operar em uma condição de estabilidade e, assim, $H(q, n)$ convergir. Para o desenvolvimento deste trabalho são utilizadas configurações diferentes para $K(n)$, que serão detalhadas na descrição dos experimentos.

3.2 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

O desempenho do método de realimentação acústica implementado é avaliado por duas métricas descritas a seguir: o desalinhamento normalizado e o máximo ganho estável.

3.2.1 Desalinhamento

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

$$\text{MIS}(n) = \frac{\|\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)\|}{\|\mathbf{f}(n)\|} = \frac{\|F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)\|}{\|F(e^{j\omega}, n)\|}. \quad (49)$$

Inicialmente, define-se $\mathbf{h}(n) = 0$ e, então, $\text{MIS}(n) = 1$. À medida que o filtro adaptativo se aproxima do caminho de realimentação, isto é, $\mathbf{h}(n)$ aproxima-se de $\mathbf{f}(n)$, o valor de $\text{MIS}(n)$ diminui. Idealmente, quando $\mathbf{h}(n) = \mathbf{f}(n)$, tem-se $\text{MIS}(n) = 0$.

3.2.2 Máximo ganho estável

O principal objetivo dos métodos AFC é aumentar o MSG do sistema de sonorização, o qual tem um limite superior devido à realimentação acústica. Portanto, o desempenho do método implementado neste trabalho também é avaliado por meio do MSG do sistema de acordo com a equação (31).

Vale ressaltar que as métricas $\text{MIS}(n)$ e $\text{MSG}(n)$ são relacionadas porque ambas dependem de $|F(e^{j\omega}, n) - H(e^{j\omega}, n)|$. Em relação a esse fator, a diferença é que $\text{MIS}(n)$ considera todas as frequências, enquanto $\text{MSG}(n)$ considera somente uma das frequências críticas do sistema contidas em (32).

3.3 SINAIS DE VOZ

Os sinais da fonte $v(n)$ utilizados são criados a partir de sinais, ditos básicos, de um banco de dados de sinais de voz. Cada sinal básico contém uma sentença curta gravada em um intervalo de tempo de quatro segundos e tem sua

frequência de amostragem reduzida de 48 kHz para 16 kHz. Todas as sentenças foram gravadas por locutores nativos, os quais tiveram as seguintes nacionalidades e gêneros: quatro americanos (sendo dois masculinos e dois femininos), dois ingleses (um masculino e um feminino), dois franceses (um masculino e um feminino) e dois alemães (um masculino e um feminino).

Como os experimentos em um sistema de sonorização necessitam de sinais com longa duração, vários sinais básicos do mesmo locutor são concatenados e seus trechos de silêncio são removidos, resultando assim em dez sinais de voz (um sinal por locutor).

4 ESTUDO E VERIFICAÇÃO DA ABORDAGEM AFC

No método AFC, os algoritmos tradicionais de filtragem adaptativa têm um desempenho limitado porque os sinais que atuam como entrada (sinal do alto-falante $x(n)$) e interferência (sinal de entrada do sistema $u(n)$) para o filtro adaptativo $H(q, n)$ são correlacionados, principalmente quando o sinal da fonte $v(n)$ possui alto grau de coloração espectral.

Este capítulo possui dois objetivos: primeiro, utilizando o método dos mínimos quadrados, apresentar uma análise teórica sobre o fraco desempenho dos algoritmos de filtragem adaptativa tradicionais quando aplicados ao sistema AFC; segundo, exemplificar as conclusões tiradas da análise teórica utilizando sinais de voz e o algoritmo *Recursive Least Square* (RLS).

4.1 ANÁLISE DO MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS NOS SISTEMAS AFC

Considera-se aqui um registro de dados $\{x(k), y(k)\}_{k=1}^n$ dos sinais do alto-falante e do microfone, com as condições iniciais $\{x(k)\}_{k=2-L_H}^0$ do sinal do alto-falante, e que o caminho de realimentação seja invariante no tempo ($\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}$), com $L_H = L_F$.

Na abordagem dos mínimos quadrados (LS), uma estimativa de \mathbf{f} no instante de tempo n , $\mathbf{h}(n)$, é obtida minimizando o critério de erro definido como (KAY, 1993)

$$\begin{aligned}
 J_n(\mathbf{h}) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n e^2(k) \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n [y(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{h}(n)]^2 \\
 &= \frac{1}{2} [\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{h}(n)]^T [\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{h}(n)],
 \end{aligned} \tag{50}$$

onde as matrizes e vetores de dados são definidos como

$$\mathbf{y} = [y(n) \quad y(n-1) \quad \cdots \quad y(1)]^T \quad (51)$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(n) \quad \mathbf{x}(n-1) \quad \cdots \quad \mathbf{x}(1)]^T \quad (52)$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \cdots \quad x(n-L_H+1)]^T. \quad (53)$$

O critério de erro LS, definido em (50), pode ser escrito como

$$J_n(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} [\mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\mathbf{y}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n) + \mathbf{h}^T(n) \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n)] \quad (54)$$

e seu gradiente é dado por

$$J'_n(\mathbf{h}) = -\mathbf{X}^T \mathbf{y} + \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{h}(n). \quad (55)$$

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

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(n) &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{u} + \mathbf{X} \mathbf{f}) \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} + \mathbf{f}, \end{aligned} \quad (56)$$

onde

$$\mathbf{u} = [u(n) \quad u(n-1) \quad \cdots \quad u(1)]^T. \quad (57)$$

Um estimador pode ser caracterizado por seu viés e variância (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011; KAY, 1993). A seguir, o viés e a variância do estimador LS definido em (56) serão obtidos e discutidos separadamente.

4.1.1 Viés do estimador LS

O viés é definido como a diferença entre o valor esperado do estimador e o valor verdadeiro do parâmetro (a resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica, neste caso) (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011; KAY, 1993; HAYKIN, 2014; DINIZ, 2013), ou seja

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{\mathbf{h}(n)\} - \mathbf{f}, \quad (58)$$

onde $E\{\mathbf{h}(n)\}$ denota o operador valor esperado.

Substituindo (56) em (58), o viés é dado por (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011; WATERSCHOOT; ROMBOOTS; MOONEN, 2004)

$$\begin{aligned} \text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} &= E\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} + \mathbf{f}\} - \mathbf{f} \\ &= E\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}\}. \end{aligned} \quad (59)$$

Para concluir sobre o viés, é necessário perceber que (59) pode ser escrito como

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{\bar{\mathbf{R}}_x^{-1} \bar{\mathbf{p}}_{xu}\}, \quad (60)$$

onde

$$\bar{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (61)$$

é a matriz $L_H \times L_H$ de autocorrelação média temporal do sinal do alto-falante $x(n)$ (HAYKIN, 2014) e

$$\bar{\mathbf{p}}_{xu} = \frac{1}{n} \mathbf{X}^T \mathbf{u} \quad (62)$$

é o vetor $L_H \times 1$ de correlação cruzada média temporal entre o sinal do alto-falante $x(n)$ e o sinal 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 (PEEBLES JUNIOR, 1987)

$$\mathbf{R}_x = \bar{\mathbf{R}}_x, \quad (63)$$

e

$$\mathbf{p}_{xu} = \bar{\mathbf{p}}_{xu}, \quad (64)$$

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 $n \times 1$ de correlação cruzada entre $x(n)$ e o sinal de entrada $u(n)$ (HAYKIN, 2014). Neste caso, substituindo (63) e (64) em (60), o viés é definido como (SIQUEIRA; ALWAN, 1998; SIQUEIRA; ALWAN, 1999; SIQUEIRA; ALWAN, 2000)

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{p}_{xu}. \quad (65)$$

A única possibilidade para o viés, definido em (65), ser $\mathbf{0}_{L_H \times 1}$ é que $\mathbf{p}_{xu} = \mathbf{0}_{L_H \times 1}$, isto é, que o sinal do alto-falante $x(n)$ e o sinal de entrada $u(n)$ sejam ortogonais. Se pelo menos um deles tem média zero, então isso torna-se equivalente a afirmar que eles devem ser não correlacionados. No entanto, como indicado em (27), $x(n)$ e $u(n)$ são relacionados pela função de transferência em malha fechada do sistema, que geralmente introduz dependência linear entre eles.

Desconsiderando os pressupostos de estacionariedade e ergodicidade de $x(n)$ e $u(n)$, uma conclusão semelhante pode ser tirada diretamente de (60), onde o viés pode ser geralmente entendido como não zero porque a natureza de malha fechada do sistema tende a causar $\bar{\mathbf{p}}_{xu} \neq \mathbf{0}_{L_H \times 1}$. Portanto, em geral, $\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\}$ pode ser entendido como diferente de zero. E, na prática, será tão grande quanto a correlação cruzada média temporal entre o sinal do alto-falante $x(n)$ e o sinal de entrada $u(n)$.

A existência de viés significa que $\mathbf{h}(n) \neq \mathbf{f}$, mesmo se $n \rightarrow \infty$ (KAY, 1993). O efeito resultante no método AFC é que o filtro adaptativo $H(q, n)$ estima e cancela

apenas parte do sinal de realimentação acústica, $\mathbf{f} * x(n)$, assim como parte de $u(n)$. Como consequência, o sinal $e(n)$ é uma estimativa distorcida do sinal de entrada $u(n)$ (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011; BISPO; FREITAS, 2015).

Além das definições em (59), (60) e (65), uma nova expressão para o viés pode ser obtida pela percepção de que

$$\bar{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{n} \mathbf{J}_n''(\cdot) \quad (66)$$

e

$$\bar{\mathbf{p}}_{xu} = -\frac{1}{n} \mathbf{J}_n'(\mathbf{f}), \quad (67)$$

onde $\mathbf{J}_n''(\cdot)$ é a segunda derivada do critério de erro como uma função de $\mathbf{h}(n)$. Substituindo (66) e (67) em (60), o viés pode ser definido como uma função do critério de erro da seguinte forma:

$$\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = -\mathbf{E}\{[\mathbf{J}_n''(\cdot)]^{-1} \mathbf{J}_n'(\mathbf{f})\}. \quad (68)$$

4.1.2 Variância do estimador LS

Por outro lado, a variância do estimador LS pode ser obtida ao considerar-se sua matriz de covariância, que é definida como (HAYKIN, 2014; DINIZ, 2013)

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{E}\{[\mathbf{h}(n) - \mathbf{f}][\mathbf{h}(n) - \mathbf{f}]^T\}. \quad (69)$$

Substituindo (56) em (69), a matriz de covariância é dada por

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{E}\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u} [(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{u}]^T\}, \quad (70)$$

que, usando (61) e (62), torna-se

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{\bar{\mathbf{R}}_x^{-1}\bar{\mathbf{p}}_{xu}[\bar{\mathbf{R}}_x^{-1}\bar{\mathbf{p}}_{xu}]^T\}. \quad (71)$$

Assumindo novamente que $x(n)$ e $u(n)$ são processos estacionários e ergódicos e substituindo (63) e (64) em (71), a matriz de covariância é definida como

$$\begin{aligned} \text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} &= \mathbf{R}_x^{-1}\mathbf{p}_{xu}[\mathbf{R}_x^{-1}\mathbf{p}_{xu}]^T \\ &= \text{viés}\{\mathbf{h}(n)\}[\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\}]^T. \end{aligned} \quad (72)$$

A única possibilidade para a matriz de covariância, definida em (72), ser $\mathbf{0}_{L_H \times L_H}$ é que $\text{viés}\{\mathbf{h}(n)\} = \mathbf{0}_{L_H \times 1}$, 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 $\mathbf{p}_{xu} \neq \mathbf{0}_{L_H \times 1}$, 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 (71), onde a matriz de covariância pode ser geralmente entendida como não zero porque a natureza de malha fechada do sistema tende a causar $\bar{\mathbf{p}}_{xu} \neq \mathbf{0}_{L_H \times 1}$. Portanto, em geral, $\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}$ pode ser entendido como diferente de zero. E, como o viés, ela será tão grande quanto a correlação cruzada média temporal entre o sinal do alto-falante $x(n)$ e o sinal de entrada $u(n)$.

O efeito resultante da matriz de covariância no método AFC pode ser entendido ao perceber-se que (70) pode ser escrito como

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\hat{\mathbf{R}}_u\mathbf{X}(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\} \quad (73)$$

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

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = [E\{\mathbf{X}^T\mathbf{R}_u^{-1}\mathbf{X}\}]^{-1}, \quad (74)$$

onde

$$\hat{\mathbf{R}}_u = \mathbf{u}\mathbf{u}^T \quad (75)$$

é a estimativa instantânea da matriz $n \times n$ de autocorrelação do sinal de entrada $u(n)$ (HAYKIN, 2014; DINIZ, 2013) e

$$\mathbf{R}_u = E\{\hat{\mathbf{R}}_u\} \quad (76)$$

é a matriz $n \times n$ de autocorrelação 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 estimador 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. Porém, quando ambos os sinais estão ativos (situação de dupla conversa), a matriz de covariância pode se tornar grande, o que resulta em uma diminuição na velocidade de convergência do filtro adaptativo. Este problema torna-se mais grave quando $u(n)$ tem um alto grau de coloração espectral, como ocorre, por exemplo, quando o sinal de origem $v(n)$ é a fala (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

No método AFC, o sinal do alto-falante $x(n)$ e o sinal de entrada $u(n)$ não são independentes porque estão relacionados pela malha fechada do sistema, como indicado em (27). O sistema opera em uma situação contínua de dupla conversa e isso ainda é agravado pela correlação existente entre estes sinais. Como consequência, o filtro adaptativo $H(q, n)$ apresenta uma lenta velocidade de convergência ao longo de sua operação (WATERSCHOOT; MOONEN, 2011).

Similarmente ao que foi realizado com o viés, ao substituir (66) e (67) em (70), a matriz de covariância pode ser definida como uma função do critério de erro como segue

$$\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\} = E\{[\mathbf{J}'_n(\cdot)]^{-1} \mathbf{J}'_n(\mathbf{f}) [\mathbf{J}'_n(\mathbf{f})]^T [\mathbf{J}'_n(\cdot)]^{-1}\}. \quad (77)$$

4.2 EXPERIMENTOS

Com o objetivo de corroborar e exemplificar as conclusões sobre a matriz de viés e covariância do estimador LS obtidas neste capítulo, dois experimentos foram

realizados em ambiente simulado utilizando sinais de fala. No primeiro, o viés foi estimado ao longo do tempo. No segundo, a lenta velocidade de convergência dos algoritmos de filtragem adaptativa tradicionais, quando aplicados ao método AFC, foi exemplificada utilizando o algoritmo RLS.

O ambiente de simulação foi configurado conforme a descrição na seção 3.1. O caminho de realimentação corresponde ao que foi apresentado na seção 3.1.1. O caminho de avanço é definido como (48), 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 (49), e também ao aumento alcançável no MSG, definido em (33). Por fim, os sinais de voz utilizados são descritos na seção 3.3.

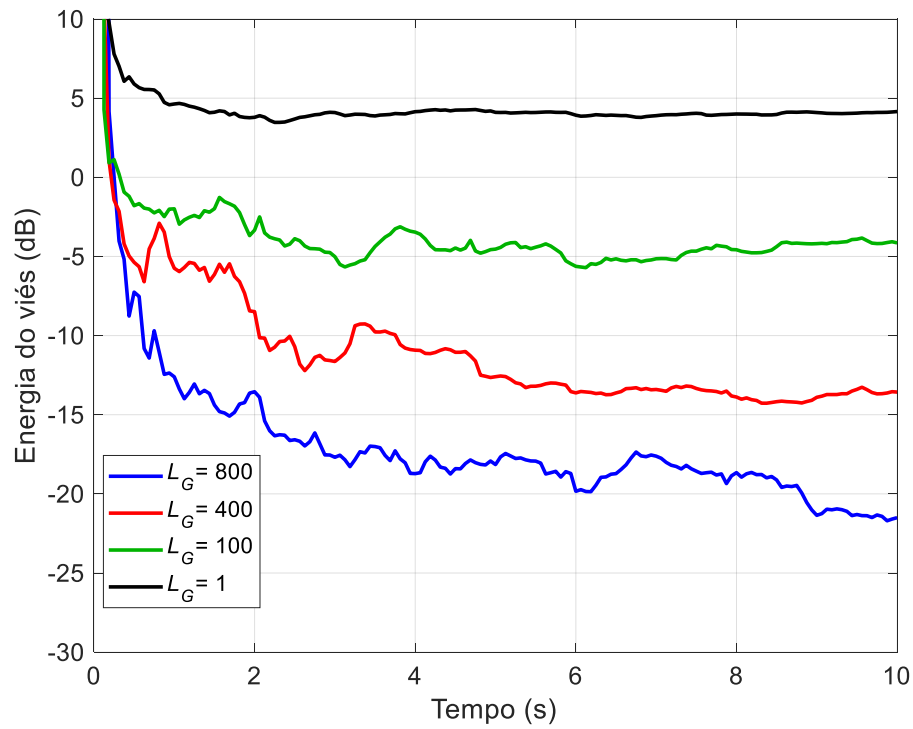
4.2.1 Experimento 1

Neste experimento, viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ foi estimado ao longo do tempo, de acordo com (59), 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 7. Pode-se observar que, após 10 s, 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.

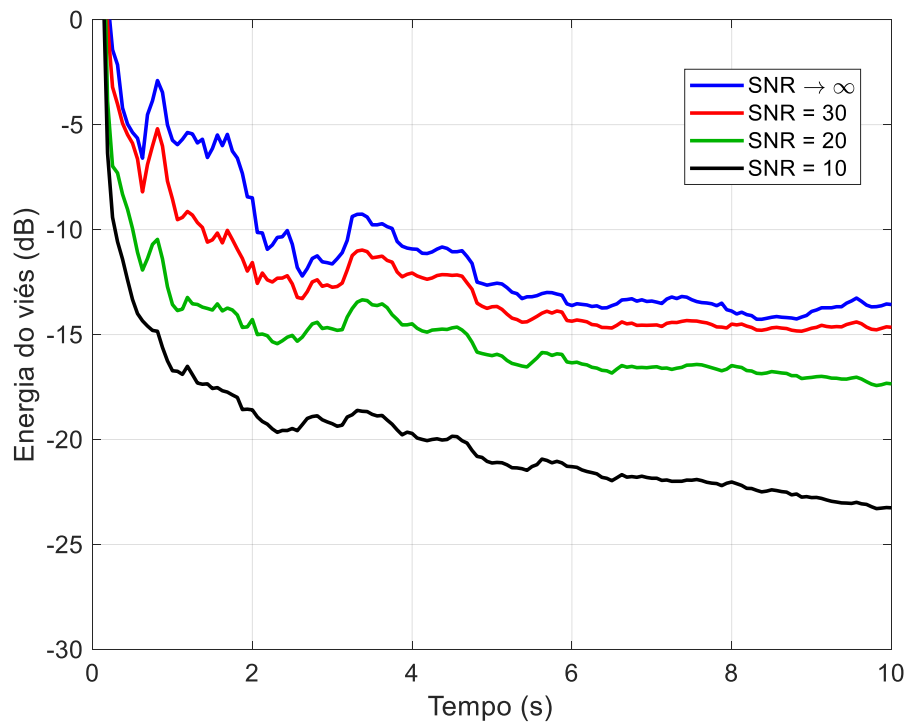
Além disso, a energia de viés $\{\mathbf{h}(n)\}$ para $L_G = 400$ e $\text{SNR} = \{\infty, 30, 20, 10\}$ dB é mostrada na Figura 8. Pode-se observar que a energia do viés diminui à medida que a SNR também diminui, o que é explicado pelo fato de que o uso de ruído gaussiano branco como ruído ambiente $r(n)$ diminui os valores de $\bar{\mathbf{p}}_{xu}$ devido ao atraso introduzido por $G(q, n)$.

Figura 7 – Energia de viés $\{h(n)\}$ para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G



Fonte: Autoria própria.

Figura 8 – Energia de viés $\{h(n)\}$ para sinais de fala, $L_G = 400$ e vários valores de SNR

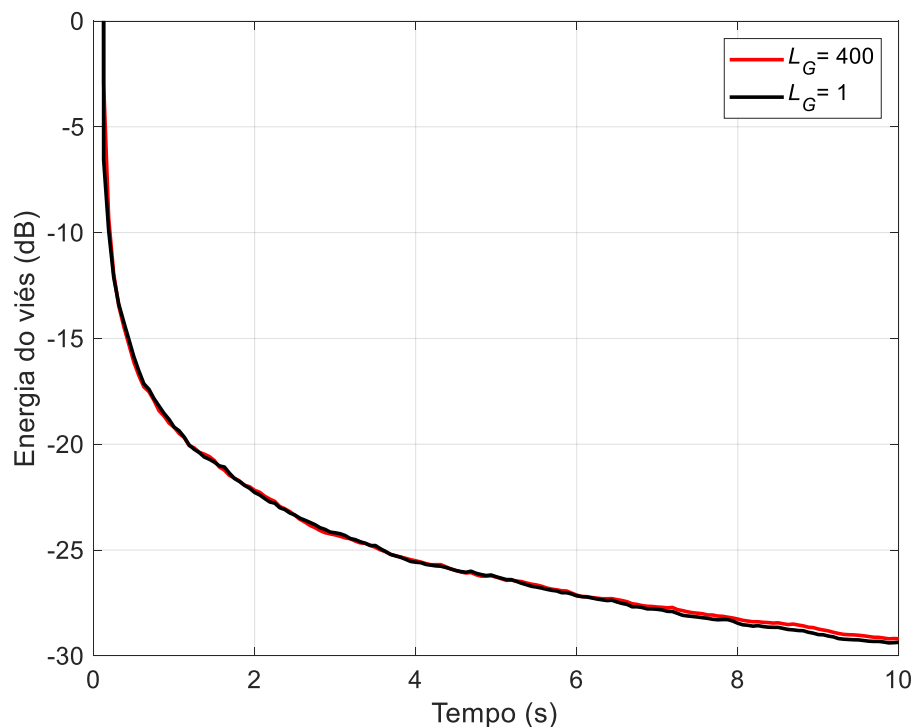


Fonte: Autoria própria.

Finalmente, a energia de viés $\{h(n)\}$ para ruído gaussiano branco ($\text{SNR} \rightarrow -\infty$) e $L_G = \{1, 400\}$ é mostrada na Figura 9. 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 10 s, 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 5. 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 9 – Energia de viés $\{h(n)\}$ para ruído gaussiano branco



Fonte: Autoria própria.

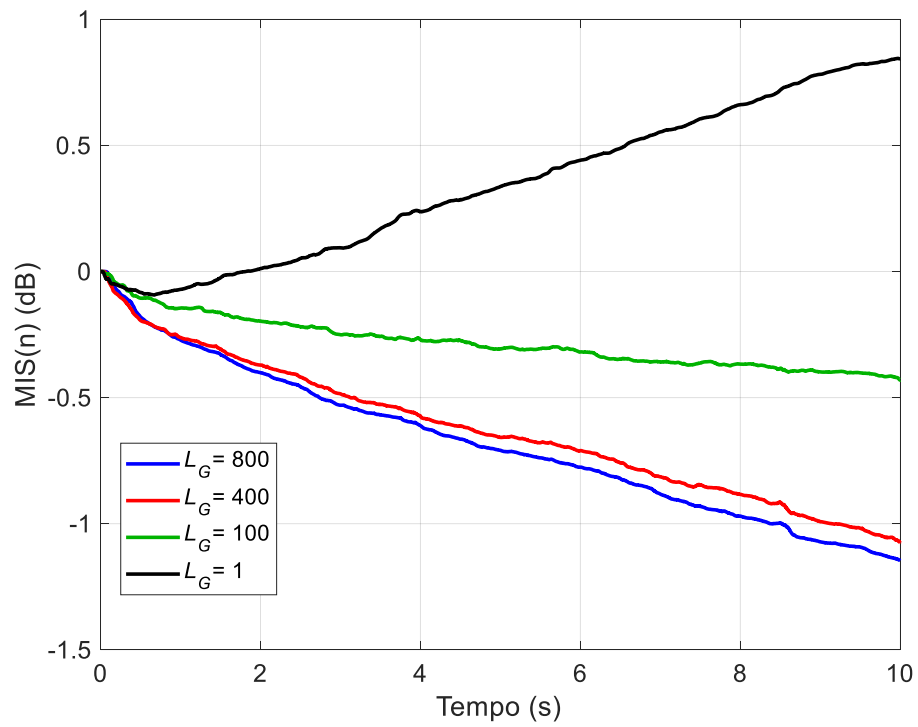
4.2.2 Experimento 2

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 $\text{SNR} = \{\infty, 30, 20, 10, -\infty\}$ 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 $\text{MIS}(n)$.

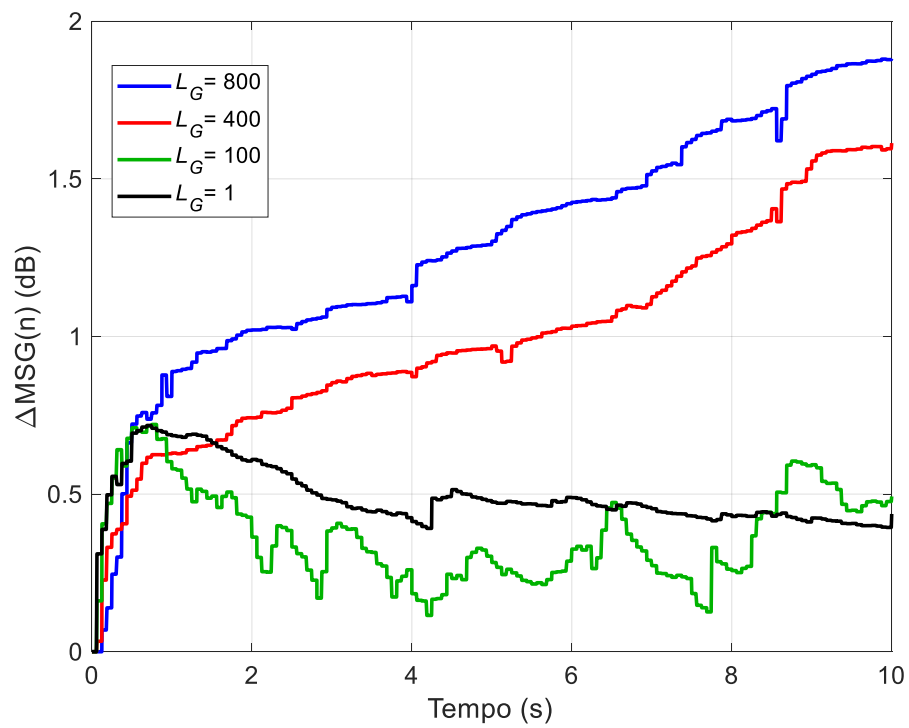
Os resultados para $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e $L_G = \{1, 100, 400, 800\}$ são exibidos na Figura 10. Observa-se que o desempenho do algoritmo RLS melhora à medida que L_G aumenta porque, quando $u(n)$ é fala, o aumento de L_G faz diminuir os valores de $\bar{\mathbf{p}}_{xu}$ e, conseqüentemente, de $\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}$. Além disso, os resultados para $L_G = 400$ e $\text{SNR} = \{\infty, 30, 20, 10\}$ dB são mostrados na Figura 11. 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 $\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}$. Nota-se que os resultados para $\text{SNR} = \{\infty, 30\}$ dB foram praticamente os mesmos.

No entanto, após 10 s em todos os casos, $\text{MIS} > -1,6$ dB e $\text{MSG} < 2,5$ 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 $\text{cov}\{\mathbf{h}(n)\}$ 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 10 – Resultados médios do algoritmo RLS para sinais de fala, $\text{SNR} \rightarrow \infty$ e vários valores de L_G : (a) $\text{MIS}(n)$; (b) $\Delta\text{MSG}(n)$



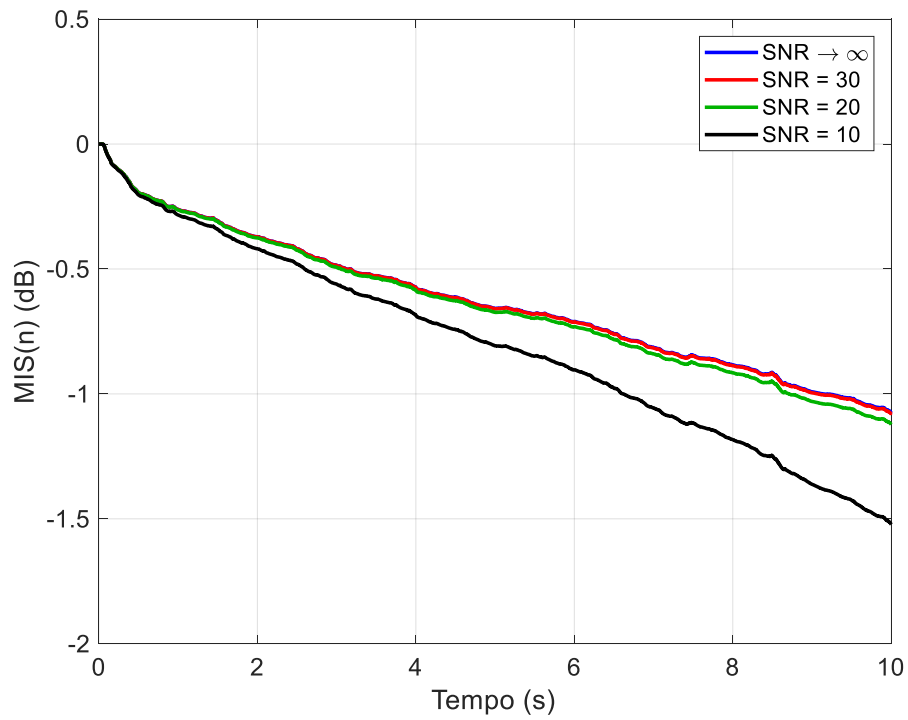
(a)



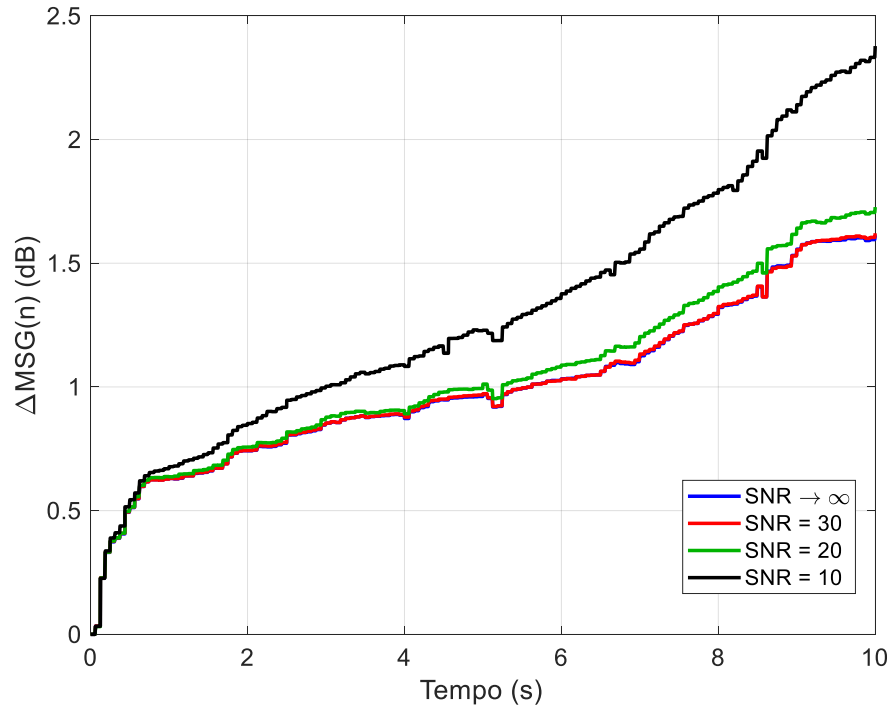
(b)

Fonte: Autoria própria.

Figura 11 – 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)



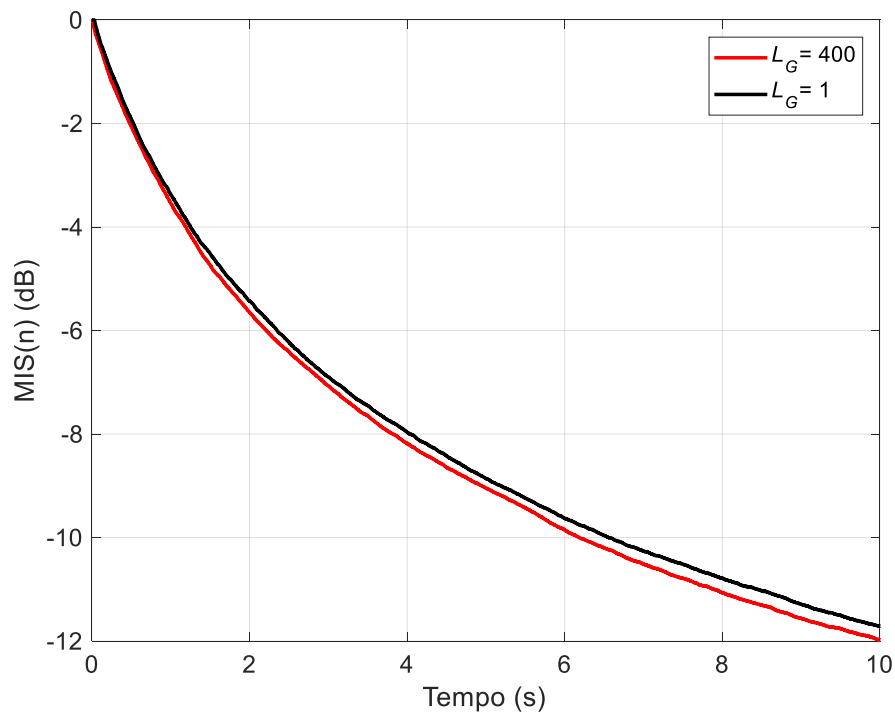
(b)

Fonte: Autoria própria.

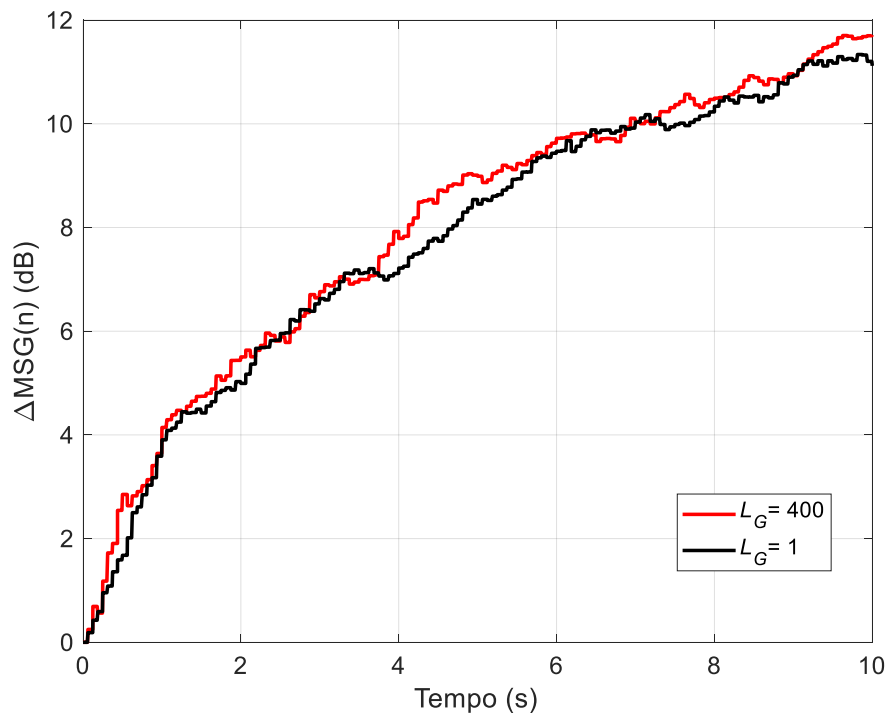
Finalmente, os resultados para o ruído gaussiano branco ($\text{SNR} \rightarrow -\infty$) e $L_G = \{1, 400\}$ são mostrados na Figura 12. Observa-se que, para esses valores de L_G , os valores de $\text{MIS}(n)$ e $\text{MSG}(n)$ foram similares ao longo do tempo, o que é explicado pelo fato de que 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 $\text{MIS} \approx -12$ dB e $\text{MSG} \approx 12$ dB após 10 s. Isso deve-se ao fato de que o uso do ruído gaussiano branco faz com que $\bar{\mathbf{p}}_{xu} \approx \mathbf{0}_{L_H \times 1}$ 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 12 – 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.

4.3 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou, utilizando a teoria dos mínimos quadrados, uma análise teórica e experimental sobre o desempenho de algoritmos tradicionais de filtragem adaptativa quando aplicados a sistemas de cancelamento de realimentação acústica. Foi demonstrado e discutido que eles apresentam um viés na estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica e uma lenta velocidade de convergência, pois a natureza de malha fechada do sistema faz com que a correlação cruzada entre o alto-falante e os sinais de entrada do sistema seja diferente de zero.

Este capítulo exemplificou todos esses problemas usando sinais de fala e o algoritmo RLS. Verificou-se que, após 10 s, a energia do viés é geralmente maior que -15 dB e o algoritmo RLS alcança um desalinhamento normalizado não inferior a $-1,5$ dB, além de aumentar o máximo ganho estável em não mais que 2,5 dB. Sua relação com a correlação cruzada acima mencionada também foi comprovada pela variação da relação sinal-ruído e o atraso introduzido pelo caminho de avanço.

5 IMPLEMENTAÇÃO E AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE

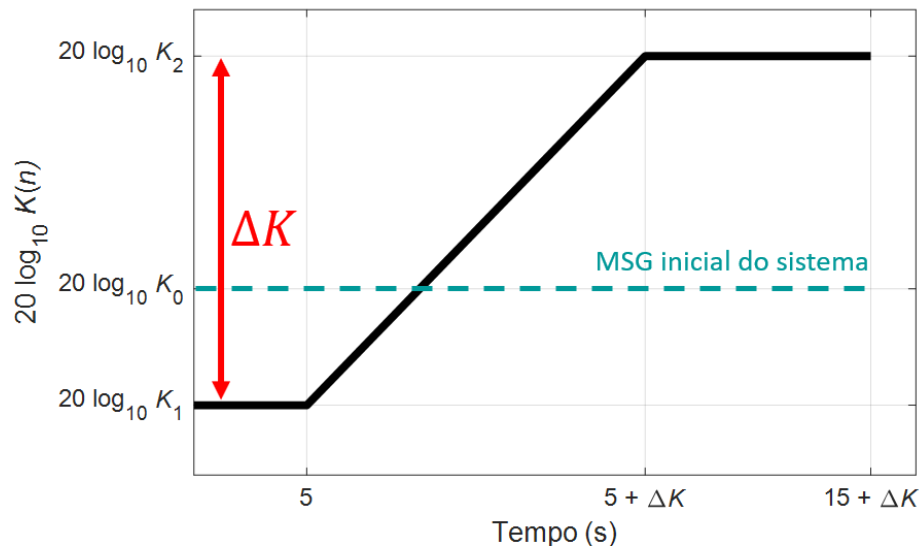
Entre os objetivos deste trabalho, estão a implementação e a avaliação de desempenho do método AFC-CE. Na literatura, este é o método que apresenta os resultados mais promissores para o problema da realimentação acústica em sistemas de sonorização. A finalidade deste capítulo é apresentar, através dos experimentos realizados, as características do método AFC-CE para diferentes configurações de caminho de realimentação. A configuração das simulações, a descrição dos experimentos, os resultados e suas análises são apresentados nas seções seguintes.

5.1 CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES

O método AFC-CE foi implementado em ambiente de simulação computacional e teve seu desempenho avaliado em diferentes condições e com a utilização dos sinais de voz relatados em (3.3). As métricas de avaliação utilizadas são as descritas em (3.2). O caminho de realimentação foi definido de acordo com as configurações apresentadas em (3.1.1). O caminho de avanço foi definido conforme descrito em (3.1.2). O ganho de banda larga $K(n)$ foi inicializado com um valor tal que o sistema tivesse uma margem de ganho estável inicial igual a 5 dB para o método AFC-CE operar em uma condição de estabilidade e, assim, $H(q, n)$ convergir. Duas configurações de $K(n)$ são definidas:

- Configuração 1: $K(n) = K_1$ durante toda a simulação;
- Configuração 2: $K(n) = K_1$ até 5 s e, em seguida, $20 \log_{10} K(n)$ é aumentado, a uma taxa de 1 dB/s, até $20 \log_{10} K_2$ de forma que $20 \log_{10} K_2 = 20 \log_{10} K_1 + \Delta K$. Finalmente, $K(n) = K_2$ durante 10 s resultando em um tempo total igual a $T = (15 + \Delta K)$ s. A Figura 13 ilustra esta configuração.

Figura 13 – Ilustração da segunda configuração de $K(n)$



Fonte: Adaptado de Bispo (2015).

5.2 RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DO MÉTODO AFC-CE

Resultados de experimentos iniciais para $L_a = 8000$, $N_a = 1000$, $n_0 = 2000$ e $f_s = 16$ kHz, como proposto em (BISPO; FREITAS, 2015), e a configuração de ambiente descrita em (5.1) demonstraram que o método AFC-CE apresenta desempenho satisfatório, no que diz respeito à velocidade de convergência e limite de desalinhamento, para $0,95 \leq \lambda \leq 0,99$. Portanto, neste trabalho, os testes foram realizados para valores de λ dentro deste intervalo.

Quatro experimentos foram realizados para a avaliação de desempenho do método AFC-CE. A descrição de cada experimento e seus respectivos resultados são apresentados a seguir.

5.2.1 Experimento 1

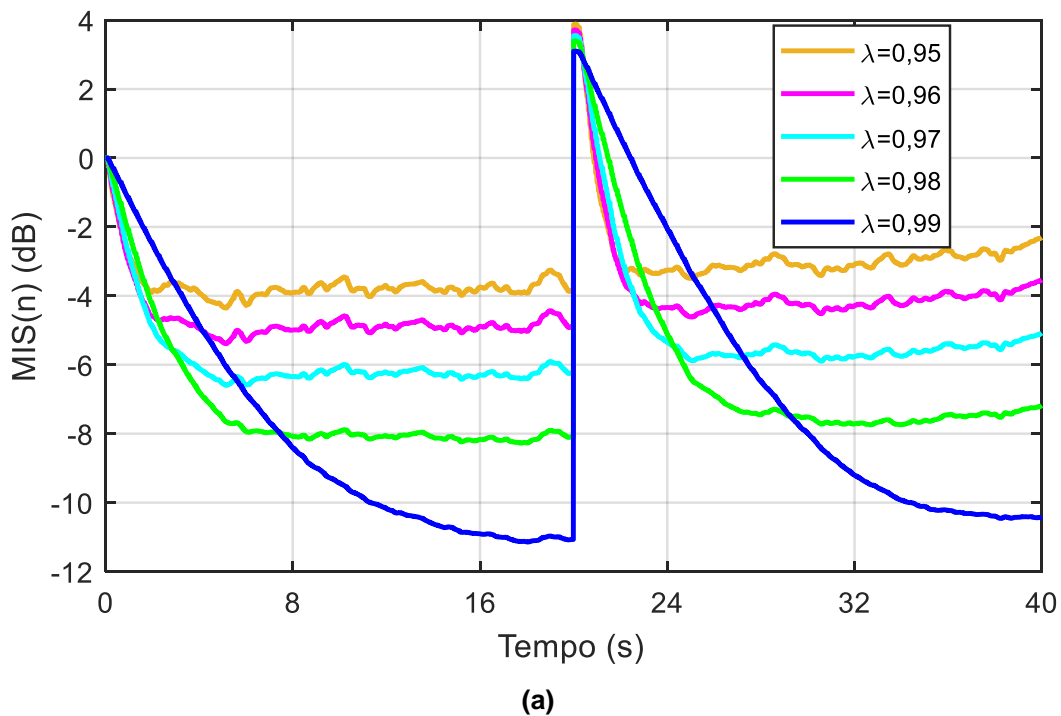
No primeiro experimento, um teste de convergência e reconvergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$

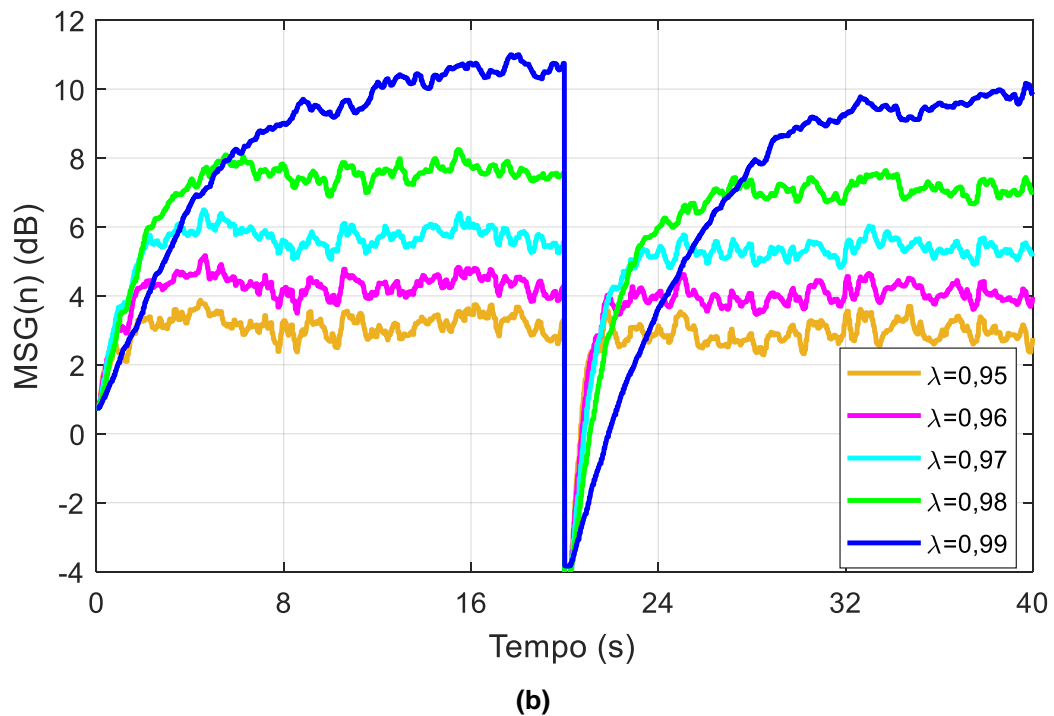
e utilizar a configuração 1 de $K(n)$, onde $\Delta K = 0$. Além disso, para o caminho de realimentação foi adotada a configuração definida em (46).

Os resultados são exibidos na Figura 14. Pode-se observar que, em geral, quanto menor o valor de λ , maiores são as velocidades de convergência e reconvergência. Além disso, a Figura 14(a) demonstra que um menor limite de desalinhamento é atingido à medida que o valor de λ é elevado.

Em relação ao MSG, ilustrado na Figura 14(b), nota-se que o método AFC-CE apresenta melhor desempenho em relação ao alcance de ganho estável à medida que λ é maior, demonstrando, porém, uma menor velocidade tanto de convergência como de reconvergência.

Figura 14 – Resultados do teste de convergência e reconvergência para $f(n)$ composto por f_1 e f_2 e com $\Delta K = 0$: (a) MIS(n); (b) MSG(n)





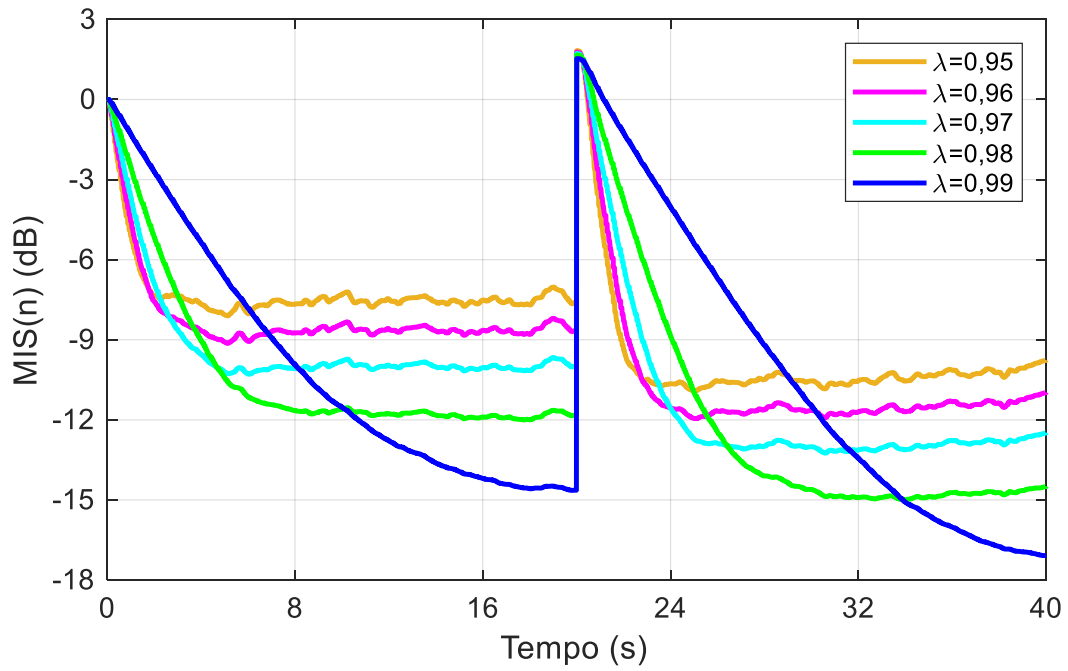
Fonte: Autoria própria.

5.2.2 Experimento 2

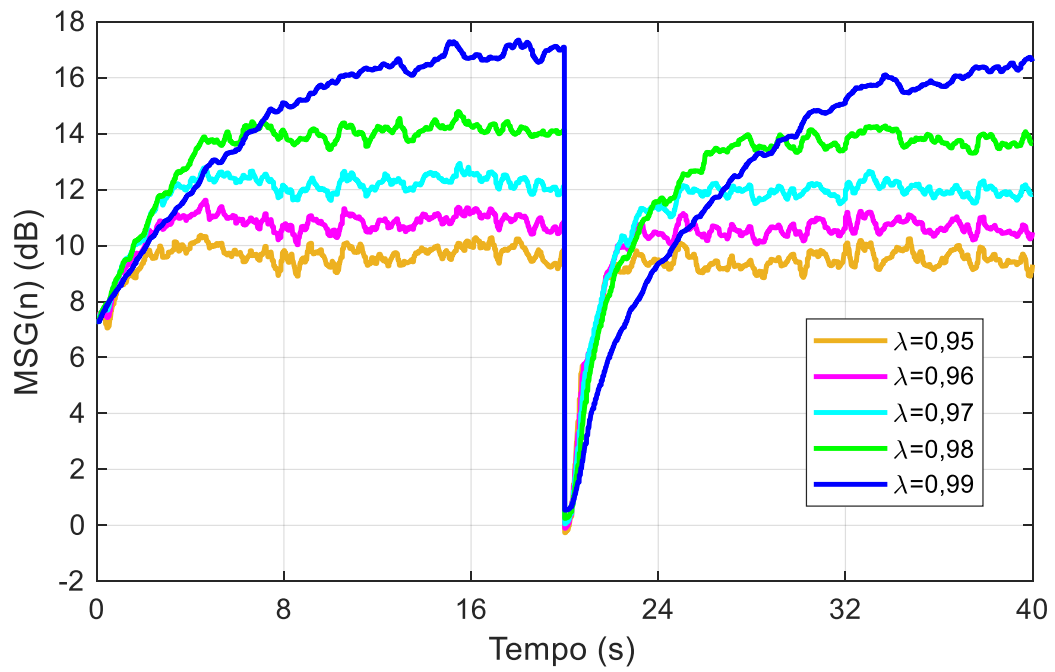
No segundo experimento, um teste de convergência e reconvergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$ e utilizar a configuração 1 de $K(n)$, onde $\Delta K = 0$. Este experimento difere-se do primeiro apenas na configuração do caminho de realimentação, tal que agora adota-se a definição (47).

A Figura 15 exibe os resultados obtidos neste segundo experimento. Embora os caminhos de realimentação sejam diferentes, nota-se que as características dos resultados do primeiro e segundo experimentos são semelhantes. Quanto menor o valor de λ , melhor é o desempenho do método AFC-CE no que diz respeito às velocidades de convergência e reconvergência, porém pior é o desempenho em relação ao limite de desalinhamento e ao alcance do máximo ganho estável.

Figura 15 – Resultados do teste de convergência e reconvergência para $f(n)$ composto por f_3 e f_4 e com $\Delta K = 0$: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$



(a)



(b)

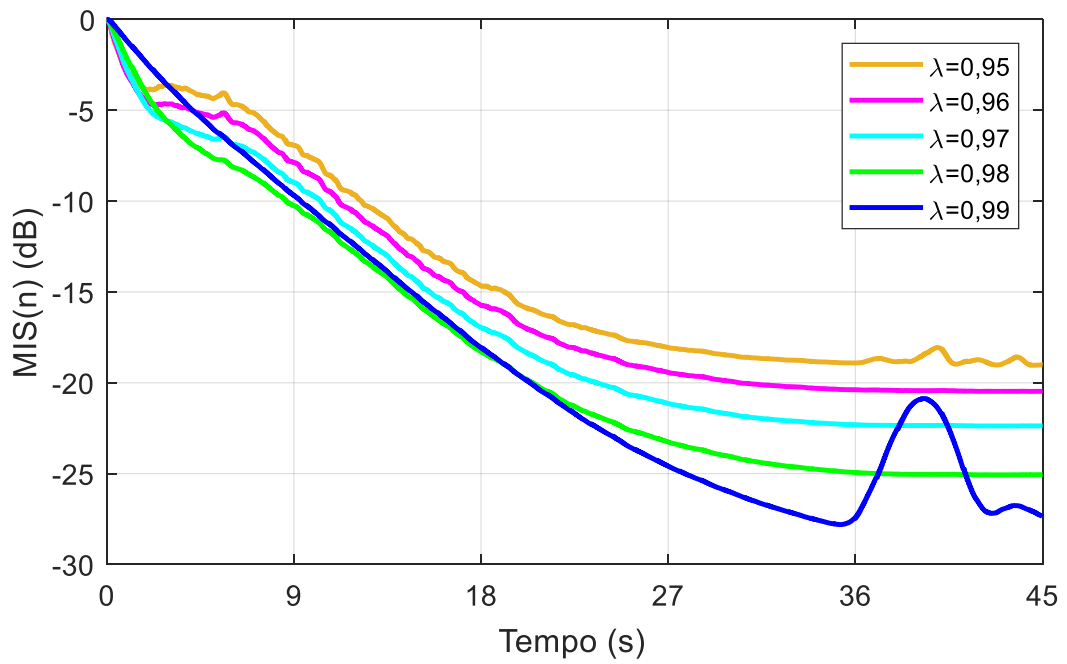
Fonte: Autoria própria.

5.2.3 Experimento 3

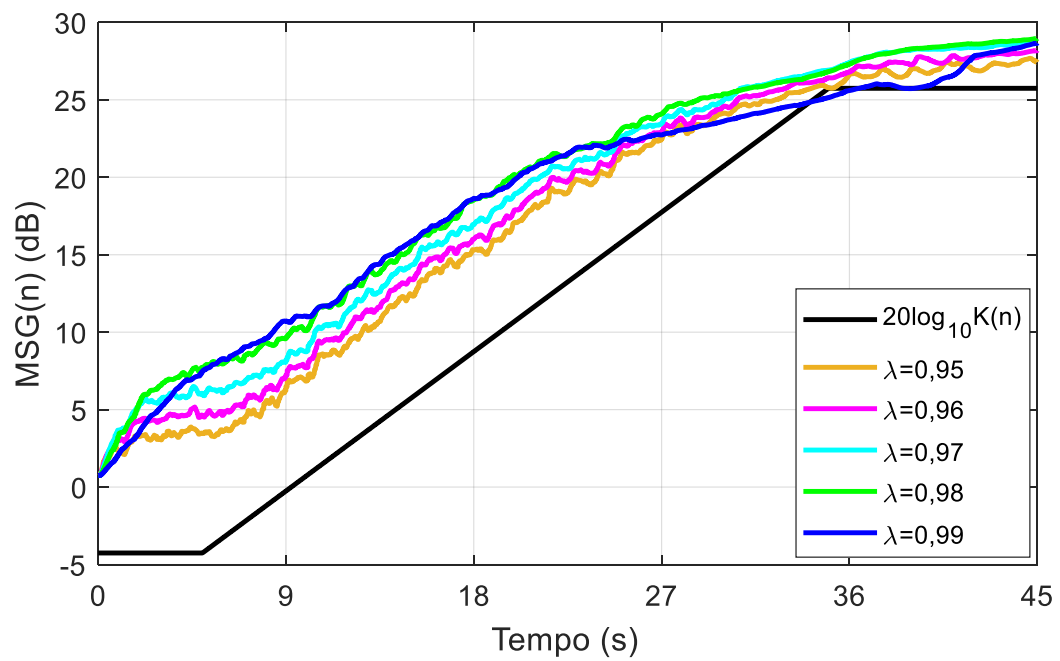
No terceiro experimento, um teste de convergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$, $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_1$ e utilizar a configuração 2 de $K(n)$, onde $\Delta K = 30$ dB é o máximo aumento no ganho de banda larga que pode ser aplicado ao sistema de modo que este permaneça estável durante toda a execução do método para pelo menos um valor do fator de esquecimento λ .

Os resultados são exibidos na Figura 16. Pode-se observar que, assim como os resultados anteriores, quanto menor é o valor de λ , em geral, melhor é o desempenho do método em relação à velocidade de convergência, porém pior é o desempenho em relação ao limite de desalinhamento. No início da convergência, os melhores resultados são para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97\}$, logo sendo superado para o caso com $\lambda = 0,98$ e, em seguida, para $\lambda = 0,99$. Porém, com $\lambda = 0,99$, o sistema se torna instável entre 34 e 40 s, como pode ser observado na Figura 16(b), e, portanto, o máximo ganho de amplificação aplicado ao sistema não poderia atingir 30 dB para este valor de λ , a fim de evitar a instabilidade. Por fim, nota-se que o sistema também se torna instável para o caso com $\lambda = 0,95$ aos 35 s, aproximadamente.

Figura 16 – Resultados do teste de convergência para $f(n) = f_1$ e com $\Delta K = 30$ dB: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$



(a)



(b)

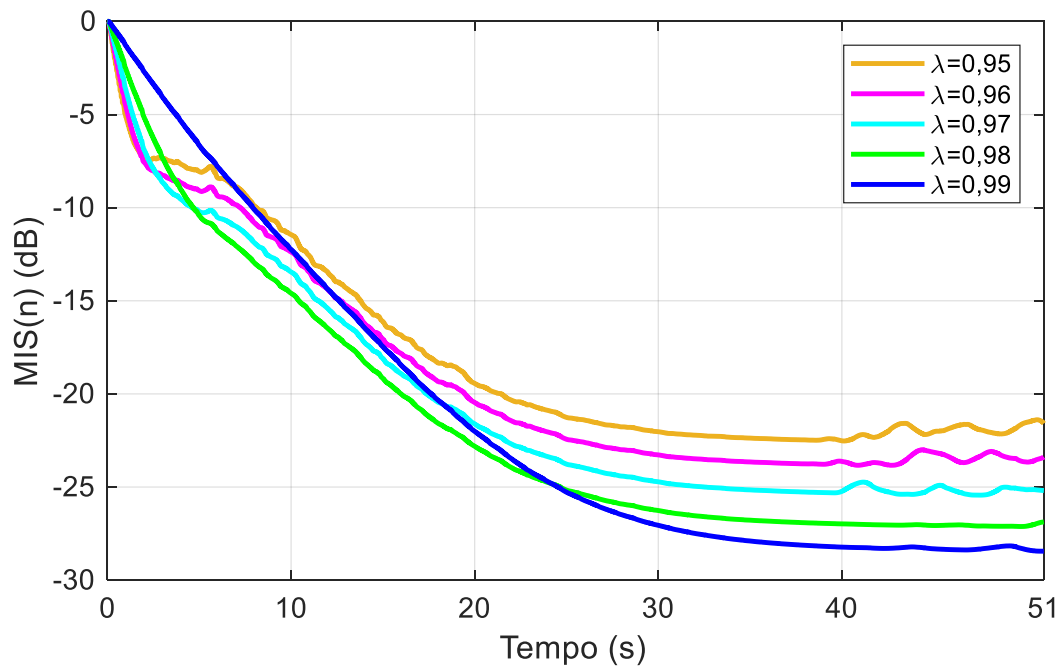
Fonte: Autoria própria.

5.2.4 Experimento 4

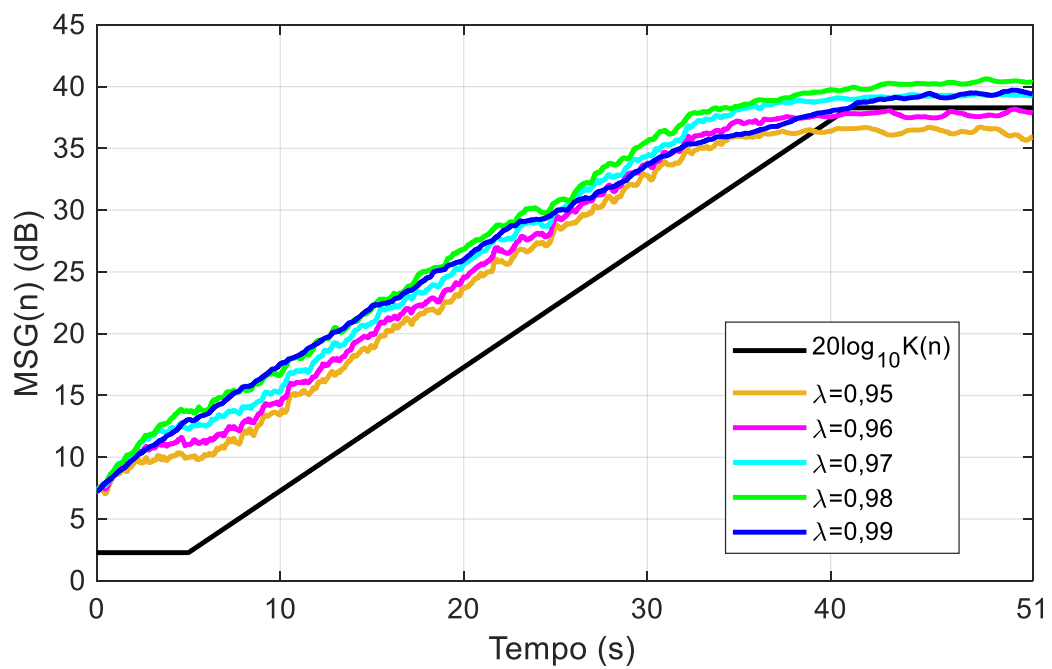
No quarto experimento, um teste de convergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$, $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_3$ e utilizar a configuração 2 de $K(n)$, onde $\Delta K = 36$ dB é o máximo aumento no ganho de banda larga que pode ser aplicado ao sistema de modo que este permaneça estável durante toda a execução do método para pelo menos um valor do fator de esquecimento λ .

Os resultados são exibidos na Figura 17. Novamente em concordância com os resultados anteriores, é possível observar pela Figura 17(a) que, em geral, quanto menor é o valor de λ , melhor é o desempenho do método em relação à velocidade de convergência, porém pior é o desempenho em relação ao limite de desalinhamento. No início da convergência, os melhores resultados são para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97\}$, logo sendo superado para o caso com $\lambda = 0,98$ e, depois, para $\lambda = 0,99$. A Figura 17(b) demonstra que o sistema se torna instável para os casos com $\lambda = 0,95$, $\lambda = 0,96$ e $\lambda = 0,99$ aos 39, 40 e 41 s, respectivamente, e, portanto, o máximo ganho de amplificação aplicado ao sistema não poderia atingir 36 dB para estes valores de λ , a fim de evitar a instabilidade.

Figura 17 – Resultados do teste de convergência para $f(n) = f_3$ e com $\Delta K = 36$ dB: (a) MIS(n); (b) MSG(n)



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

5.3 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO

O presente capítulo apresentou os resultados da implementação e avaliação do método AFC-CE em ambiente de simulação, que demonstraram um desempenho do método relativamente satisfatório, mas que depende do caminho de realimentação $\mathbf{f}(n)$ e do ganho de banda larga $K(n)$ aplicado ao sistema.

Pode-se observar que os resultados de $\text{MSG}(n)$ e $\text{MIS}(n)$ aumentam, em geral, conforme o valor de ΔK é maior. Isso pode ser explicado pelo fato de que, quando o ganho de banda larga $K(n)$ do caminho de avanço aumenta, os valores absolutos de $\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$ também aumentam, enquanto o cepstro $\mathbf{c}_{u_0}(n)$ do sinal de entrada não é afetado. Então, a estimativa de $\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$, calculada como (41), é melhorada, uma vez que a razão entre as energias dos sinais de realimentação e de entrada torna-se maior (BISPO; FREITAS, 2018). Dessa forma, a estimativa do caminho de realimentação acústica fornecida pelo método AFC-CE e, conseqüentemente, o desempenho do método melhoram. A partir desse mesmo raciocínio, verifica-se que o desempenho do método AFC-CE também é diretamente dependente do caminho de realimentação $\mathbf{f}(n)$.

Os resultados obtidos neste capítulo assemelham-se aos existentes na literatura. No experimento 3, utilizando o mesmo caminho de realimentação acústica $\mathbf{f}(n)$ e o mesmo valor de ΔK que os testes realizados em (BISPO, 2015), (BISPO; FREITAS, 2015) e (BISPO; FREITAS, 2018), o presente trabalho alcançou os mesmos 30 dB de MSG atingidos nestas publicações. A diferença em relação a este trabalho é que, nos experimentos das publicações citadas, o teste de reconvergência não é realizado. Para que o sistema de sonorização não entre em instabilidade, o teste de reconvergência exige uma margem de ganho estável inicial de pelo menos 5 dB e, então, este valor foi utilizado nos experimentos descritos neste capítulo. Em (BISPO, 2015), (BISPO; FREITAS, 2015) e (BISPO; FREITAS, 2018), foi definido que o sistema tivesse uma margem de ganho estável inicial igual a 3 dB.

Para outro caminho de realimentação acústica, como o utilizado no experimento 4, o método AFC-CE apresentou excelente desempenho, permitindo que o ganho de amplificação fosse aumentado em até 36 dB de MSG.

Com a implementação do método AFC-CE realizada neste capítulo, verificou-se que o fator de esquecimento λ exerce influência fundamental ao

desempenho do método. Os resultados demonstraram que quanto menor for λ , maior serão a velocidade de convergência e o limite de desalinhamento. Essa característica é, de certa forma, indesejada, pois é de interesse combinar alta velocidade de convergência e baixo limite de desalinhamento.

Com o objetivo de atingir essa combinação e assim melhorar o desempenho do método AFC-CE, novas estratégias foram desenvolvidas e são apresentadas nos capítulos seguintes. O capítulo 6 descreve uma técnica para detectar variações abruptas no caminho de realimentação acústica. O capítulo 7 apresenta um algoritmo desenvolvido para transformar o fator de esquecimento λ em $\lambda(n)$, isto é, variante no tempo.

6 TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE VARIAÇÕES ABRUPTAS NO CAMINHO DE REALIMENTAÇÃO ACÚSTICA

Os métodos AFC necessitam rastrear eficientemente as mudanças que podem ocorrer na resposta ao impulso do caminho de realimentação $f(n)$ ao longo do tempo para evitar que o sistema de sonorização se torne instável e cause, por consequência, o som tipo apito. Em geral, os métodos AFC são robustos contra mudanças causadas pelo movimento de objetos ou pessoas. Essas mudanças têm uma maior influência em $f(n)$ quando ocorrem próximas ao alto-falante ou microfone, como movimentos da cabeça do locutor, mas não são suficientes para induzir o som tipo apito. (ROMBOUTS; WATERSCHOOT; MOONEN, 2007).

Por outro lado, quando a posição do microfone ou do alto-falante é alterada, a resposta ao impulso do caminho de realimentação $f(n)$ se desloca sobre o eixo do tempo. Esta é uma mudança em $f(n)$ que os métodos de AFC normalmente não conseguem rastrear rápido o suficiente, tornando o sistema de sonorização instável por algum tempo e podendo gerar o som tipo apito (ROMBOUTS; WATERSCHOOT; MOONEN, 2007).

Alterações nas características acústicas de um ambiente fazem com que o filtro adaptativo $H(q, n)$ necessite de uma reaprendizagem na identificação do caminho de realimentação acústica $F(q, n)$, afetando o desempenho do método AFC-CE. Por isso, são necessárias técnicas que detectem variações rapidamente e possibilitem ao método AFC-CE uma alta velocidade de reconvergência.

O presente capítulo apresenta duas técnicas desenvolvidas neste trabalho para a detecção de variações abruptas no caminho de realimentação acústica $F(q, n)$. As técnicas foram implementadas e avaliadas em ambiente de simulação. Nas seções seguintes, elas são apresentadas, os experimentos realizados são descritos e os resultados da avaliação de desempenho são analisados.

6.1 TÉCNICA 1

A primeira técnica desenvolvida para a detecção de variações abruptas da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica, $\mathbf{f}(n)$, é baseada no monitoramento do valor da energia de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge$, estimativa de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$ obtida pelo método AFC-CE de acordo com (43). Essa energia é calculada como

$$\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n) = \|\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)\|^\wedge{}^2. \quad (78)$$

Essa técnica considera que a estimativa $\mathbf{h}(n)$ não condiz com a resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica $F(q, n)$ quando

$$\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n) \geq \gamma_1. \quad (79)$$

Este caso ocorrerá, por exemplo, quando houver uma abrupta variação em $\mathbf{f}(n)$, como será demonstrado neste capítulo.

6.1.1 Análise da técnica 1

De acordo com (41), o método AFC-CE calcula uma estimativa de $\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$ como (BISPO; FREITAS, 2015)

$$\{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]\}^\wedge = \mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \mathbf{c}_{\mathbf{u}_0}(n). \quad (80)$$

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 sistemas como, por exemplo, um filtro adaptativo. Assim, assumindo conhecimento prévio de $\mathbf{g}(n)$, uma estimativa de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$ pode ser calculada da seguinte maneira (BISPO; FREITAS, 2015):

$$\begin{aligned}
[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge &= \{\mathbf{g}(n) * [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \mathbf{c}_{\mathbf{u}_0}(n)\} * \mathbf{g}^{-1}(n) \\
&= [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \mathbf{c}_{\mathbf{u}_0}(n) * \mathbf{g}^{-1}(n).
\end{aligned} \tag{81}$$

Se $\mathbf{g}(n)$ corresponder a um atraso e um ganho, como definido na seção 3.1.2, então, de acordo com (48), (BISPO; FREITAS, 2015)

$$\begin{aligned}
[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge &= [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_0}(n)q^{df_s}}{g_{df_s}(n)} \\
&= [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)},
\end{aligned} \tag{82}$$

onde

$$\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n) = [c_{u_{L_G-1}}(n) \quad c_{u_{L_G}}(n) \quad \cdots \quad c_{u_{L_G+L_H-3}}(n)]^T. \tag{83}$$

A energia de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge$, definida em (78), pode ser reescrita como

$$\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n) = \left\| \left[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n) \right] + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|^2. \tag{84}$$

De acordo com o teorema da desigualdade triangular (BOLDRINI et al., 1980), tem-se que

$$\left\| \left[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n) \right] + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|^2 \leq \left\{ \left\| \mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n) \right\| + \left\| \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\| \right\}^2. \tag{85}$$

Considerando que a estimativa $\mathbf{h}(n)$ tenha relação apenas com a resposta ao impulso do caminho de realimentação $\mathbf{f}(n)$, o menor valor de $\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$ ocorre quando, idealmente, $\mathbf{h}(n) = \mathbf{f}(n)$. Então, (84) se torna

$$\begin{aligned}
 \text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n) &= \left\| \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|^2 \\
 &= \left| \frac{1}{K(n)} \right|^2 \left\| \mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n) \right\|^2.
 \end{aligned} \tag{86}$$

Por fim, de (85) e (86), conclui-se que

$$\left| \frac{1}{K(n)} \right|^2 \left\| \mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n) \right\|^2 \leq \text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n) \leq \left\{ \left\| [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] \right\| + \left\| \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\| \right\}^2. \tag{87}$$

De acordo com (87), os limites inferior e superior de $\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$ variam com o ganho de banda larga $K(n)$ aplicado no caminho de avanço. Além disso, o limite superior varia também com a resposta ao impulso do caminho de realimentação $\mathbf{f}(n)$. Portanto, o valor de $\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$ estará condicionado ao caminho de realimentação utilizado e ao ganho de banda larga aplicado no caminho de avanço do sistema. Essa dependência é indesejada porque fará com que o valor adequado de γ_1 também dependa de $\mathbf{f}(n)$ e $K(n)$, como será demonstrado adiante.

6.2 TÉCNICA 2

A segunda técnica desenvolvida para a detecção de variações abruptas da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica, $\mathbf{f}(n)$, é baseada no monitoramento do valor de $\text{MIS}(n)^\wedge$, estimativa do desalinhamento normalizado definido em (49). O valor de $\text{MIS}(n)^\wedge$, determinado a partir das estimativas de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]$ e $\mathbf{f}(n)$ obtidas pelo método AFC-CE de acordo com (43) e (44), respectivamente, é definido como

$$\text{MIS}(n)^\wedge = \frac{\left\| [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge \right\|}{\left\| \hat{\mathbf{f}}(n) \right\|}. \tag{88}$$

Quanto maior é o valor de $MIS(n)^\wedge$, maior é a diferença entre a resposta ao impulso do caminho de realimentação $\mathbf{f}(n)$ e sua estimativa $\mathbf{h}(n)$. Essa técnica considera que a estimativa $\mathbf{h}(n)$ não condiz com $\mathbf{f}(n)$ quando

$$MIS(n)^\wedge \geq \gamma_2. \quad (89)$$

Este caso ocorrerá, por exemplo, quando houver uma abrupta variação em $\mathbf{f}(n)$, como será demonstrado neste capítulo.

6.2.1 Análise da técnica 2

A partir da equação (82), uma estimativa de $\mathbf{f}(n)$ pode ser calculada como

$$\hat{\mathbf{f}}(n) = \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)}. \quad (90)$$

Então, de acordo com (82) e (90), a estimativa do desalinhamento normalizado definida em (88) pode ser reescrita como

$$MIS(n)^\wedge = \frac{\left\| [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|}{\left\| \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|}. \quad (91)$$

De acordo com o teorema da desigualdade triangular (BOLDRINI et al., 1980), tem-se que

$$\left\| [\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)] + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\| \leq \left\| \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{\mathbf{u}_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\| + \|\mathbf{h}(n)\|, \quad (92)$$

e, então

$$\text{MIS}(n)^\wedge \leq \frac{\left\| \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{u_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\| + \|\mathbf{h}(n)\|}{\left\| \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{u_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|}, \quad (93)$$

ou ainda

$$\text{MIS}(n)^\wedge \leq 1 + \frac{\|\mathbf{h}(n)\|}{\left\| \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{u_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|}. \quad (94)$$

O menor valor de $\text{MIS}(n)^\wedge$ é zero e, de acordo com (91), ocorre quando $\mathbf{h}(n) = \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{u_{L_G-1}}(n)}{K(n)}$. Portanto,

$$0 \leq \text{MIS}(n)^\wedge \leq 1 + \frac{\|\mathbf{h}(n)\|}{\left\| \mathbf{f}(n) + \frac{\mathbf{c}_{u_{L_G-1}}(n)}{K(n)} \right\|}. \quad (95)$$

Analisando a equação (91), verifica-se que a resposta ao impulso do caminho de realimentação $\mathbf{f}(n)$ e o ganho de banda larga $K(n)$ estão presentes tanto no numerador como no denominador de $\text{MIS}(n)^\wedge$, o que minimiza a influência destes sinais no valor da estimativa do desalinhamento. Portanto, presume-se que o valor de $\text{MIS}(n)^\wedge$ terá uma menor dependência de $\mathbf{f}(n)$ e $K(n)$, como é desejado.

Além disso, a partir da equação (95), pode-se concluir que, embora o limite superior de $\text{MIS}(n)^\wedge$ também dependa de $\mathbf{f}(n)$ e $K(n)$, uma parte desse limite é constante e igual a 1. E, a partir de (91), nota-se que $\text{MIS}(n)^\wedge = 1$ quando $\mathbf{h}(n) = 0$. Logo, há um indicativo de que a técnica 2 detectará uma variação abrupta no caminho de realimentação quando $\gamma_2 = 1$ independentemente do caminho de realimentação acústica $\mathbf{f}(n)$ e de do ganho de banda larga $K(n)$.

6.3 CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES

A fim de demonstrar a efetividade das duas técnicas apresentadas, ambas foram implementadas em ambiente de simulação computacional e tiveram seu desempenho avaliado em diferentes condições e com a utilização de sinais de voz como aqueles relatados na seção 3.3. O caminho de realimentação foi definido com a implementação de uma variação abrupta de acordo com as configurações apresentadas na seção 3.1.1. O caminho de avanço foi definido conforme descrito na seção 3.1.2. Para o ganho de banda larga $K(n)$, foram utilizadas duas configurações diferentes a fim de testar o desempenho das técnicas. Na primeira configuração, $K(n)$ foi inicializado com um valor tal que o sistema tivesse uma margem de ganho estável inicial igual a 5 dB. Na segunda configuração, $K(n)$ foi inicializado com um valor tal que o sistema tivesse uma margem de ganho estável inicial igual a 10 dB. O objetivo é verificar quão dependentes essas técnicas são às configurações do caminho de realimentação e do ganho de banda larga.

6.4 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DAS TÉCNICAS DESENVOLVIDAS

As técnicas desenvolvidas para a detecção de variações abruptas da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica foram implementadas. Quatro experimentos com diferentes configurações de simulação foram realizadas e têm suas descrições e resultados apresentados nas seções seguintes.

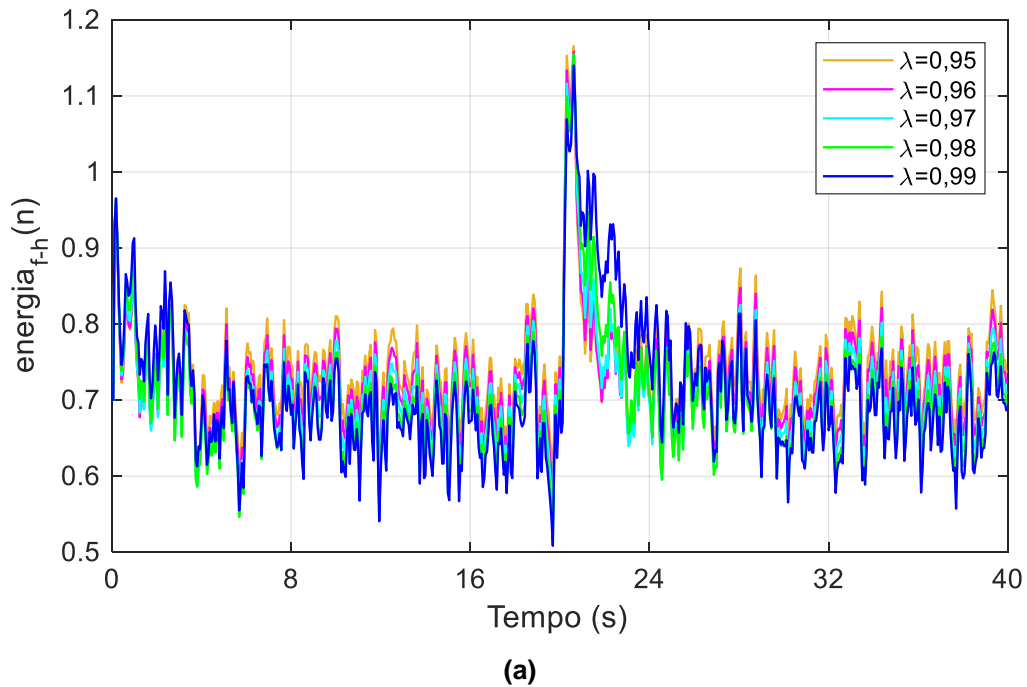
6.4.1 Configuração 1

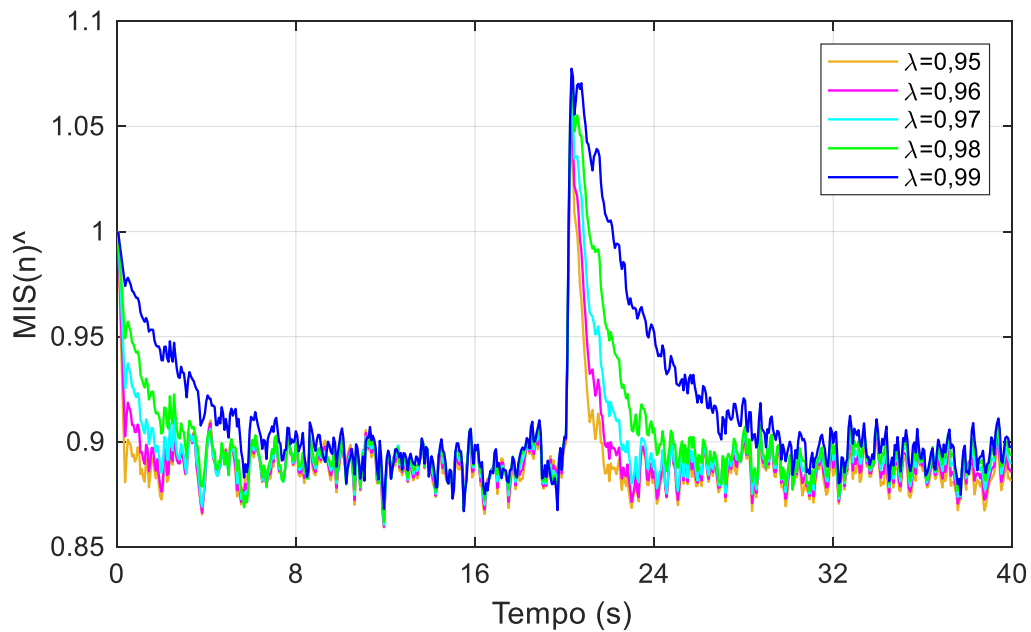
A primeira configuração de simulação implementada tem a resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica $f(n)$ composta por f_1 e f_2 , de acordo com (46). Para o caminho de avanço foi utilizada a primeira configuração de $K(n)$. Os testes foram realizados para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$.

Os resultados são exibidos na Figura 18. Pode-se observar que, aos 20 s, instante em que f_1 é substituído por f_2 , tanto $\text{energia}_{f-h}(n)$ como $\text{MIS}(n)^\wedge$ têm seus valores aumentados subitamente para todos os valores do fator de esquecimento λ . Neste instante, é grande a diferença entre as respostas ao impulso do caminho de realimentação, $f(n)$, e do filtro adaptativo, $h(n)$, e então o método AFC-CE tem de realizar uma reconvergência.

Em uma comparação entre as duas técnicas desenvolvidas, nota-se que, para esta configuração, elas apresentam um desempenho semelhante e demonstram ser possível a detecção de variação abrupta em $f(n)$ através da utilização de ambas.

Figura 18 – Resultados para $f(n)$ composto por f_1 e f_2 e margem de ganho estável inicial igual a 5 dB: (a) $\text{energia}_{f-h}(n)$; (b) $\text{MIS}(n)^\wedge$





(b)

Fonte: Autoria própria.

6.4.2 Configuração 2

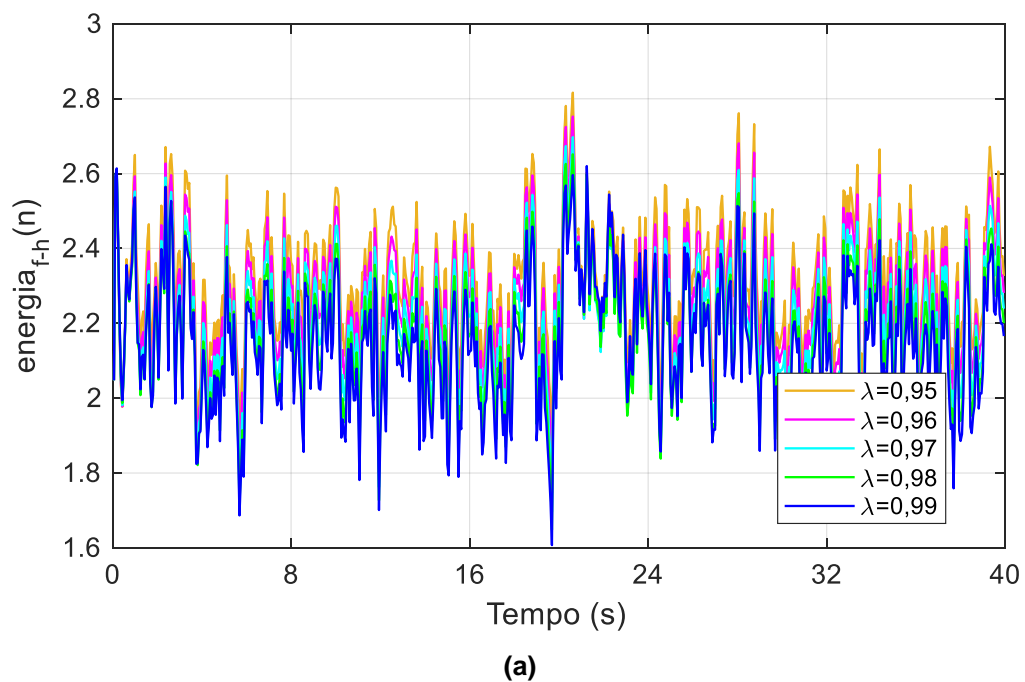
A segunda configuração de simulação implementada tem a resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica $f(n)$ composta por f_1 e f_2 , de acordo com (46). Para o caminho de avanço foi utilizada a segunda configuração de $K(n)$. Os testes foram realizados para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$.

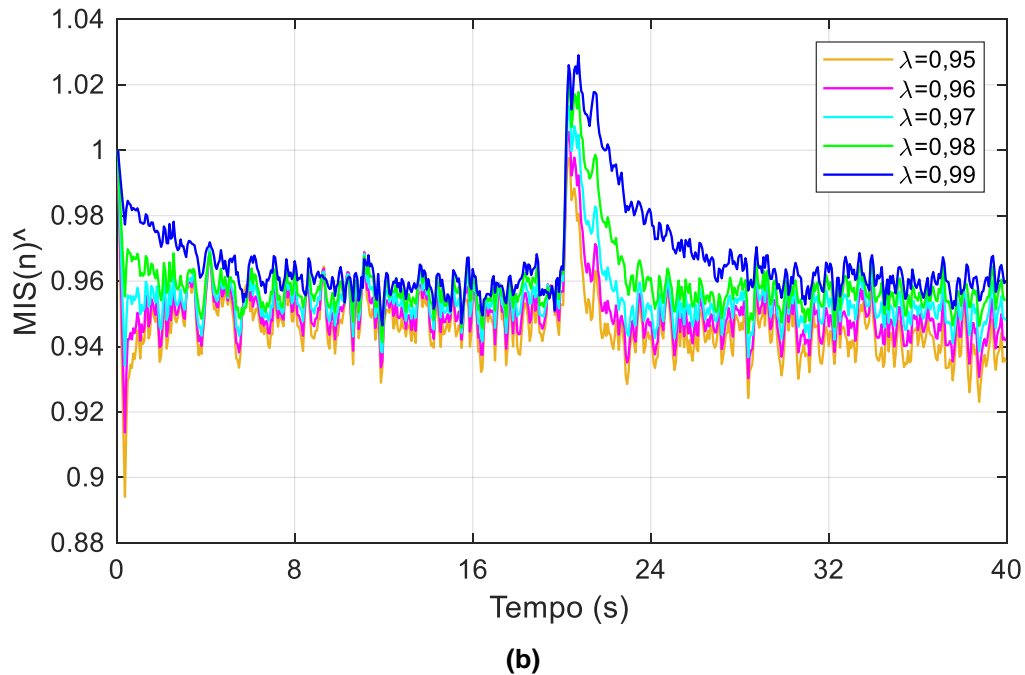
Os resultados são exibidos na Figura 19. Em relação à primeira técnica, pode-se observar que não há uma grande variação no valor de energia $f-h(n)$ que evidencie a variação abrupta em $f(n)$. Essa característica demonstra um fraco desempenho da técnica para esta configuração, mesmo que ela tenha apresentado um pico aos 20 s, aproximadamente.

Em relação à segunda técnica, nota-se um desempenho superior à primeira. Assim como na primeira configuração, aos 20 s $MIS(n)^$ tem seu valor aumentado subitamente para todos os valores do fator de esquecimento λ , indicando a ocorrência de uma abrupta variação em $f(n)$. Vale destacar uma característica comum nas duas configurações apresentadas até aqui: tem-se $MIS(n)^ \geq 1$ no instante da variação em $f(n)$.

É possível observar que o valor médio de $\text{energia}_{f-h}(n)$ altera consideravelmente entre o primeiro e o segundo experimentos, diferentemente do valor médio de $\text{MIS}(n)^\wedge$. A margem de ganho estável inicial do sistema é a única diferença entre os experimentos. Pode-se concluir, então, que a primeira técnica depende muito mais da configuração de $K(n)$ do que a segunda, indicando uma vantagem para a técnica baseada em $\text{MIS}(n)^\wedge$.

Figura 19 – Resultados para $f(n)$ composto por f_1 e f_2 e margem de ganho estável inicial igual a 10 dB: (a) $\text{energia}_{f-h}(n)$; (b) $\text{MIS}(n)^\wedge$





Fonte: Autoria própria.

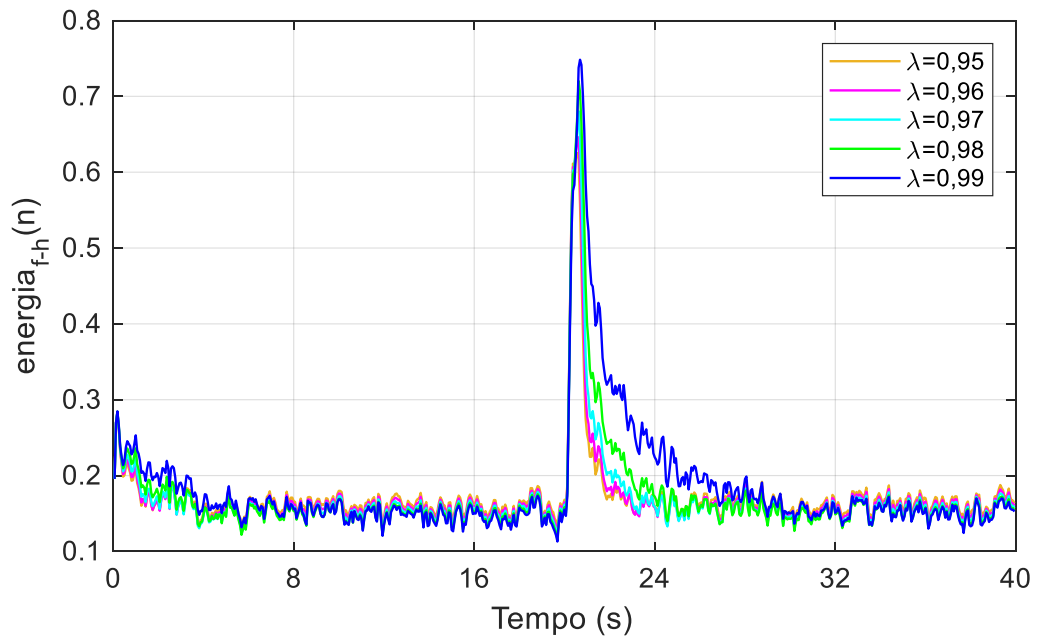
6.4.3 Configuração 3

A terceira configuração de simulação implementada tem a resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica $\mathbf{f}(n)$ composta por \mathbf{f}_3 e \mathbf{f}_4 , de acordo com (47). Para o caminho de avanço foi utilizada a primeira configuração de $K(n)$. Os testes foram realizados para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$.

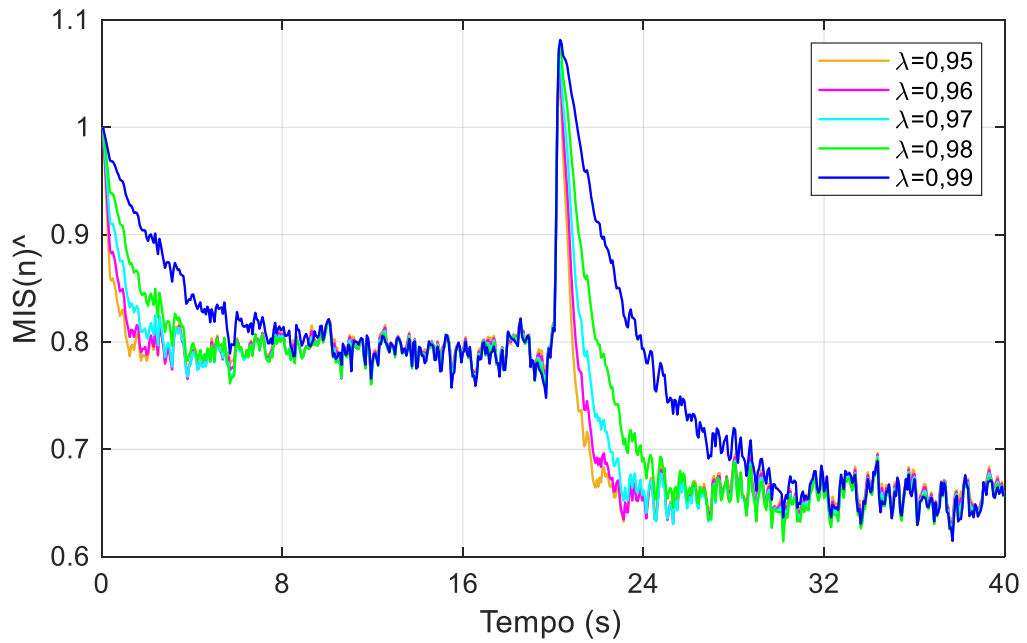
Os resultados são exibidos na Figura 20. Pode-se observar que, semelhantemente ao caso da primeira configuração, aos 20 s tanto $\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$ como $\text{MIS}(n)^\wedge$ têm seus valores aumentados subitamente para todos os valores do fator de esquecimento λ . Novamente tem-se $\text{MIS}(n)^\wedge \geq 1$ no instante da variação em $\mathbf{f}(n)$.

É possível observar que o valor médio de $\text{energia}_{\mathbf{f}-\mathbf{h}}(n)$ altera consideravelmente entre o primeiro e o terceiro experimentos, enquanto que a diferença do valor médio de $\text{MIS}(n)^\wedge$ é pequena. A composição de $\mathbf{f}(n)$ é a única configuração que difere os dois experimentos citados. Pode-se concluir, então, que a primeira técnica depende muito mais do caminho de realimentação acústica $\mathbf{f}(n)$ do que a segunda, indicando mais uma vantagem para a técnica baseada em $\text{MIS}(n)^\wedge$.

Figura 20 – Resultados para $f(n)$ composto por f_3 e f_4 e margem de ganho estável inicial igual a 5 dB: (a) energia $_{f-h}(n)$; (b) MIS(n)[^]



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

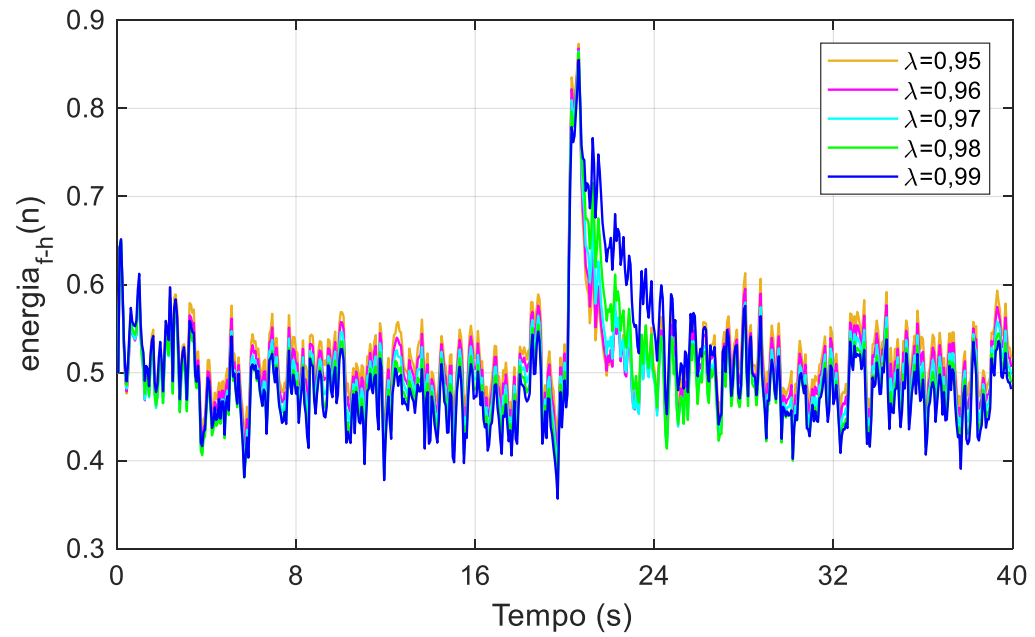
6.4.4 Configuração 4

A quarta configuração de simulação implementada tem a resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica $f(n)$ composta por f_3 e f_4 , de acordo com (47). Para o caminho de avanço foi utilizada a segunda configuração de $K(n)$. Os testes foram realizados para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$.

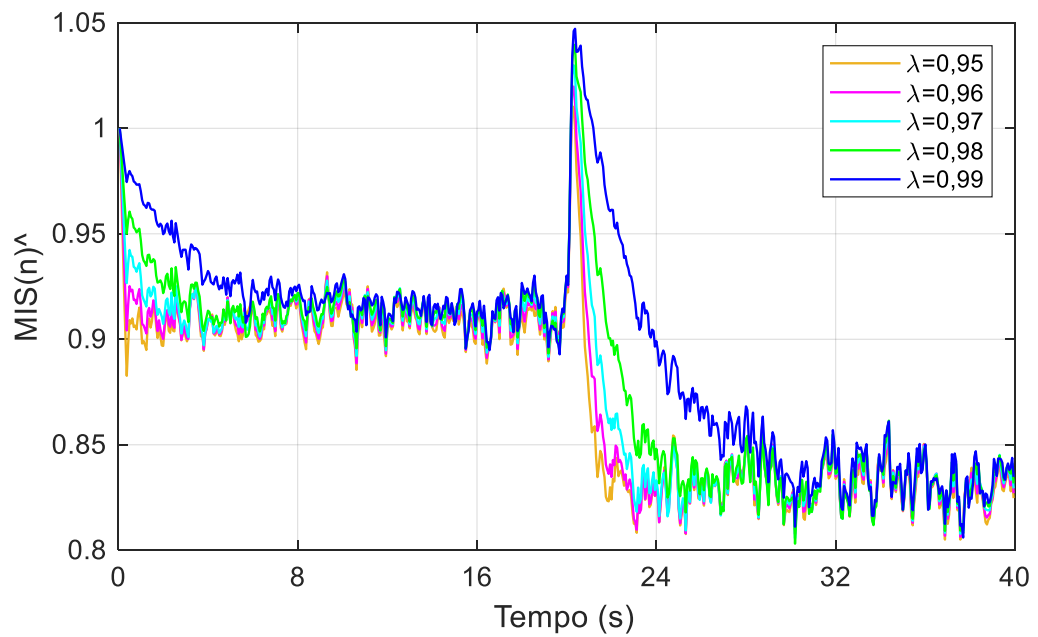
Os resultados são exibidos na Figura 21. Pode-se observar que, semelhantemente aos casos da primeira e segunda configurações, aos 20 s, instante em que f_1 é substituído por f_2 , tanto $\text{energia}_{f-h}(n)$ como $\text{MIS}(n)^\wedge$ têm seus valores aumentados subitamente para todos os valores do fator de esquecimento λ . Em relação ao comportamento de $\text{MIS}(n)^\wedge$, verifica-se novamente que $\text{MIS}(n)^\wedge \geq 1$ no instante da variação em $f(n)$.

Nota-se que o valor médio de $\text{energia}_{f-h}(n)$ altera consideravelmente entre o segundo e o quarto experimentos, enquanto que a diferença do valor médio de $\text{MIS}(n)^\wedge$ é pequena. A composição de $f(n)$ é a única configuração que difere os dois experimentos citados. Além disso, essa mesma característica pode ser observada entre os experimentos 3 e 4, que diferem apenas pela definição da margem de ganho estável inicial do sistema. Novamente, pode-se concluir que a técnica baseada em $\text{MIS}(n)^\wedge$ leva vantagem em relação à técnica baseada em $\text{energia}_{f-h}(n)$ por apresentar menor dependência do caminho de realimentação acústica $f(n)$ e do mais da configuração de $K(n)$.

Figura 21 – Resultados para $f(n)$ composto por f_3 e f_4 e margem de ganho estável inicial igual a 10 dB: (a) $\text{energia}_{f-h}(n)$; (b) $\text{MIS}(n)^\wedge$



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

6.5 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou a implementação e avaliação de duas técnicas desenvolvidas para o monitoramento de desempenho do método AFC-CE e detecção de variações abruptas no caminho de realimentação acústica $F(q, n)$. A primeira técnica é baseada no valor da energia de $[\mathbf{f}(n) - \mathbf{h}(n)]^\wedge$, enquanto que a segunda baseia-se no valor de $MIS(n)^\wedge$.

Quatro diferentes configurações de simulação foram realizadas. Os resultados dos experimentos evidenciaram a capacidade das técnicas em detectar grandes variações em $\mathbf{f}(n)$. Nas configurações 1, 3 e 4, as duas técnicas apresentaram desempenhos semelhantes e satisfatórios, independentemente da composição de $\mathbf{f}(n)$ e do valor definido para o ganho de banda larga $K(n)$.

No entanto, a técnica 1 demonstrou um fraco desempenho na configuração 2, revelando ser incapaz de detectar a alteração em $\mathbf{f}(n)$ em alguns casos. Além disso, as comparações realizadas em cada experimento indicam que o desempenho desta técnica é dependente do caminho de realimentação e do ganho de banda larga. Para sua implementação, há uma dificuldade em definir o valor de γ_1 em (79) para a detecção de uma variação abrupta em $\mathbf{f}(n)$ justamente porque γ_1 é um parâmetro que dependerá da composição de $\mathbf{f}(n)$ e do ganho $K(n)$, como discutido na seção 6.1.1.

A técnica 2 demonstrou superioridade em relação à primeira por apresentar uma maior robustez, ou seja, apresenta desempenho satisfatório em todas as configurações de simulação utilizadas, independentemente do caminho de realimentação $F(q, n)$ e do ganho de banda larga aplicado inicialmente no caminho de avanço $G(q, n)$. Além disso, é possível observar que o valor de $MIS(n)^\wedge$ apresenta menor sensibilidade a estes fatores e mantém um padrão quando ocorre a detecção de variação em $\mathbf{f}(n)$, isto é, em todos os casos, $MIS(n)$ torna-se maior ou igual a 1 após a substituição de sinal realizada em $\mathbf{f}(n)$. Logo, para a implementação desta técnica, basta definir $\gamma_2 = 1$ em (89), confirmando a análise realizada na seção 6.2.1.

7 ALGORITMO DE APRIMORAMENTO AO MÉTODO AFC-CE

Este capítulo tem como objetivo apresentar o algoritmo de aprimoramento desenvolvido para o método AFC-CE. Este algoritmo utiliza a técnica de detecção de variações abruptas em $f(n)$ baseada no valor de $MIS(n)^\wedge$, que demonstrou o melhor desempenho entre as duas apresentadas no capítulo anterior. A melhoria proposta foi implementada e avaliada em ambiente de simulação computacional, e os resultados obtidos serão exibidos e discutidos adiante.

7.1 PROPOSTA DE APRIMORAMENTO

Conforme apresentado e discutido no capítulo 5, os resultados da avaliação do método AFC-CE demonstraram que seu desempenho é dependente do fator de esquecimento λ . Quanto menor for λ , maior serão a velocidade de convergência e o limite de desalinhamento. Essa característica do método AFC-CE é, de certa forma, indesejada porque é de interesse combinar alta velocidade de convergência e baixo limite de desalinhamento.

Com o objetivo de atingir essa combinação e assim melhorar o desempenho do método AFC-CE, foi desenvolvido um algoritmo para transformar o fator de esquecimento λ em $\lambda(n)$, isto é, variante no tempo. Esse algoritmo utiliza a técnica 2, baseada no valor de $MIS(n)^\wedge$, para detectar variações bruscas no caminho de realimentação $f(n)$.

De acordo com o algoritmo, se $n < n_0$ ou $MIS(n)^\wedge \geq 1$, onde n_0 é o instante da primeira execução do método, assume-se que $h(n)$ não condiz com o caminho de realimentação a ser estimado e faz-se $\lambda = 0,95$ com o intuito de aumentar a capacidade de rastreamento do filtro adaptativo e melhorar a sua estimativa de $f(n)$. Espera-se que este caso ocorra quando houver uma abrupta variação em $f(n)$.

Mas se $n \geq n_0$ e $MIS(n)^\wedge < 1$ for inferior a γ , o valor de λ é aumentado na sequência $0,95 \rightarrow 0,96 \rightarrow 0,97 \rightarrow 0,98 \rightarrow 0,985$ com o objetivo de melhorar o desalinhamento do método. Esse aumento é realizado de forma que o método opere

com cada valor de λ algumas vezes seguidas, onde a quantidade de execuções com cada valor depende do próprio valor de λ . O valor de $\lambda = 0,99$ não é utilizado porque, apesar de melhorar o desempenho para $\Delta K = 0$, pode deteriorar o desempenho do método para $\Delta K > 0$, como ocorreu nos experimentos das seções 5.2.3 e 5.2.4, causando instabilidade no sistema.

O pseudocódigo do algoritmo proposto para $\lambda(n)$ é apresentado no Quadro 1. Os valores de c_1 , c_2 , c_3 e c_4 dependem de $f(n)$, N_a e f_s . Para $N_a = 1000$, $f_s = 16 \text{ kHz}$ e as configurações do caminho de realimentação descritas na seção 3.1.1, este trabalho propõe $c_1 = 2$, $c_2 = 4$, $c_3 = 6$ e $c_4 = 60$.

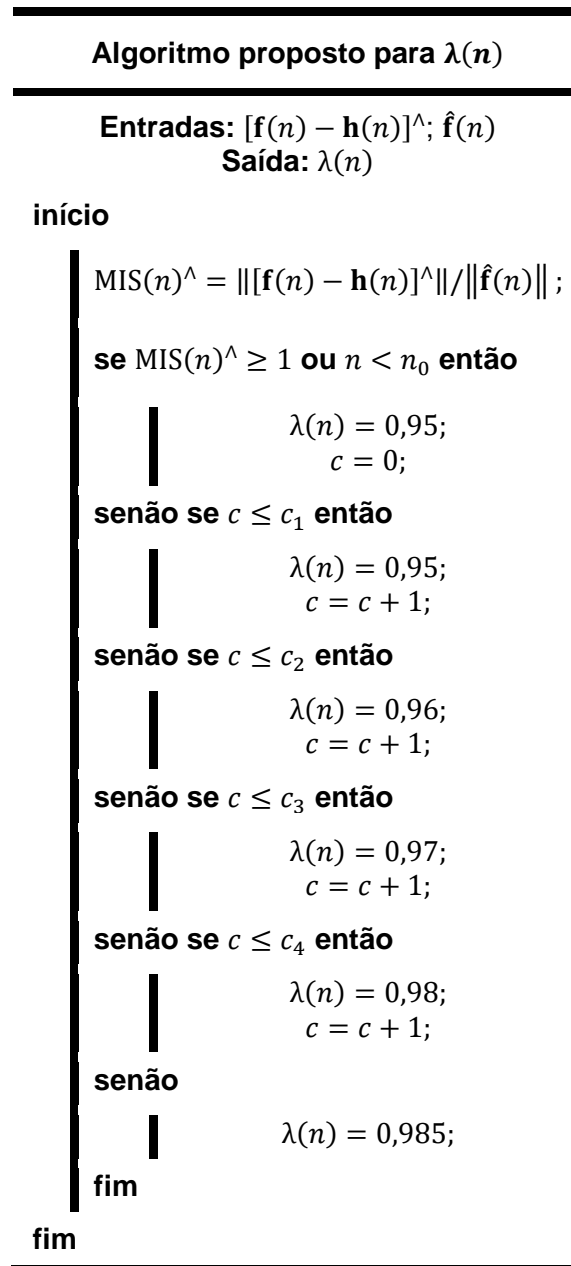
Com o objetivo de avaliar o desempenho do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, após sua implementação em ambiente de simulação, foram realizados experimentos utilizando sinais de voz. As seções seguintes apresentam os resultados da avaliação deste algoritmo as configurações utilizadas nas simulações, a descrição dos experimentos e seus resultados.

7.2 CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES

O algoritmo proposto para $\lambda(n)$ foi implementado em ambiente de simulação computacional e teve seu desempenho avaliado em diferentes condições e com a utilização dos sinais de voz relatados em (3.3). A configuração das simulações é idêntica à apresentada na seção 5.1, inclusive com a definição de duas configurações para o ganho de banda larga $K(n)$: a primeira com $K(n) = K_1$ durante toda a simulação, e a segunda com $K(n)$ variando conforme a ilustração da Figura 13.

7.3 RESULTADOS DO ALGORITMO DE APRIMORAMENTO

Quatro experimentos foram realizados para a avaliação de desempenho do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$. A descrição de cada experimento e seus respectivos resultados são apresentados nas seções a seguir.

Quadro 1 – Algoritmo proposto para $\lambda(n)$ 

Fonte: Autoria própria.

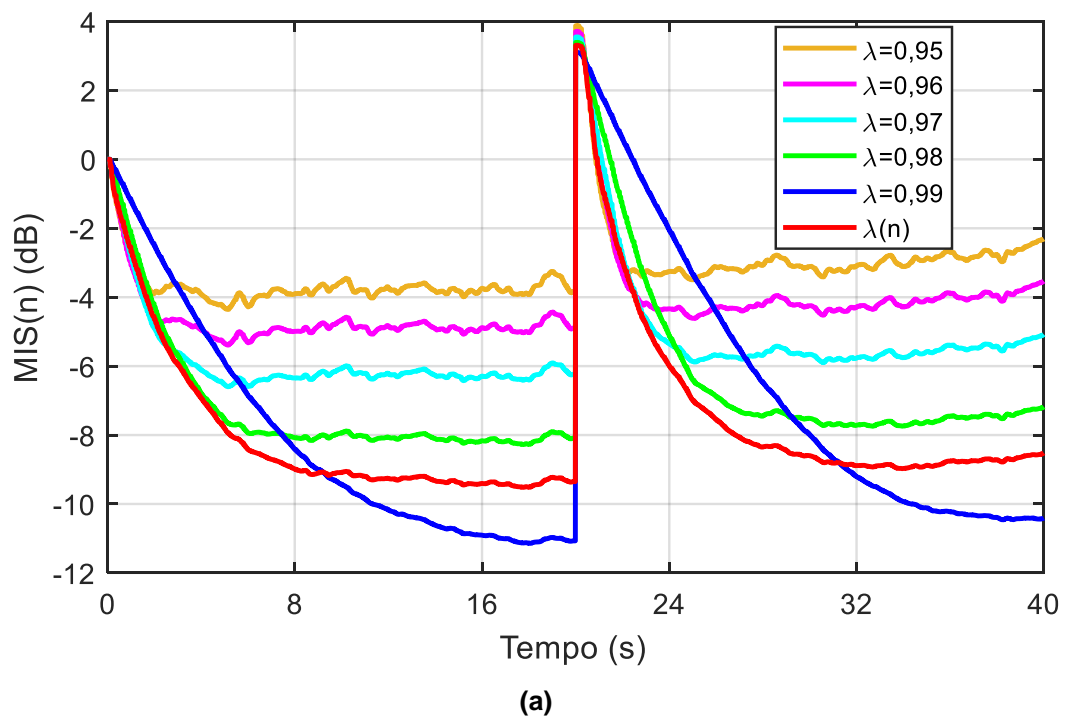
7.3.1 Experimento 1

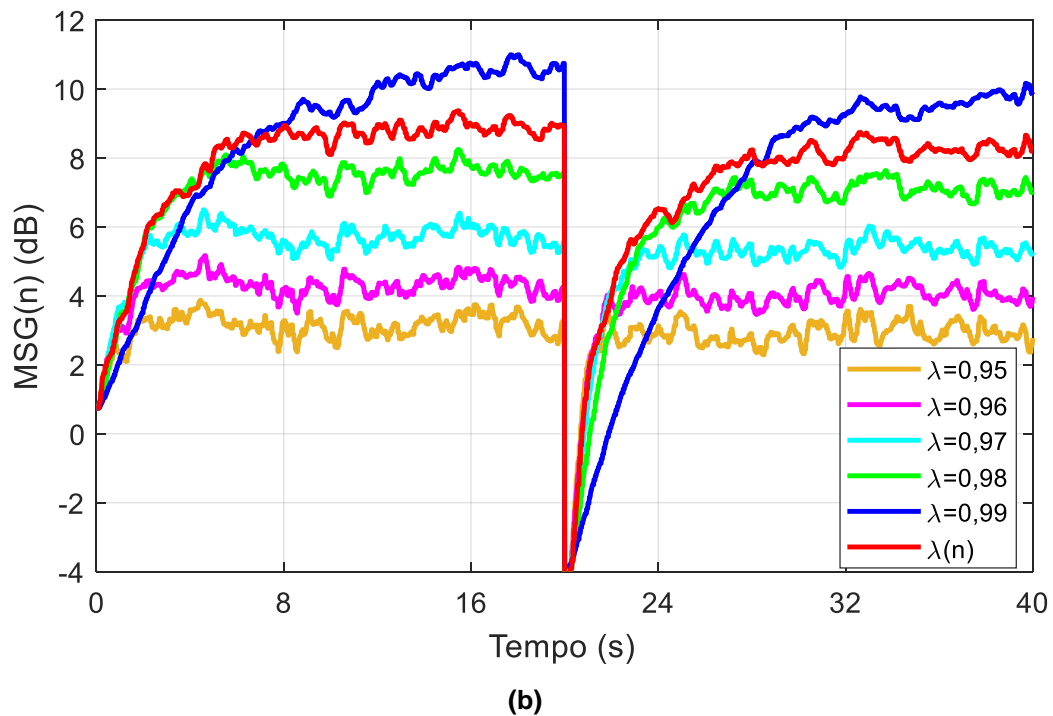
No primeiro experimento, um teste de convergência e reconvergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$ e utilizar a configuração 1 de $K(n)$, onde $\Delta K = 0$. Além disso, a resposta ao impulso

do caminho de realimentação acústica $f(n)$ é composta por f_1 e f_2 de acordo com (46).

Os resultados são exibidos na Figura 22. Pode-se observar que o método com o algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$ apresentou, de forma geral, o melhor desempenho em relação à combinação de alta velocidade de convergência com baixo limite de desalinhamento.

Figura 22 – Resultados do teste de convergência e reconvergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $f(n)$ composto por f_1 e f_2 e com $\Delta K = 0$: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$





Fonte: Autoria própria.

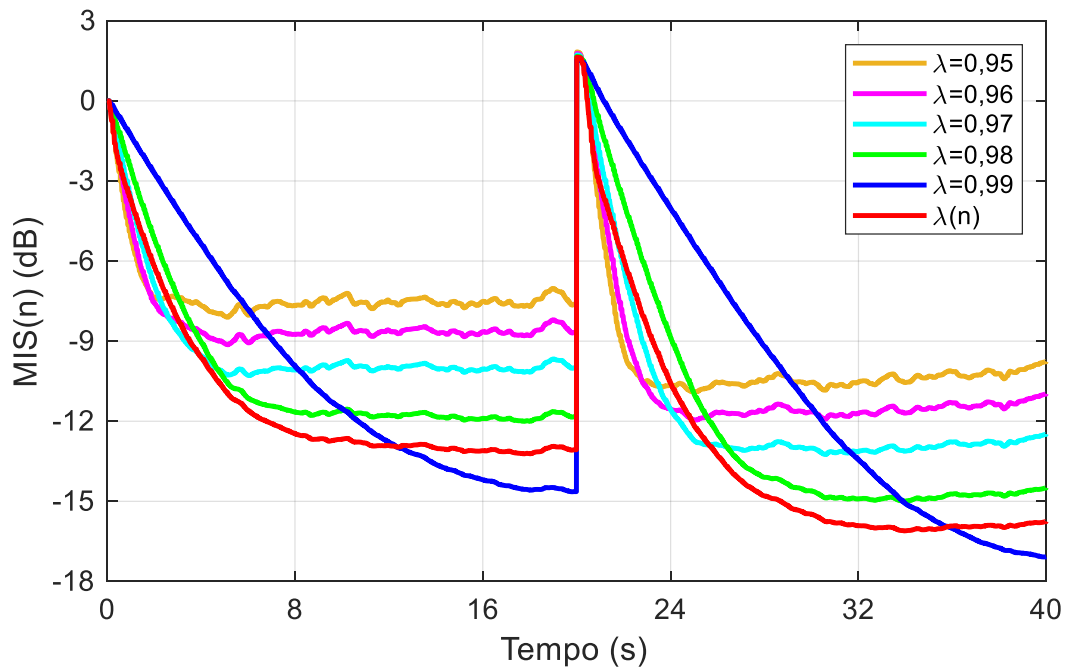
7.3.2 Experimento 2

No segundo experimento, um teste de convergência e reconvergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$ e utilizar a configuração 1 de $K(n)$, onde $\Delta K = 0$. Este experimento difere-se do primeiro apenas na configuração adotada para o caminho de realimentação, tal que agora $\mathbf{f}(n)$ é composta por \mathbf{f}_3 e \mathbf{f}_4 de acordo com (47).

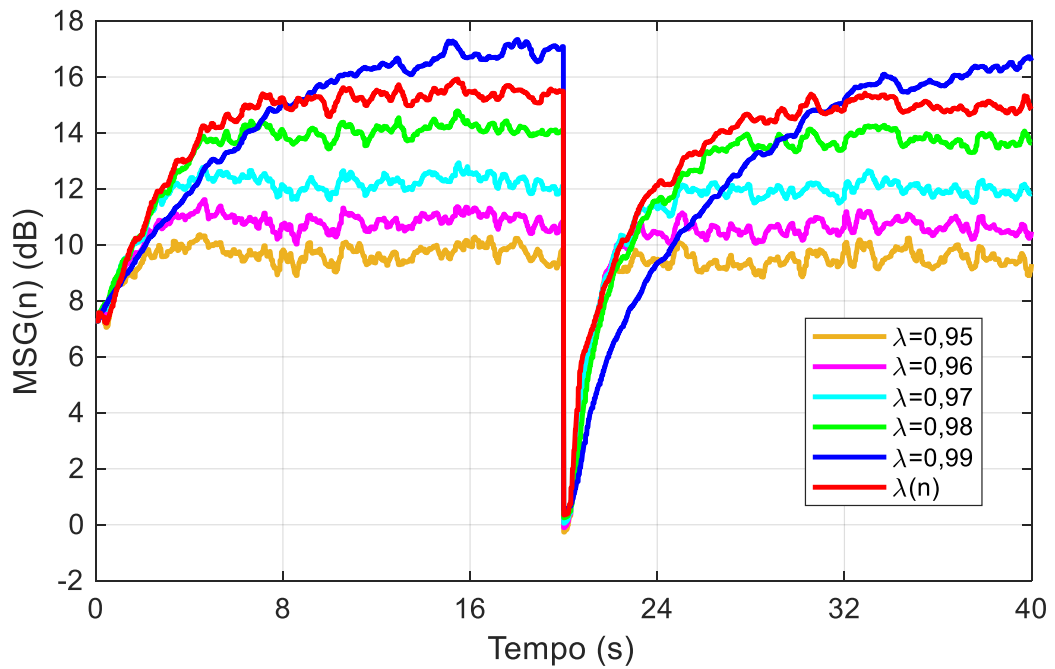
Os resultados são exibidos na Figura 23. Pode-se observar que, no MSG, o método com o algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$ apresentou, de forma geral, o melhor desempenho em relação à combinação de alta velocidade de convergência com alto alcance do máximo ganho estável.

Quanto ao MIS, apesar do método com o algoritmo proposto para $\lambda(n)$ não atingir uma alta velocidade de convergência se comparado ao experimento anterior, ainda apresentou, de forma geral, o melhor desempenho.

Figura 23 – Resultados do teste de convergência e reconvergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $f(n)$ composto por f_3 e f_4 e com $\Delta K = 0$: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

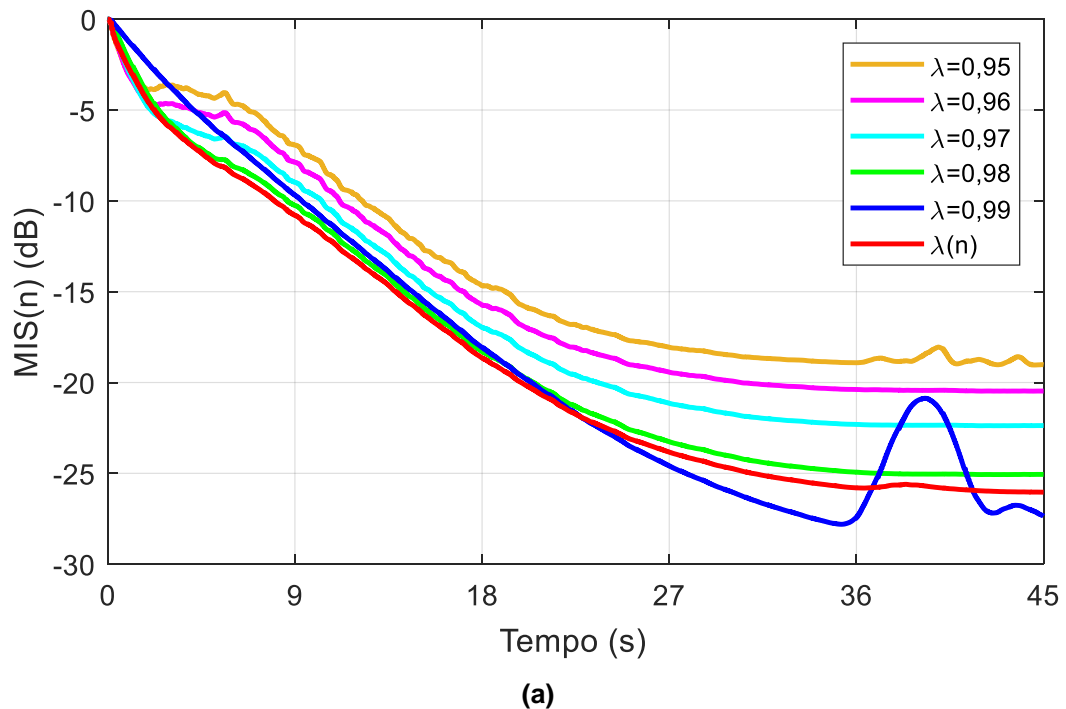
7.3.3 Experimento 3

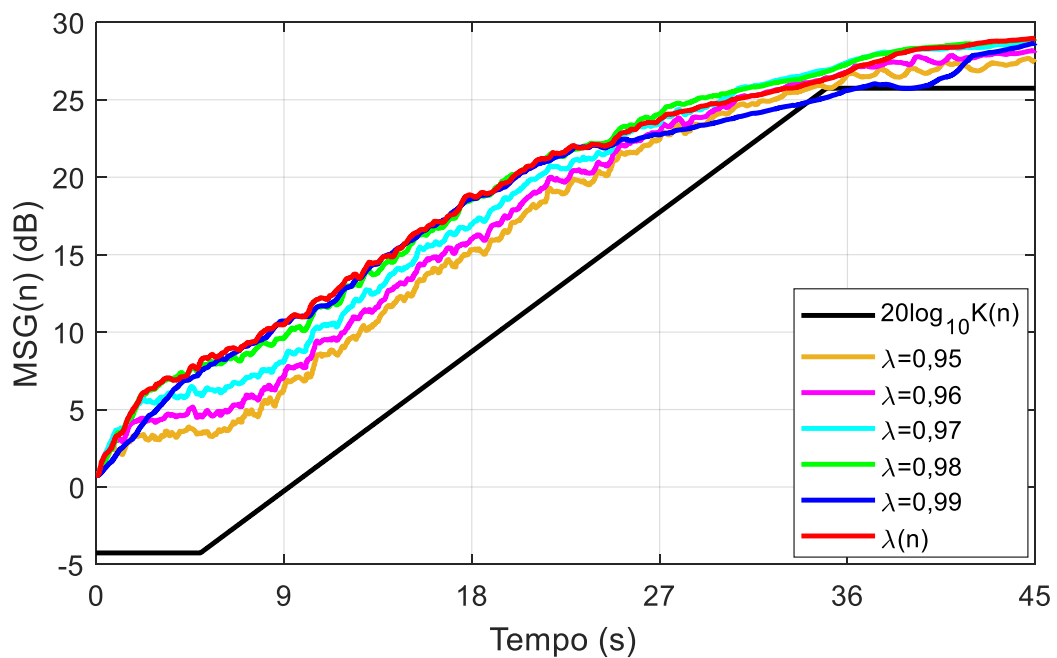
No terceiro experimento, um teste de convergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$, $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_1$ e utilizar a configuração 2 de $K(n)$, onde $\Delta K = 30$ dB.

Os resultados são exibidos na Figura 24. Pode-se observar que o método com o algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$ apresentou, de forma geral, o melhor desempenho até aproximadamente 23 s no MIS. Após esse instante de tempo, o método com $\lambda(n)$ foi superado durante alguns segundos pelo caso com $\lambda = 0,99$, mas este logo faz com que o sistema entre em instabilidade.

Em relação ao $MSG(n)$, o método com o algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$ apresentou, de forma geral, o melhor desempenho até aproximadamente 25 s, sendo superado discretamente em seguida pelos casos com $\lambda = 0,97$ e $\lambda = 0,98$.

Figura 24 – Resultados do teste de convergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_1$ e $\Delta K = 30$ dB: (a) MIS(n); (b) MSG(n)





(b)

Fonte: Autoria própria.

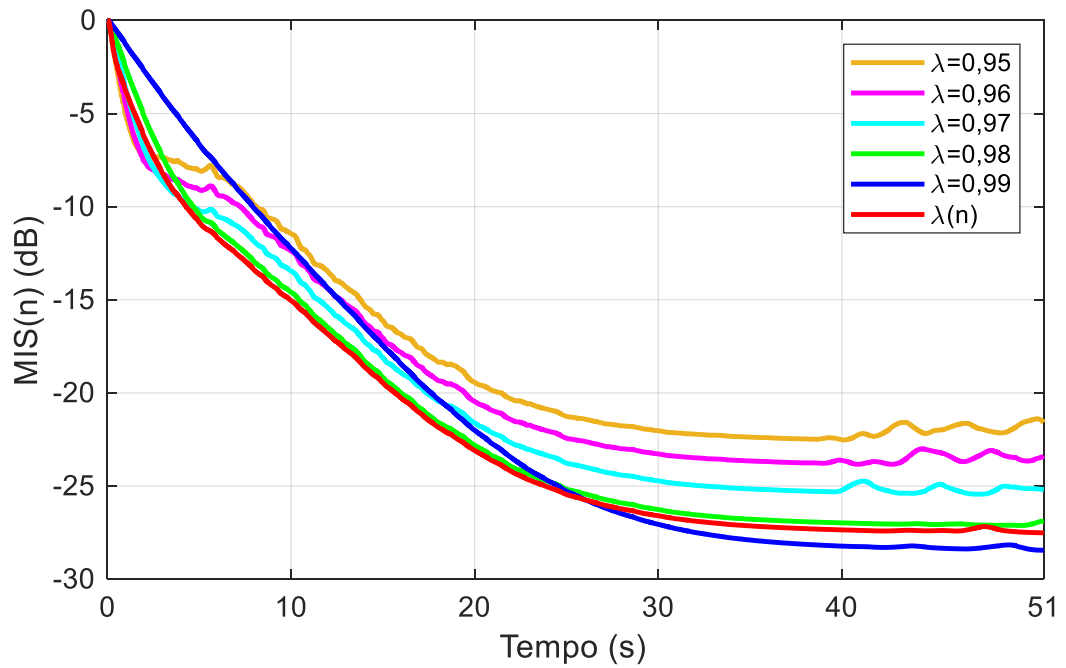
7.3.4 Experimento 4

No quarto experimento, um teste de convergência do método AFC-CE para $\lambda = \{0,95, 0,96, 0,97, 0,98, 0,99\}$ foi realizado ao fazer-se $L_H = L_F$, $\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_3$ e utilizar a configuração 2 de $K(n)$, onde $\Delta K = 36$ dB.

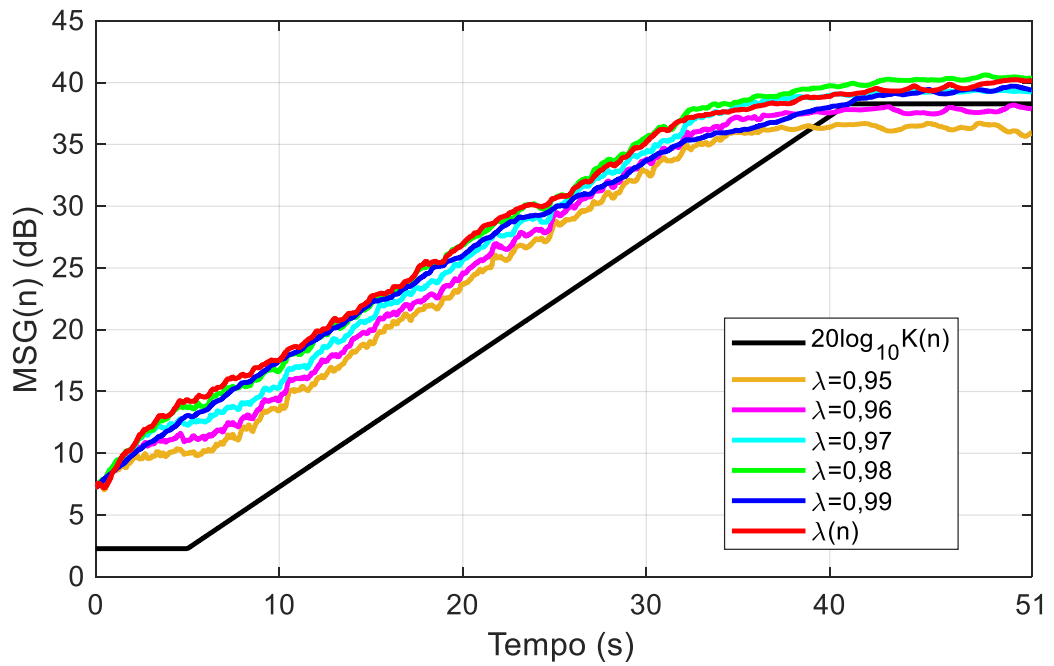
Os resultados são exibidos na Figura 25. Pode-se observar que o método com o algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$ apresentou, de forma geral, o melhor desempenho até aproximadamente 26 s no MIS. Após esse instante, o método com $\lambda(n)$ foi superado pelo caso com $\lambda = 0,99$.

Em relação ao $MSG(n)$, o método com o algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$ apresentou, de forma geral, o melhor desempenho até aproximadamente 26 s, sendo superado em seguida pelo caso com $\lambda = 0,98$.

Figura 25 – Resultados do teste de convergência do algoritmo desenvolvido para $\lambda(n)$, com $f(n) = f_3$ e $\Delta K = 36$ dB: (a) $MIS(n)$; (b) $MSG(n)$



(a)



(b)

Fonte: Autoria própria.

7.4 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou um algoritmo de aprimoramento desenvolvido para o método AFC-CE. O aprimoramento consistiu em transformar o fator de esquecimento λ , parâmetro que controla o compromisso entre robustez a perturbações de curta duração e capacidade de rastreamento do filtro adaptativo, em variante no tempo.

O algoritmo utiliza a técnica baseada no valor de $MIS(n)^{\wedge}$ para detectar variações bruscas no caminho de realimentação $f(n)$. Testes de convergência e reconvergência foram realizados em ambiente simulado utilizando sinais de voz.

Os resultados demonstraram que o algoritmo proposto faz o método apresentar um melhor compromisso entre velocidade de reconvergência e limite de desalinhamento, aumentando de maneira geral a margem de estabilidade do sistema de sonorização.

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os sistemas de sonorização utilizam microfones, um sistema de amplificação e alto-falantes para captar, processar e reproduzir o sinal de voz com o objetivo de torná-lo audível por um grande público e permitir uma comunicação confortável dentro de um ambiente. O acoplamento acústico entre alto-falante e microfone pode fazer com que o sinal reproduzido pelo alto-falante seja captado pelo microfone e retorne ao sistema. A existência da realimentação acústica é inevitável e pode gerar efeitos incômodos que perturbam ou até mesmo impedem a comunicação.

Primeiramente, este trabalho realizou um estudo do método de cancelamento de realimentação acústica, que utiliza um filtro adaptativo para identificar o caminho de realimentação e remover sua influência do sistema. O estudo demonstrou que, com a aplicação dos algoritmos de filtragem adaptativa tradicionais, seu desempenho é limitado devido à presença de um viés na estimativa da resposta ao impulso do caminho de realimentação acústica e à lenta velocidade de convergência dos filtros adaptativos.

Este trabalho, então, explorou uma técnica de estado da arte para minimizar os efeitos da realimentação acústica, conhecida como método de cancelamento de realimentação acústica baseado no cepstro do sinal de erro. A implementação e avaliação deste método permitiram uma observação de suas características, como a constatação de que seu desempenho sofre grande influência do fator de esquecimento, parâmetro que controla o compromisso entre robustez a perturbações de curta duração e capacidade de rastreamento do filtro adaptativo.

Com o objetivo de tornar o método mais robusto a alterações no ambiente acústico, duas técnicas de detecção de variações abruptas no caminho de realimentação foram desenvolvidas e avaliadas, chegando à conclusão que a técnica baseada na estimativa do desalinhamento normalizado apresenta maior eficiência.

Por fim, foi desenvolvido um algoritmo para transformar o fator de esquecimento em variante no tempo utilizando a técnica de detecção de variações que apresentou a melhor performance, com o objetivo de obter um melhor compromisso entre velocidade de convergência e limite de desalinhamento no desempenho do método AFC-CE. Os resultados da implementação deste algoritmo

demonstraram uma melhoria significativa no desempenho do método, aumentando de maneira geral a margem de estabilidade dos sistemas de sonorização.

REFERÊNCIAS

AGNEW, Jeremy. Acoustic Feedback and Other Audible Artifacts in Hearing Aids. **Trends in Amplification**, v. 1, n. 2, p. 45-82, jun. 1996.

BISPO, Bruno C. **Acoustic Feedback and Echo Cancellation in Speech Communication Systems**. 2015. 209 f. Tese (Doutorado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores) – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, Portugal, 2015.

BISPO, Bruno C.; FREITAS, Diamantino R. S. A review of the recent cepstrum-based methods for acoustic feedback cancellation. In: YURISH, Sergey Y. **Advances in Signal Processing: Reviews**. International Frequency Sensor Association Publishing, 2018, p. 121-154.

BISPO, Bruno C.; FREITAS, Diamantino R. S. On the use of cepstral analysis in acoustic feedback cancellation. **Digital Signal Processing**, v. 44, p. 88-101, set. 2015.

BOLDRINI, José L. et al. **Álgebra linear**. 3. ed. ampl. e rev. São Paulo, SP: Harper & Row do Brasil, 1980.

DINIZ, Paulo S. R. **Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation**. 4. ed. Nova Iorque, EUA: Springer US, 2013.

FORSSELL, Urban; LJUNG, Lennart. Closed-loop identification revisited. **Automatica**, v. 35, n. 7, p. 1215-1241, jul. 1999.

HAYKIN, Simon. **Adaptive Filter Theory**. 5. ed. Harlow, Essex, Inglaterra: Pearson Education, 2014.

INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION. **ITU-T G.191**: Software tools for speech and audio coding standardization. Genebra, Suíça, 2010.

JEUB, Marco; SCHAFER, Magnus; VARY, Peter. A binaural room impulse response database for the evaluation of dereverberation algorithms. **16th International Conference on Digital Signal Processing**, Santorini, Grécia, p. 1-5, ago. 2009.

KAY, Steven M. **Fundamentals of statistical signal processing: Estimation theory**. Upper Saddle River, New Jersey, EUA: Prentice Hall, 1993.

LJUNG, Lennart. **System Identification: Theory for the User**. 2. ed. Upper Saddle River, New Jersey, EUA: Prentice Hall, 1999.

PEEBLES JUNIOR, Peyton Z. **Probability, random variables, and random signal principles**. 2. ed. New York, EUA: McGraw-Hill, 1987.

ROMBOUTS, Geert; WATERSCHOOT, Toon van; MOONEN, Marc. Robust and efficient implementation of the PEM-AFROW algorithm for acoustic feedback

cancellation. **Journal of the Audio Engineering Society**, v. 55, n. 11, p. 955-966, nov. 2007.

SIQUEIRA, Marcio G.; ALWAN, Abeer A. H. Steady-state analysis of continuous adaptation systems for hearing aids with a delayed cancellation path. **Conference Record of Thirty-Second Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers**, Pacific Grove, EUA, p. 518-522, nov. 1998.

_____. Bias analysis in continuous adaptation systems for hearing aids. **1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, Phoenix, EUA, p. 925-928, mar. 1999.

_____. Steady-state analysis of continuous adaptation in acoustic feedback reduction systems for hearing-aids. **IEEE Transactions on Speech and Audio Processing**, v. 8, n. 4, p. 443-453, jul. 2000.

WATERSCHOOT, Toon van; MOONEN, Marc. Fifty Years of Acoustic Feedback Control: State of the Art and Future Challenges. **Proceedings of the IEEE**, v. 99, n. 2, p. 288-327, fev. 2011.

WATERSCHOOT, Toon van; ROMBOUTS, Geert; MOONEN, Marc. On the performance of decorrelation by prefiltering for adaptive feedback cancellation in Public Address systems. **Proceedings of the 2004 IEEE Benelux Signal Processing Symposium**, Hilvarenbeek, Holanda, p. 167-170, abr. 2004.