

**“EXPLORACIÓN DE TÉCNICAS ROBUSTAS DE OPTIMIZACIÓN Y FILTRADO
ADAPTATIVO PARA LA CANCELACIÓN ACTIVA DE VOZ EN RECINTOS
CERRADOS”**



**Autor:
YEZID ROLANDO VARGAS GÓMEZ**

**Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas
Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica Y Telecomunicaciones
Bucaramanga
2009**

**“EXPLORACIÓN DE TÉCNICAS ROBUSTAS DE OPTIMIZACIÓN Y FILTRADO
ADAPTATIVO PARA LA CANCELACIÓN ACTIVA DE VOZ EN RECINTOS
CERRADOS”**



**Autor:
YEZID ROLANDO VARGAS GÓMEZ**

Tesis de Grado para optar por el Título de Ingeniero Electrónico

**Director:
M.Sc. Jorge Hernando Ramón Suárez
Codirector:
M.Sc. César Antonio Duarte Gualdrón**

**Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas
Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica Y Telecomunicaciones
Bucaramanga
2009**

AGRADECIMIENTOS

Mis más sinceros agradecimientos a:

Dios por el término de este proyecto.

Mis padres, por todos sus esfuerzos y sacrificios con el fin de que culminara con éxito mi carrera.

Los profesores, Jorge Hernando Ramón, César Antonio Duarte, y Ana Beatriz Ramírez, por sus valiosos conocimientos, ya que sin su guía, este proyecto no hubiese sido posible.

Todos mis amigos, compañeros y en general a todas aquellas personas, que me han apoyado, ya que sin ellos, no sería lo que soy.

“Elige ser siempre Mejor, pero no mejor que OTROS, sino Mejor de lo que eras antes”.

Gracias a todos,

Yezid Rolando Vargas Gómez.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	1
OBJETIVO GENERAL	3
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
1. GENERALIDADES	4
1.1 ANTECEDENTES	4
1.2 ESTRUCTURAS DE CANCELACIÓN ACTIVA DE RUIDO	6
1.2.1 Sistemas de ANC feedback (a posteriori).....	6
1.2.2 Sistemas de ANC feedforward (a priori)	7
1.2.3 Sistemas de ANC híbridos.....	8
1.3 ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO (AFA's)	9
1.4 PRINCIPALES ASPECTOS EN LA SEÑAL DE VOZ	10
1.5 DIFERENCIAS ENTRE LA ANC Y LA AVC	11
2. ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO	13
2.1 ALGORITMO LMS (LEAST MEAN SQUARE)	13
2.1.1 Complejidad computacional.....	15
2.2 ALGORITMO LMS SIGNADO (SIGNED LMS)	15
2.3 ALGORITMO NLMS (NORMALIZED LMS)	16
2.3.1 Complejidad computacional.....	18
2.4 ALGORITMO BLMS (BLOCK LMS)	19
2.4.1 Complejidad computacional.....	21
2.5 ALGORITMO RLS (RECURSIVE LEAST SQUARE)	21
2.5.1 Complejidad computacional.....	24
2.6 ALGORITMO F-xLMS (FILTERED-x LMS)	24
2.6.1 Complejidad computacional.....	28
3. ANÁLISIS DE LOS ALGORITMOS ADAPTATIVOS EN LA AVC	29
3.1 METODOLOGÍA DE ESTUDIO	29
3.2 CRITERIOS DE EVALUACIÓN	29
3.3 SIMULACIÓN Y RESULTADOS OBTENIDOS EN SIMULINK	32
3.3.1 Resultados alcanzados con el algoritmo LMS	35
3.3.2 Resultados alcanzados con el algoritmo NLMS	37
3.3.3 Resultados alcanzados con el algoritmo BLMS.....	40
3.3.4 Resultados alcanzados con el algoritmo RLS	42

4. APLICACIÓN DEL SISTEMA DE AVC	47
4.1 TELÉFONO CELULAR	47
4.2 ELECCIÓN DE LA PLATAFORMA TECNOLÓGICA	47
4.3 IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE AVC	48
4.3.1 Descripción del montaje experimental.....	49
5. PRUEBAS DE CAMPO	52
5.1 RESULTADOS DE CANCELACIÓN OBTENIDOS	52
6. CONCLUSIONES	60
7. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	64
BIBLIOGRAFÍA	66

LISTA DE FIGURAS

Figura xi. Concepto físico de la cancelación activa de ruido	1
Figura 1. Sistema feedback y feedforward para ANC	7
Figura 2. Estructura básica de ANC en configuración híbrida	8
Figura 3. Diagrama de bloques de un sistema de ANC.....	9
Figura 4. Superficie MSE y curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo	13
Figura 5. Modificación a la curva de respuesta del error	17
Figura 6. Sistema de ANC sub-banda delayless	19
Figura 7. Diagrama de bloques del algoritmo RLS	21
Figura 8. Sistema de ANC feedforward usando el algoritmo F-xLMS.....	25
Figura 9. Sistema de ANC con estimación de la trayectoria secundaria en línea de $S(z)$ genérico y propuesto por Widrow & Stearns	26
Figura 10. Esquema del algoritmo para el cálculo del camino acústico secundario “fuera de línea”	27
Figura 11. Pantalla principal de la GUI implementada en MATLAB® para el sistema de Cancelación Activa de Voz.....	32
Figura 12. Diagrama general en Simulink® del sistema de AVC.....	33
Figura 13. Diagrama en Simulink® para la estimación de la “curva” de convergencia	43
Figura 14. Fotografía de la disposición física de la board DSK C6713 y del prototipo implementado de AVC.....	49
Figura 15. Diagrama de flujo del algoritmo LMS implementado en el DSP TMS320C6713	50
Figura 16. Esquema global del proceso y diagrama de flujo para implementar el sistema experimental en el DSP desde Simulink®	51
Figura 17. Entrada y salida de los bloques en MATLAB/Simulink® (Embedded Target C6000)	51

LISTA DE GRÁFICAS

Gráfica 1. Error entre el filtro adaptativo y el filtro real para el algoritmo LMS y el algoritmo NLMS.....	18
Gráfica 2. Convergencia de los coeficientes del algoritmo LMS y RLS, en una señal de voz	22
Gráfica 3. Señal de error y espectro residual de la señal de “voz” para $\mu = 0.0001$, $N = 32$	35
Gráfica 4. Señal de error para $N = 32$; $\mu = 0.001$ y $\mu = 0.01$	36
Gráfica 5. Señal de error para $\mu = 0.0001$; $N = 64$, $N = 128$ y $N = 256$	36
Gráfica 6. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo LMS.....	37
Gráfica 7. Señal de error y espectro residual de la señal de “voz” para $\mu = 0.0001$, $N = 32$	38
Gráfica 8. Señal de error y espectro residual de la señal de “voz” para $\mu = 0.1$, $N = 32$,.....	38
Gráfica 9. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo NLMS	38
Gráfica 10. Señal de error para $\mu = 0.0001$; $N = 64$, $N = 128$ y $\mu = 1$, $N = 128$	39
Gráfica 11. Señal de error y espectro residual de la señal de “voz” para $\mu = 0.001$, $N = 32$ y $M = 16$	40
Gráfica 12. Señal de error y espectro residual de la señal de “voz” para $\mu = 0.01$, $N = 32$, $M = 16$	40
Gráfica 13. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo BLMS.....	41
Gráfica 14. Señal de error para $\mu = 0.0001$; $M = 16$, $N = 64$, $N = 256$ y $\mu = 0.001$	41
Gráfica 15. Señal de error y espectro residual de la señal de “voz” para $\mathbf{A} = 0.8$, $N = 32$, <i>varianza</i> = 0.1 y $\mathbf{A} = 1$, $N = 32$, <i>varianza</i> = 0.8.....	42
Gráfica 16. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo RLS	42
Gráfica 17. Señal de error para $\mathbf{A} = 1$, <i>varianza</i> = 0.8, $N = 64$ y $N = 128$...	43
Gráfica 18. Camino de convergencia del algoritmo LMS para $\mu = 0.0005$; $\mu = 0.005$; $\mu = 0.05$ y del algoritmo RLS para $\mathbf{A} = 1$, <i>varianza</i> = 500; <i>varianza</i> = 50 y <i>varianza</i> = 5	44
Gráfica 19. Comparación de atenuaciones logradas por el algoritmo LMS vs el algoritmo RLS.....	45
Gráfica 20. Señal de error para el algoritmo LMS y RLS en presencia de retardos en la señal de entrada.....	46

Gráfica 21. Caracterización en frecuencia del desempeño del sistema de AVC	53
Gráfica 22. Comparación del nivel de atenuación del espectro residual del ruido sinusoidal antes y después de la cancelación para 250Hz y 2000Hz.	54
Gráfica 23. Señal de error durante el proceso de cancelación de la señal de "VOZ.....	55
Gráfica 24. Espectro del error residual para una señal de voz atenuada en el dominio eléctrico.....	57
Gráfica 25. Espectro del error residual antes y después de la cancelación para una señal de voz femenina y una señal de voz masculina en el dominio acústico	57

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Atenuación promedio de la voz usando el sistema de AVC y el algoritmo LMS	36
Tabla 2. Atenuación promedio de la voz usando el sistema de AVC y el algoritmo NLMS.....	39
Tabla 3. Atenuación promedio de la voz usando el sistema de AVC y el algoritmo BLMS.....	41
Tabla 4. Atenuación promedio de la voz usando el sistema de AVC y el algoritmo RLS.....	42
Tabla 5. Atenuación promedio de la voz usando el sistema de AVC	45
Tabla 6. Nivel de la voz percibida en función de la distancia fuente primaria - fuente secundaria.....	54

LISTA DE CUADROS

Cuadro 1. Comparación del desempeño de los sistemas de ANC	8
Cuadro 2. Comparación de desempeño de los Algoritmos Adaptativos más utilizados	31

LISTA DE ANEXOS¹

Anexo A. Presenta algunas consideraciones en la selección del microprocesador para los sistemas de AVC y las características principales, diagrama de bloques y algunos parámetros de configuración de la board DSK TMS320C6713.

Anexo B. Pretende realizar una descripción de las consideraciones de selección del códec en los sistemas de AVC y las características y estructura del códec de audio estéreo AIC23 (TLV320AIC23).

Anexo C. Muestra una breve introducción al sistema de desarrollo Code Composer Studio, y los tipos de archivos generales usados para la implementación del proyecto.

Anexo D. En él se detallan algunas de las especificaciones del hardware complementario utilizado, concerniente al sistema de parlantes y micrófono.

Anexo E. Contiene algunas señales grabadas desde el micrófono de medición, antes y después de poner en funcionamiento el sistema de AVC.

Anexo F. En él se presentan los Códigos de programación para la tarjeta de desarrollo DSK TMS320C6713 necesarios para implementar el proyecto en Code Composer Studio, Versión 2.1.

Anexo G. Presenta los Códigos de programación usando el entorno de la programación en MATLAB®, necesarios para el entendimiento, ejecución y prueba del funcionamiento de los algoritmos adaptativos presentados en este estudio.

Anexo H. Artículo, cuya finalidad esencial es comunicar los resultados e ideas básicas de la investigación, de una manera clara y concisa, reduciendo el incremento del volumen del presente trabajo a proporciones razonables.

¹ Disponible en el CD entregado con el actual libro.

LISTA DE ABREVIATURAS

A:	Memoria exponencial o valor de auto-correlación,
AFA:	Algoritmos de Filtrado Adaptativo,
ANC:	Cancelación Activa de Ruido,
AVC:	Cancelación Activa de Voz,
BLMS:	Algoritmo LMS por bloques,
CCS:	Ambiente de desarrollo y depuración Code Composer Studio,
CODEC AIC23:	Codificador / decodificador integrado,
DSK:	Kit de desarrollo para principiantes de Texas Instruments,
DSP:	Procesador Digital de Señales,
$d(n)$:	Entrada primaria o señal deseada,
$e(n)$:	Señal de error,
FcL:	Parlante de cancelación,
FpR:	Fuente generadora de contaminación acústica,
F-xLMS:	Algoritmo LMS con Filtrado-x,
$K_N(n)$:	Ganancia de Kalman,
LMS:	Algoritmo Least Mean Square,
MdB:	Micrófono de "error", determina la intensidad sonora en dB,
Mref:	Micrófono de referencia,
MSE:	Error cuadrático medio,
N:	Longitud del filtro adaptativo,
NLMS:	LMS Normalizado,
$O(*)$:	"orden de" o numero de operaciones aritméticas,
RLS:	Algoritmo LMS Recursivo,
$R(n)$:	Matriz de auto-correlación,
$s(n)$:	Respuesta al impulso de $S(z)$ en el tiempo n ,
$S(z)$:	Función de transferencia del camino secundario,
$v(n)$:	Vector de correlación cruzada o matriz inversa,
$w(n)$:	Coefficientes del filtro adaptativo,
$x(n)$:	Entrada de referencia o señal de ruido,
$y(n)$:	Salida del filtro adaptativo,
λ:	Longitud de onda,
μ:	Factor de convergencia,
τ:	Constante de tiempo.

RESUMEN

TITULO: “EXPLORACIÓN DE TÉCNICAS ROBUSTAS DE OPTIMIZACIÓN Y FILTRADO ADAPTATIVO PARA LA CANCELACIÓN ACTIVA DE VOZ EN RECINTOS CERRADOS”.*

AUTOR: Yezid Rolando Vargas Gómez.**

PALABRAS CLAVES: Cancelación Activa de Voz, Algoritmos de Filtrado Adaptativo, Cancelación Activa de Ruido.

CONTENIDO:

La tesis elaborada presenta diferentes resultados obtenidos para determinar la efectividad de la Cancelación Activa de Voz (AVC) con base en Algoritmos de Filtrado Adaptativo, utilizando un sistema de Cancelación Activa de Ruido (ANC).

Inicialmente, y dada la multitud de algoritmos existentes, se planteo revisar los conceptos fundamentales para entender el funcionamiento de dichos algoritmos, usando el entorno de la programación por bloques en MATLAB/Simulink®. Esta fase sirvió, para establecer un primer contacto con esta técnica, para tener una idea de los niveles de atenuación obtenibles en función del ruido a controlar; e ilustrar cómo la selección de los algoritmos depende de la aplicación particular, cómo la complejidad del procesamiento puede facilitar, la convergencia rápida de los algoritmos y, cómo la complejidad de las voces, contribuye a variaciones en los resultados.

En una segunda fase, y con la finalidad de dar sentido práctico a este trabajo, e indicar las capacidades del hardware actual, en un sistema físico tridimensional. Fue necesario investigar las herramientas de la plataforma de desarrollo de Texas Instruments TMS320C6713, y la metodología para programarla.

Tras comparar las atenuaciones logradas en las dos fases, se llevaron a cabo las pruebas finales inherentes a la aplicación de la AVC. Aunque las pruebas de simulación indican que cualquier algoritmo adaptativo presenta resultados muy satisfactorios, las pruebas realizadas en el dominio acústico en tiempo real, implementadas en el módulo DSP Starter Kit (DSK) de Texas Instruments no lograron la misma convergencia.

La naturaleza de la Voz, tuvo su importancia en el funcionamiento del control adaptativo y, consecuentemente, en la atenuación que se puede lograr. Asimismo, contribuyen a variaciones en los resultados fenómenos físicos, entre otros aspectos, los cuales no han sido abordados con profundidad en esta tesis pero que han sido incluidos en las futuras líneas de investigación.

* Proyecto de Grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Director: M.Sc. Jorge Hernando Ramón Suárez. Codirector: M.Sc. César Antonio Duarte Gualdrón.

ABSTRACT

TITLE: "EXPLORING TECHNIQUES OF OPTIMIZATION AND ROBUST FILTERING ADAPTIVE FOR ACTIVE VOICE CANCELLATION IN ENCLOSED AREAS." , *

AUTHOR: Yezid Rolando Vargas Gómez.**

KEY WORDS: Active Voice Cancellation, Adaptive Filtering Algorithms, Active Noise Cancellation.

CONTENTS:

The thesis presents different results generated to determine the effectiveness of the Active Voice Cancellation (AVC)-based Adaptive filtering algorithms, using a system of Active Noise Cancellation (ANC).

Initially, given the multitude of existing algorithms, is reviewing the basic concepts to understand the operation of these algorithms, using the environment block of programming in MATLAB/Simulink®. This phase served to establish a first contact with this technique to get an idea of the levels of attenuation obtainable in terms of noise control, and illustrate how the selection of algorithms depends on the particular application, how can the complexity of processing facilitate the rapid convergence of the algorithms and how the complexity of voices contributing to variation in the results.

In a second phase, with the aim of giving practical meaning to this work, and indicate the capabilities of current hardware, a three-dimensional physical system. Was necessary to investigate the tools of the development platform from Texas Instruments TMS320C6713 and methodology for the program.

By comparing the attenuations achieved in two phases, conducted the final tests involved in the implementation of the AVC. Although the simulation tests show that any adaptive algorithm provides very satisfactory results, the tests performed in the acoustic domain in real time, implemented in module DSP Starter Kit (DSK) from Texas Instruments did not achieve the same convergence.

The nature of the Speech, was important in the functioning of the adaptive control and, consequently, the attenuation can be achieved. Also contribute to variations in results of physical phenomena, among other aspects, which have not been addressed in depth in this thesis but have been included in future research.

* Proyecto de Grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Director: M.Sc. Jorge Hernando Ramón Suárez. Codirector: M.Sc. César Antonio Duarte Gualdrón.

INTRODUCCIÓN

La Cancelación Activa de Ruido² (*Active Noise Cancellation* - ANC) [32] es una técnica de control que combina aspectos acústicos y electrónicos, para atenuar, o cancelar el ruido acústico. La parte acústica determina la máxima cancelación que se puede alcanzar³, y la electrónica el grado de aproximación a esta cancelación.

Esta cancelación esta basada en el principio de superposición: se desea atenuar una señal acústica indeseada (primaria); y para ello se genera una señal acústica (anti-sonido) mediante una fuente secundaria, de forma que en una zona del medio acústico, y sumada a la señal primaria origine interferencia destructiva produciendo la máxima cancelación posible entre los dos campos sonoros. [1]



Figura xi. Concepto físico de la cancelación activa de ruido. [5]

Esta técnica de ANC resulta de gran interés cuando el rango de frecuencias de la perturbación que se quiere cancelar se encuentra localizado en las bajas frecuencias. Su desarrollo ha ido alcanzando logros importantes durante los últimos años, pero sólo después de que se haya extendido en la mayor parte de la gama de frecuencias vocales, esta podrá ser aplicada con éxito a la Cancelación Activa de Voz (*Active Voice Cancellation* - AVC).

La Telefonía Móvil es un punto de aplicación que utiliza la AVC, su objetivo es cancelar la voz del locutor en el teléfono celular, preservándola al mismo

² Entendiendo por ruido, cualquier sonido molesto que produce una sensación de incomodidad.

³ En la práctica se consiguen reducciones de entre 10 y 20 dB.

tiempo, para el receptor en el otro extremo del teléfono, evitando por tanto, que otras personas puedan escuchar de alguna forma la conversación.

El elemento principal de procesado en esta aplicación y tema central de esta tesis, encargado de modificar determinados parámetros minimizando algún criterio preestablecido, es un **Algoritmo Adaptativo**. Su estudio, resumido en este documento, permitirá establecer un primer contacto con esta técnica, y poder tener una idea de los niveles de atenuación obtenibles en función de la voz a controlar, así como los problemas inherentes a dicha aplicación.

En el Capítulo 1, se presenta la ANC, definiendo brevemente: su evolución histórica, las clasificaciones de los sistemas existentes, lo que es un algoritmo de filtrado adaptativo y las principales diferencias entre la ANC y la AVC.

El Capítulo 2, presenta una revisión de las diferentes versiones de los algoritmos adaptativos clásicos.

El Capítulo 3, presenta los resultados obtenidos en simulación mediante MATLAB/Simulink® de los algoritmos adaptativos presentados en este estudio, comparando las prestaciones, y parámetros a los que cada uno está condicionado.

El Capítulo 4, muestra una breve introducción a la arquitectura, herramientas, técnicas de programación, y pruebas que se emplearon para la implementación del sistema de AVC dentro y fuera del DSP TMS320C6713.

El Capítulo 5, resume los resultados obtenidos en la implementación experimental del sistema de AVC; ayudando a establecer relaciones entre conceptos vistos en la parte teórica y los experimentos que los respaldan.

Finalmente, se presentan las conclusiones alcanzadas y algunas de las posibles líneas futuras de investigación a las que ha dado lugar este trabajo, y que podrán ser extrapoladas para realizar versiones eficientes del sistema de AVC.

Se espera que este documento, pueda servir de guía o inspiración, para así, poder generar un sistema práctico que pueda resolver la AVC...

...“Nada es imposible, las cosas que así llamamos son inventadas por la mediocridad del hombre... las cosas imposibles las hace el hombre”. Anónimo

OBJETIVO GENERAL

Explorar las técnicas de control activo, requeridas para el diseño de un modelo, basado en técnicas de optimización aplicando interferencia destructiva y algoritmos de filtrado adaptativo, para lograr la AVC en ambientes de simulación.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Elegir la mejor alternativa entre los algoritmos de filtrado adaptativo, enumerando los servicios que pueden ofrecer de acuerdo a la aplicación que se ejecutará.

Diseñar una herramienta de simulación, que permita valorar la técnica seleccionada y los requisitos extra que una plataforma de AVC debe proveer.

Evaluar los resultados obtenidos, para varios algoritmos adaptativos en problemas de Cancelación Activa de Voz.

1. GENERALIDADES

1.1 ANTECEDENTES

El primero en intentar aplicar el principio de superposición sobre ondas acústicas con el fin de crear zonas de silencio fue Lord Rayleigh (1877) utilizando dos diapasones como fuentes primaria y secundaria. Pero, la noción inicial de emplear un sistema híbrido, acústico y eléctrico para generar una cancelación de sonido, inicia oficialmente con una patente registrada por Paul Lueg en 1936 (U.S. #2, 043,416), llamada “Proceso para Silenciar Oscilaciones de Sonido”. [33]

Aunque no llegó a desarrollar ningún prototipo en la vida cotidiana, fue el primero en patentar un sistema de ANC en Alemania como en Estados Unidos. Su patente incluía tres conceptos: Supresión del Ruido en conductos, Cancelación por Interferencia puntual, y creación de “Zonas de Silencio”, todas ellas fundamentadas en la siguiente premisa:

...“La velocidad del sonido en el aire es menor a la velocidad de impulsos eléctricos. Es decir, mientras una onda sonora⁴ se mueve de una posición donde es detectada, a una posición donde puede atenuarse, hay un tiempo disponible dentro del circuito para el procesamiento de la señal y para la activación de elementos de control, para un mayor o menor grado de cancelación, dependiendo del rango de frecuencia, tipo de ruido, y magnitud física del sistema”.⁵ [3]

La aplicación práctica de esta idea, no llegó hasta el año 1953, cuando Harry Olson y Everet May desarrollaron un sistema Feedback de reducción local.

⁴ Onda con energía en la banda de audiofrecuencias (20 a 20000 Hz).

⁵ Por esto es llamada Cancelación Activa de Ruido porque implica una “cancelación” de ruido en tiempo real o activamente.

Fue uno de los trabajos pioneros en la combinación de sistemas activos y pasivos⁶ para la reducción del ruido, propuesta a los reposacabezas de los vehículos.

Al mismo tiempo, William Conover y Ringlee (1956) trabajaban en un sistema Feedforward aplicable al ruido producido por grandes transformadores eléctricos, donde la dirección de cancelación se podía variar introduciendo desfases en el circuito sin tener que variar el emplazamiento ni de sensores ni de actuadores. Fue la primera aplicación exitosa a un caso real.

Más tarde, Jessel y Mangiante (1972), dieron un empujón teórico a la ANC llamado por ellos absorción activa, demostrando que el Principio de Huygens⁷ y el de absorción activa eran casos particulares de un mismo principio.

Sin embargo, el verdadero interés surge a partir de la publicación de un artículo de Widrow (1975) sobre principios y aplicaciones de la cancelación adaptativa de ruido, en el que dedujeron las ecuaciones del filtrado adaptativo por mínimos cuadrados. En 1985 Widrow y Stearns establecieron el uso de un sistema de ANC para aplicaciones reales tratando el concepto de "Sistema Adaptativo". [4]

En los 80 se presentan aplicaciones prácticas en conductos. Muy importante fue la contribución de Carne (1988) en el desarrollo de protectores auditivos.

En los años 90 se publican resultados espectaculares en el interior de medios de transporte, ruido periódico en recintos, ruido difractado, y estructural.

El periodo más fructífero para la ANC, tanto en aspectos prácticos como teóricos, se concentra en los últimos diecisiete años. Nelson y Elliott (1992), publican un volumen sobre ANC, en el que asientan los fundamentos acústicos y de control involucrados en los sistemas de ANC.

Aunque el concepto de ANC es simple, su implementación en la aplicación presentada en este documento como Cancelación Activa de Voz (AVC), en

⁶ Los métodos Pasivos, aplican el concepto de pérdida de energía y cambio de impedancia, utilizando materiales absorbentes, aislamientos, etc. para la reducción del ruido. Su eficiencia está determinada por el tamaño, peso y características absorbentes de los materiales utilizados.

⁷ El principio de Huygens es un método de análisis aplicable a los problemas de propagación de ondas mecánicas (por ejemplo, el sonido) en un medio material (sólido, líquido o gaseoso).

sistemas reales de Telefonía Celular Móvil, no está exenta de dificultades. Sólo después de que la ANC se ha extendido a las altas frecuencias en el rango vocal, el sonido de la voz podrá ser controlado activamente con éxito.

Es por esto, que en un Futuro habrá que trabajar para aprovechar este potencial ámbito de estudio, por lo que continúa siendo tema de investigación...

1.2 ESTRUCTURAS DE CANCELACIÓN ACTIVA DE RUIDO

Existen dos aproximaciones de estructuras para la cancelación activa de ruido. La primera, usa un control Ante-alimentado (Feedforward), y la segunda, un control Retro-alimentado (Feedback), interpretados como un sistema de identificación y predicción adaptativo⁸, respectivamente.

1.2.1 Sistemas de ANC Feedback (a Posteriori) Este sistema (Figura 1a) utiliza un transductor para producir el anti-sonido (señal de fase contraria), y un sensor de error que monitorea la señal de ruido. Esta señal es usada directamente para adaptar los coeficientes de un filtro; el cual deberá tener una función de transferencia apropiada⁹.

Esta configuración proporciona una atenuación limitada a un rango de frecuencias y tiende a ser menos eficaz en las frecuencias altas cuando la fase no es fácil de controlar. En ocasiones la retroalimentación en principio negativa, puede llegar a ser positiva dando como resultado una sensibilidad a la fase produciendo un sistema oscilante, debido a que la señal de anti-sonido se modifica directamente por la señal de error.

⁸ Introducción al filtrado adaptativo. Doctorado en Tecnologías de las Comunicaciones (Curso 2003/04). Disponible desde internet en: <<http://www.tsc.uc3m.es/~mlazaro/FiltAdapt/Introduccion.pdf>> [Con acceso el: 17 de Abril de 2009].

⁹ La función de transferencia se calcula en referencia a la función de transferencia del medio acústico donde se realizará el control de ruido, es decir, depende del efecto del parlante y la propagación de la señal sonora en el medio.

1.2.2 Sistemas de ANC Feedforward¹⁰ (a Priori) Para definir la nomenclatura de un sistema de ANC feedforward, se tienen que enumerar los siguientes conceptos:

Caminos primarios: son los caminos acústicos que debe recorrer la señal primaria desde la fuente de ruido hasta cada uno de los sensores de error.

Caminos secundarios: son los caminos acústicos que debe recorrer cada una de las señales secundarias desde que sale de la fuente secundaria, hasta cada uno de los sensores de error.

A diferencia de los caminos primarios, el conocimiento del comportamiento de los caminos secundarios es transcendental para el buen funcionamiento de los algoritmos de ANC; ya que estos “filtros”, alteran las amplitudes de las ondas e introducen un retardo dependiente de la longitud física del camino.

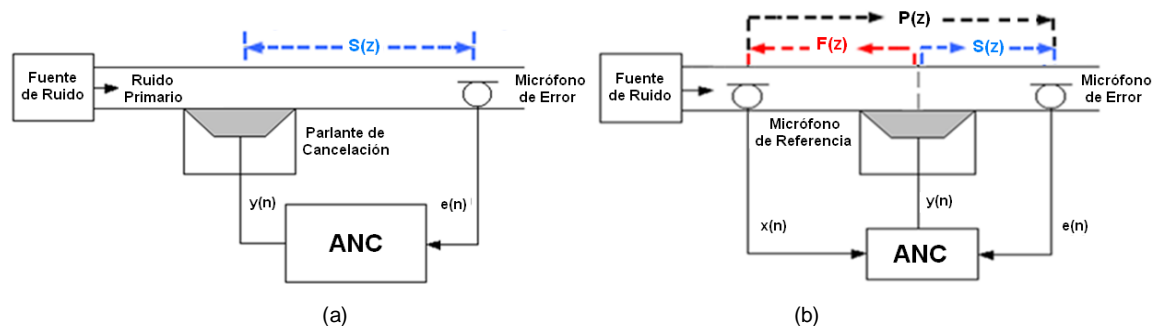


Figura 1. Sistema (a) Feedback y (b) Feedforward de canal sencillo para ANC. [3]

Esta configuración (Figura 1b) utiliza dos micrófonos, donde una señal no deseada es sensada antes de que pase por un parlante usando un micrófono colocado cerca de la fuente de ruido, aportando información con la suficiente antelación para procesarla y generar las señales de salida con tiempo para propagarse hasta la zona en la que se pretende que actúe el sistema de ANC.

¹⁰ A diferencia del Feedback, este sistema presenta mejores resultados cuando es empleado para la cancelación de ruido de banda estrecha (Narrowband) y de banda ancha (Broadband), haciéndolo ideal para señales periódicas o aleatorias.

1.2.3 Sistemas de ANC híbridos Anteriormente, se mencionaron dos estructuras eficientes para la ANC, sin embargo, tienen condiciones donde es posible que exista inestabilidad. Una solución viable, es representada en la Figura 2.

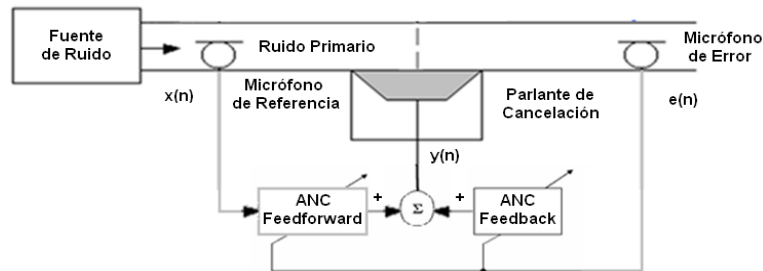


Figura 2. Estructura básica de cancelación activa de ruido en configuración híbrida. [3]

La salida de la primera etapa es sumada a la salida de la segunda etapa; la cual toma la señal de error así como la primera, sin embargo, en esta etapa no solo sirve para adaptar los coeficientes¹¹ del filtro, si no también para predecir la señal de referencia, útil para cancelar señales periódicas.

En este esquema, la etapa “feedforward” se encarga de cancelar las señales correlacionadas con la señal de referencia y la etapa “feedback” se encarga de las componentes de banda angosta¹², además, la retroalimentación acústica puede ser reducida por esta combinación debido a que la etapa de predicción se encarga de cancelar lo que no sea parte de la señal de referencia, que sería la interferencia causada por la fuente secundaria.

CUADRO 1

COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LOS SISTEMAS DE ANC. [5]

	ANC Feedforward	ANC Feedback	ANC Híbrido (FIR, IIR)
Orden del Filtro	Moderado	Alto	Bajo
Capacidad Espectral	Broadband y Narrowband	Narrowband solamente	Broadband y Narrowband

¹¹ Muchas veces se aconseja que se adapten los coeficientes de ambos filtros en conjunto, lo cual genera poco gasto computacional, sin embargo se pierde un poco de cancelación.

¹² En los problemas prácticos de control del ruido, los componentes de banda angosta son los más comunes e intensos.

1.3 ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO (AFA's)

Un diagrama de bloques general de un sistema de ANC se ilustra en la Figura 3, El sistema de cancelación consta de dos entradas, la entrada primaria $d(n)$ (señal deseada), y la entrada de referencia $x(n)$ (ruido). $P(z)$ representa la función de transferencia entre la fuente de ruido y el sensor primario.

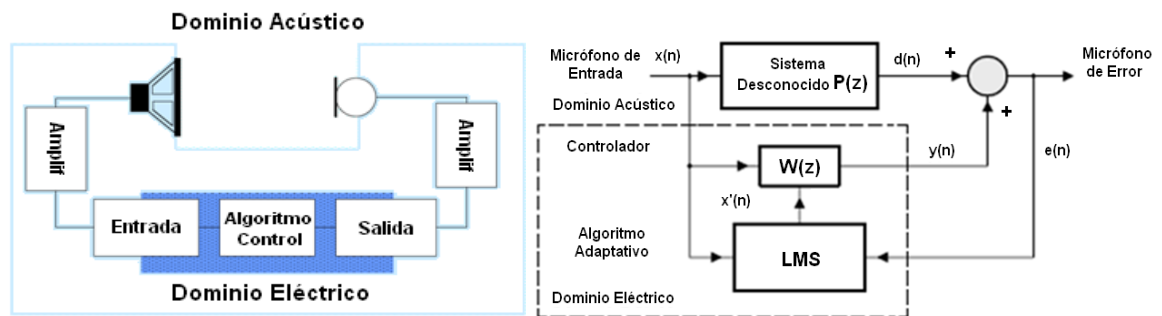


Figura 3. Diagrama de Bloques de un Sistema de ANC.¹³, [3], [34], [35]

El objetivo principal del filtrado adaptativo es adaptar los coeficientes de un filtro, $W(z)$, para que coincida con la respuesta del sistema desconocido, $P(z)$. De manera que la salida del filtro $y(n)$, la cual es una estimación del ruido $x'(n)$, es restada de la señal primaria $d(n)$, produciendo la señal $e(n)$. [3]

El algoritmo general de aprendizaje de un sistema adaptativo podría ser:¹⁴

1. Inicializar de forma aleatoria los coeficientes (taps), $w(n)$.
2. Elegir un valor μ , para ajustar la velocidad de convergencia y evitar posibles inestabilidades
3. Calcular la salida $y(n)$ y el error $e(n)$

¹³ Dependiendo de la aplicación el esquema de la Figura, puede cambiar ([6], [4]).

4. Actualizar los taps con la función de coste elegida. La mayoría de los AFA's minimizan la suma del error cuadrático medio (MSE), es decir:

$$E = \sum_{n=0}^M e^2(n) = \sum_{n=0}^M [d(n) - \sum_{i=0}^{N-1} w(i)x(n-i)]^2 \quad (1.1)$$

Que conduce a la solución de Wiener-Hopf ([4], [6])¹⁵

5. Repetir un determinado número de veces desde 3.

Debido a ciertas limitaciones, y para mantener el inevitable incremento del coste computacional dentro de unos límites aceptables, así como evitar posibles problemas de estabilidad numérica, sólo se suelen considerar algoritmos adaptativos de gradiente estocástico¹⁶, como el algoritmo LMS, y otros estudiados en el siguiente capítulo. [5], [7], [18]

1.4 PRINCIPALES ASPECTOS EN LA SEÑAL DE VOZ

Referente a la **Zona Conversacional** o banda de frecuencia emitida en el momento del habla, esta coincide con la zona hipersensible del campo auditivo de aproximadamente 1 a 2kHz, habitualmente a 40 y 60 dB.¹⁷

Con relación al **Nivel De Potencia Sonora**, a nivel de conversación, este puede ser de 70dB y a nivel de murmullo de 30dB.

¹⁵ Los desarrollos matemáticos se pueden encontrar en la bibliografía mencionada. Si bien, es una solución exacta, su implementación en tiempo real resulta prohibitiva por el elevado costo computacional del cálculo matricial de la misma.

¹⁶ Con el término "estocástico" se pretende distinguirlos del steepest-descent o algoritmo de Máxima Pendiente o del descenso más escarpado, que utiliza un gradiente determinista para el cálculo de los coeficientes del filtro. En este caso, si se conocen las entradas del algoritmo siempre producirá la misma salida. [7]

¹⁷ García Ruiz, J. "Audiometría, pruebas funcionales del órgano auditivo". Tema 06.2^a. Disponible desde internet en: <http://www.otorrinoweb.com/izquierda/temas/06.2audiome/1_audiometria.htm> [Con acceso el: 2 de Abril del 2009]

En cuanto a la **Naturaleza de la Señal Vocal**, las frecuencias bajas de la voz comprendidas entre 125Hz y 300Hz contienen la información tímbrica fundamental de la voz.

La zona donde se concentra casi toda la energía de la voz, y que es propia de las vocales; esta comprendida desde 300Hz hasta 1,5kHz aproximadamente.

En la zona entre 1,5kHz y 4kHz, se concentran las consonantes, y aunque no contenga apenas densidad de energía, es esencial para la inteligibilidad.

Tener en cuenta esta división, intuirá los efectos que se van a tener al atenuar algunas frecuencias dentro de una voz. Por ejemplo, si se atenúa el rango comprendido entre 3kHz y 5kHz se pierde inteligibilidad. Su supresión resta potencia a la voz haciendo que suene delgada y con poca energía.¹⁸

Al mismo tiempo, hay que tener en cuenta la **Directividad de la Voz**, esta es intrínseca¹⁹ al sistema de fonación humano y hace que la potencia radiada sea máxima en la dirección frontal y mínima en la dirección posterior. [36]

1.5 DIFERENCIAS ENTRE LA ANC Y LA AVC

El propósito de la Cancelación Activa de Voz no es reducir el volumen del sonido, ya que las personas no suelen hablar o incluso gritar en niveles de audición peligrosos²⁰. Por esto, el anti-sonido no necesita ser tan fuerte como en un sistema de Cancelación Activa de Ruido.

El ruido utilizando ANC suele ser periódico. El habla, sin embargo, puede considerarse como ruido aleatorio, ya que no hay manera de predecir lo que alguien dirá en un futuro próximo.

¹⁸ Medina, J.A. "La Mezcla: Ecuando". Artículos técnicos, Hispasonic. 2008. Disponible en internet desde:

<<http://www.hispasonic.com/revista/mezcla-ecuando>> [Con acceso el: 2 de Abril de 2009]

¹⁹ Característico o esencial.

²⁰ El nivel de presión sonora que produce la transición de molestia a un dolor de oído, normalmente está cerca de 120 dB.

Los sistemas de ANC por lo general cancelan ruido, con componentes de frecuencia alrededor de 500Hz. Sin embargo, la gama de frecuencias del habla, es más amplia, y se extiende a unos 5000Hz, así como el ruido aleatorio en la ANC.

Para rangos vocales, las longitudes de onda son menores que las correspondientes longitudes de onda de baja frecuencia, y el espacio en el que se produce la cancelación se vuelve demasiado pequeño.

En la ANC, los actuadores y sensores se colocan en los lugares establecidos en relación con los lugares de origen de la perturbación. En la AVC, sin embargo, la disposición espacial de actuadores y sensores debe compensar la movilidad de las personas, al moverse entre diferentes entornos.

En la AVC por lo general, la perturbación no puede medirse antes de que llegue a la región deseada para una buena atenuación. La adaptación de filtros, debe basarse únicamente en la señal de retroalimentación. Lamentablemente, la información de control tiende a ser menos estable y eficaz en las frecuencias altas, necesarias para la transmisión y atenuación de la voz.

Al igual que en la ANC, la AVC puede crear interferencias constructivas²¹ y ampliar la perturbación en determinados lugares del campo de sonido, y, posiblemente, ampliar la conversación que se pensaba iba a ser atenuada. [2]

²¹ Si la diferencia de caminos es igual a un número entero de longitudes de onda, la interferencia es de reforzamiento. Estos puntos alcanzan un estado estacionario y la curva que los une es una hipérbola.

2. ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO

2.1 ALGORITMO LMS (LEAST MEAN SQUARE)

Lo que se hace con este algoritmo, es calcular el sentido de la máxima variación de la función de error y posteriormente, moverse por la superficie de error en el sentido negativo del gradiente apuntando hacia un mínimo local (Figura 4). [22]

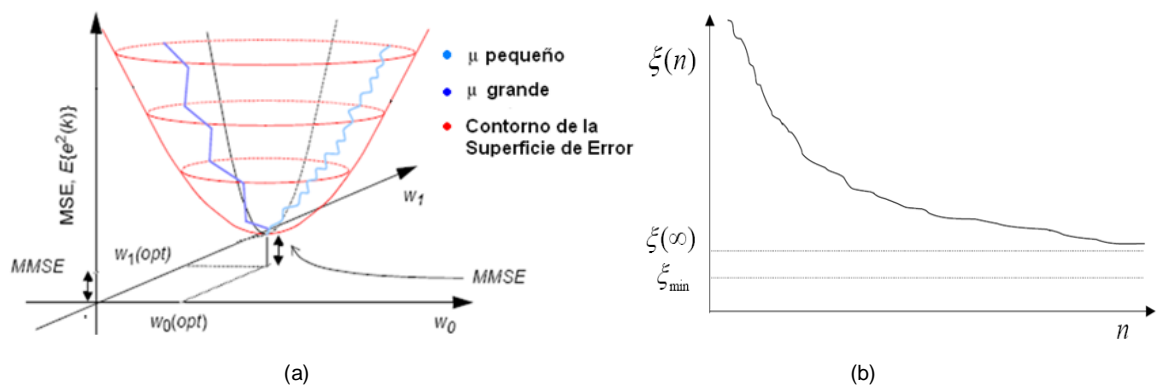


Figura 4. (a) Superficie Mean Square Error (MSE) y (b) Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo. [18], [16]

La variación de los coeficientes en este algoritmo depende de su gradiente, además, de un factor “infinitesimal”, que hará que la variación sea pequeña (poco ruidosa) (Figura 4), sin el riesgo de que en una variación se pase del mínimo valor óptimo en la solución de Wiener-Hopf ([4], [6]), [8], [22]

El LMS, puede ser una solución sencilla cuando se trabaja con señales que cambian lentamente con el tiempo, especialmente, aplicaciones de procesamiento de señales en las que la carga computacional es relativamente baja.

Este algoritmo exhibe desajuste en estado estable y su velocidad de convergencia [8] **disminuye gradualmente** para señales correlacionadas, como la voz. [37]

A pesar de su gran popularidad la experimentación ha permitido comprobar que este algoritmo cancela peor y con mayor número de parámetros que los que se explican en los siguientes apartados.

Las ecuaciones del algoritmo LMS se resumen en:

$$y(n) = \sum_{l=0}^{N-1} w_l(n)x(n-l) \quad (2.1)$$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.2)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}_l(n) + \mu \mathbf{x}(n-l)\mathbf{e}(n) \quad l = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.3)$$

Donde N es la longitud del filtro y μ es una constante que determina la velocidad de convergencia.²², (Figura 3), [5]

Ya que, no se pueden establecer una serie de reglas que dictaminen el número de coeficientes que se deba utilizar, (debido a numerosos factores a tener en cuenta), se pueden establecer una serie de recomendaciones con base en:

Si la señal de referencia es una señal con un ancho de banda considerable (> 500Hz) se suele utilizar de 4 a 20 coeficientes por pico de resonancia.

En cuanto a μ , debe cumplir la siguiente condición (limitación de estabilidad)

$$0 < \mu < \frac{2}{A_{m\acute{a}x.}} \quad (2.4)$$

$A_{m\acute{a}x.}$, es el mayor auto-valor de la matriz auto-correlación²³ de $x(n)$ [10].

La limitación de estabilidad en μ dada en la (Ec. 2.4) no es práctica, por que computacionalmente el cálculo de $A_{m\acute{a}x.}$, es muy difícil cuando N es muy grande. El valor de μ debe ser calculado sobre la base de una serie de criterios tales como la

²² Los desarrollos matemáticos se pueden encontrar en la bibliografía mencionada.

²³ Esta resulta de gran utilidad para encontrar patrones repetitivos dentro de una señal, por ejemplo, identificar la frecuencia fundamental de una señal que no contiene dicha componente, pero aparecen numerosas frecuencias armónicas de esta.

tasa de muestreo, efectos del medio ambiente que tendrá en $d(n)$, tipo de señal de referencia; ya que en una señal periódica, el valor de la constante de adaptación debe ser menor que cuando la señal es de naturaleza aleatoria, etc.

2.1.1 Complejidad computacional La complejidad de un algoritmo adaptativo para el funcionamiento en tiempo real está determinada por dos factores principales [38]: (1) El número de multiplicaciones (o divisiones) por iteración, y (2) la precisión necesaria para realizar las operaciones aritméticas.

En cada iteración, el algoritmo LMS requiere $2N + 1$ multiplicaciones y sumas reales por iteración [7], [11]. Es decir, la carga computacional es de $O(N)$.²⁴

Por tanto, el tiempo de resolución de cada muestra será bastante menor en un filtro más pequeño. La desventaja radica en que la información del sistema es menor, y por tanto las soluciones no serán tan reales como en un filtro mayor.

Aunque el algoritmo tarde un poco más en converger con los filtros grandes, a veces no es necesario un tiempo tan corto, y más una precisión exacta. [7], [12].

2.2 ALGORITMO LMS SIGNADO (SIGNED LMS)

Simplificaciones del algoritmo LMS se pueden encontrar en los algoritmos signados.

En el **algoritmo LMS Signed-Error (Signo del Error)**, se altera la magnitud de la corrección en la actualización del vector de coeficientes, mientras se mantiene la dirección (gradiente estimado); equivalente al algoritmo LMS con un tamaño de paso inversamente proporcional a la magnitud del error. [5]

Otra variante de los algoritmos signados, es el **algoritmo LMS Signed-Data (Signo de los Datos)**, este algoritmo altera la dirección del vector actualizado. Por este motivo, es menos robusto que el anterior. De hecho, en

²⁴ Donde $O(\cdot)$ denota "orden de" o número de operaciones aritméticas.

algunos casos, los coeficientes divergen con este algoritmo mientras alcanzan la convergencia con el algoritmo LMS. [5]

Otra variante, es el **algoritmo LMS Sign-Sign (Signo Del Signo)**, el cual, suele introducir un término de pérdidas para garantizar la estabilidad. Generalmente, este algoritmo converge más lentamente que el algoritmo LMS y tiene un exceso MSE²⁵ mayor, pero su simplicidad lo ha hecho muy popular. [5]

2.3 ALGORITMO NLMS (NORMALIZED LMS)

El algoritmo NLMS [6], tiene por objetivo independizar la convergencia de la potencia de la señal de entrada, por ello, es más robusto que el algoritmo LMS.²⁶

El algoritmo NLMS emplea el método de máxima pendiente, la estimación del gradiente es muy ruidosa, y el paso de adaptación presenta un compromiso entre la convergencia y la precisión.

El NLMS es el algoritmo más conveniente cuando se desconoce “a priori” cual es la constante de adaptación adecuada para conseguir un funcionamiento óptimo del sistema, ya que tiene en cuenta la potencia de la señal de referencia, asegurando la convergencia del algoritmo.

El algoritmo NLMS, por lo general, converge mucho más rápido que el LMS con un número de operaciones extra muy pequeño; sin embargo, ha demostrado ser inestable en su forma regular cuando el tamaño de paso tiende a acercarse al límite superior del tamaño de paso admisible sobre todo en etapas iniciales. [39]

Las ecuaciones que expresan el algoritmo NLMS [5], se resumen en:

²⁵ El llamado exceso de error cuadrático medio o exceso MSE es la diferencia entre el valor esperado de la función de coste menos su valor mínimo: $\xi_{exceso} = E[\xi(n)] - \xi_{min}$, (Figura 2.1b).

²⁶ “Filtrado Adaptativo”. Disponible en internet desde:

<<http://physionet.cps.unizar.es/~eduardo/docencia/tds/librohtml/adapt1.htm#metodos>> [Con acceso el: 1 de Abril de 2009].

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(n)\mathbf{x}(n)\mathbf{e}(n) \quad (2.5)$$

$$\mu(n) < \frac{\alpha}{N\hat{P}_x(n)}, \quad 0 < \alpha < 2 \quad (2.6)$$

Donde $\hat{P}_x(n)$ es un estimado de la potencia de $x(n)$, y α es el tamaño del paso normalizado.

Comúnmente son usados dos métodos para estimar la potencia de una señal. El primero de ellos, usa una técnica de movimiento de una ventana rectangular y el segundo método, usa una ventana exponencial (o filtro IIR de primer orden). En general, para ambos métodos, un estimado suave de la potencia ocurre cuando la longitud (efectiva) de la ventana J es mayor, pero entonces, el filtro no podrá responder a repentinos cambios de potencia. [5], [40], [41]

Como se observa en la (Ec. 2.5), se procura realizar un autoajuste de $x(n)$ que aminore las variaciones amplias de la señal, en este caso, el error decae con mayor pendiente comparado con el algoritmo LMS clásico, (Figura 5). [10]

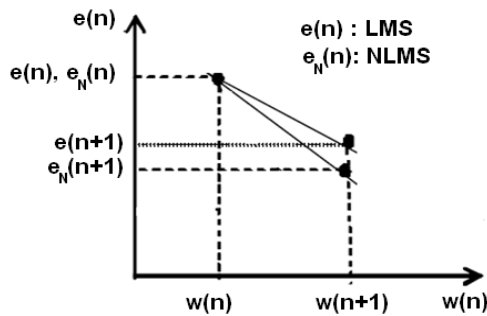
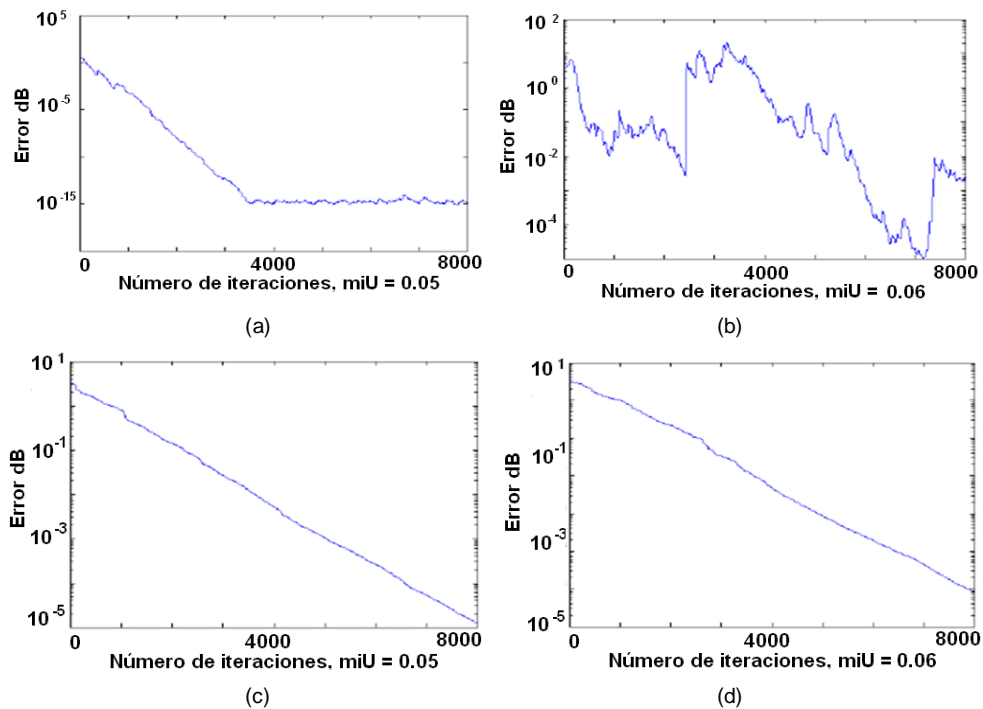


Figura 5. Modificación a la curva de respuesta del error. [10]

El algoritmo NLMS muestra una disminución constante del error residual. Al ajustar el tamaño de paso a un valor bajo, el sistema poco a poco comienza a reducir al mínimo la diferencia entre $P(z)$ y $H(z)$ (Gráfica 1).



Gráfica 1. Error entre el filtro adaptativo y el filtro real para el algoritmo (a, b) LMS y el algoritmo (c, d) NLMS. [13]

Como se puede observar en la Gráfica 1, en el algoritmo NLMS, el sistema tiene un pequeño error, pero la convergencia aún no se ha alcanzado. Por tanto, la adaptación debe estar más influenciada por la actualización de los coeficientes del filtro, (tamaño de paso aumentado). [13]

2.3.1 Complejidad computacional Intuitivamente, en el algoritmo NLMS, el número de operaciones aumenta con respecto al LMS, al calcular la potencia de la señal de entrada. [7] No obstante, la complejidad del algoritmo NLMS es relativamente baja ($O(2N)$). En cada iteración, la actualización de un coeficiente requiere $2N + 4$ multiplicaciones reales, y $2N + 3$ sumas reales [11].

2.4 ALGORITMO BLMS (BLOCK LMS)

La ANC banda ancha frecuentemente envuelve longitudes de filtro adaptativo con cientos de coeficientes. La carga computacional asociada con estos filtros de adaptación se opone a su uso para muchas aplicaciones de bajo

costo. Estos filtros de adaptación pueden tender a frenar la convergencia, especialmente si la señal tiene un amplio rango dinámico del espectro. [14]

Una forma de solventar el problema en señales no estacionarias, consiste en operar el proceso en bloques (sub-bandas [5], [42], [43], [44], [45], [46]), sobre intervalos en los cuales el proceso pueda ser considerado aproximadamente estacionario²⁷. Esta técnica presenta limitaciones en su efectividad para procesos con gran velocidad de variación, ya que el intervalo de análisis sobre el que se puede considerar la señal estacionaria será demasiado pequeño para incorporar fácilmente cambios y conseguir una resolución apropiada. [7]

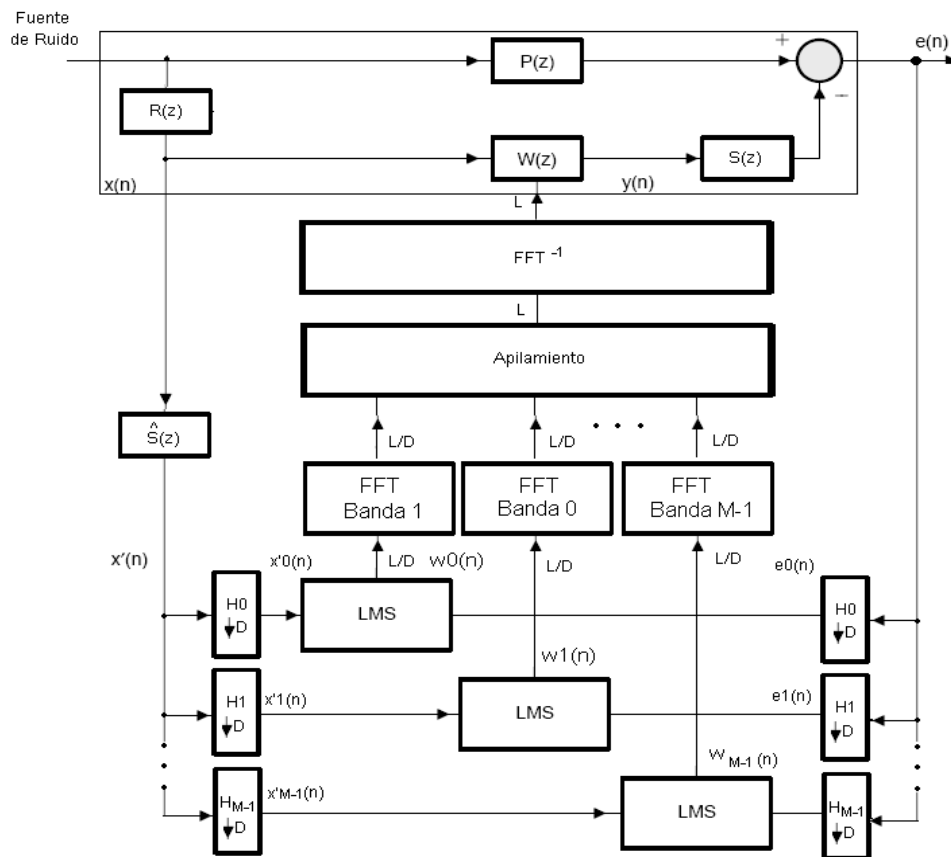


Figura 6. Sistema de ANC sub-banda Delayless. [5]

²⁷ Una señal cuya densidad espectral de potencia se mantiene constante a lo largo del tiempo.

Desafortunadamente, los filtros pasa-banda usados, podrían introducir un retardo substancial en el camino secundario. Este retardo impone una limitación fundamental en el rendimiento para aplicaciones de ANC banda ancha. Una modificación de la técnica sub-banda que elimina el retardo en el camino secundario ha sido desarrollada en [15], [14], [47].

La idea básica mostrada en la Figura 6, es que los coeficientes adaptativos son calculados en cada sub-banda, pero entonces son transformados de manera colectiva en un conjunto equivalente de coeficientes de filtro banda ancha. De esta manera, se evita el retardo en el camino de la señal mientras se mantiene la velocidad computacional y convergencia, ventajas del procesamiento sub-banda, [5] y un beneficio adicional a través de una reducción significativa de los efectos de aliasing. [14]

En este algoritmo, la señal de entrada es procesada en M bandas idénticas a través de filtros de análisis (idealmente pasa-bandas) y luego cada sub-banda es sub-muestreada por un factor L ($L < M$ para evitar solapamientos, al recomponer). En el extremo lejano (parlante), se aplica el mismo proceso que a la señal de entrada y luego se pasa cada sub-banda a través de un filtro adaptativo tipo LMS. Las sub-bandas correspondientes de señal y extremo lejano son combinadas obteniendo M bandas, que luego son sobre-muestreadas por L (vuelven a la frecuencia original) y filtradas en una etapa de síntesis. Finalmente, la suma de las señales resultantes en cada banda, es la señal con el ruido cancelado.

La función de costo es el promedio de presión sonora de los micrófonos, aunque la presión en los micrófonos tenga cambios muy rápidamente, el promedio es mucho más lento y permite que el sistema pueda converger a un óptimo.

2.4.1 Complejidad computacional Por conveniencia, la complejidad computacional se basa únicamente en el número de multiplicaciones por muestra de entrada [15].

Ahora, se actualizan los datos cada M muestras y no cada una como ocurría en anteriores algoritmos, por tanto, se obtendrán M salidas y M errores. [7], [14]

2.5 ALGORITMO RLS (RECURSIVE LEAST SQUARE)

Un algoritmo rápido, como el RLS, tiene como propósito explotar la estructura de la matriz de auto-correlación de los datos para reducir el número de operaciones a $O(N)$.

La deducción de los algoritmos rápidos RLS, esta basa en el lema de inversión matricial a fin de proveer rápida convergencia, mayor calidad en la perturbación y el ruido de cancelación (pequeño error en estado de reposo), [48] que con el algoritmo LMS, pero presentan inestabilidad y su implementación en lenguaje ensamblador necesita muchas operaciones.

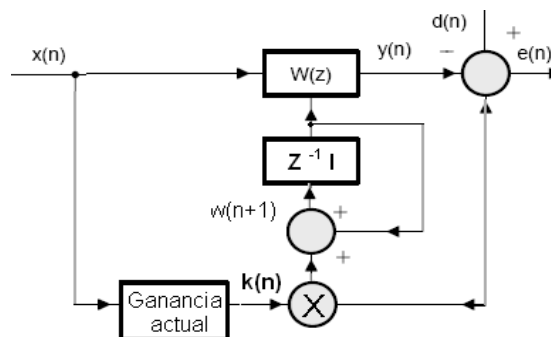
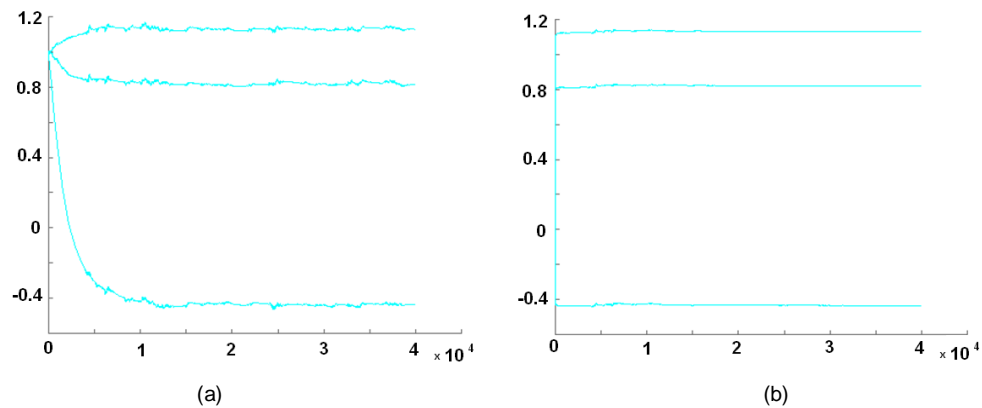


Figura 7. Diagrama de bloques del algoritmo RLS. [5]

A continuación, se puede ver un ejemplo de la superior capacidad del algoritmo RLS y el comportamiento de los coeficientes de un filtro comparado con el algoritmo LMS. (Gráfica 2)



Gráfica 2. Convergencia de los coeficientes del algoritmo (a) LMS y (b) RLS, en una señal de voz. [13]

Como se puede observar en la Gráfica 2, los valores siguen "oscilando" en torno a los niveles apropiados. Esto se debe a la instantánea aproximación del gradiente. Para el algoritmo RLS, el comportamiento de los coeficientes del filtro es mucho más estable y se adhieren mucho más cerca de los valores correctos contra el algoritmo LMS.

En aplicaciones de cancelación activa de ruido donde los cambios en las características de la señal podrían ser rápidos, la mejor opción sería acudir al algoritmo RLS. Este tipo de algoritmo puede modelar rápidamente la respuesta del sistema sin necesidad de realimentación [1], desafortunadamente este posee un alto requerimiento de cálculo, [49] y además, tiene problemas de estabilidad numéricos cuando se implementa en hardware DSP de coma fija. [6], [50]

El tiempo n , podría incrementar en un valor muy grande el tiempo real de procesamiento haciendo del cálculo de la matriz de auto-correlación $\mathbf{R}(n)$ y del vector de correlación cruzada (o matriz inversa) $\mathbf{v}(n)$ algo muy difícil.

$$\mathbf{R}(n)\mathbf{w}^o(n) = \mathbf{v}(n) \quad (2.7)$$

Este problema puede ser resuelto calculando los valores $\mathbf{R}(n - 1)$ y $\mathbf{v}(n - 1)$, incorporando el vector de referencia $\mathbf{x}(n)$ y la señal primaria $d(n)$. De esta manera, la matriz $\mathbf{R}(n)$ puede ser expresada recursivamente como:

$$\mathbf{R}(n) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{R}(n - 1) + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (2.8)$$

Similarmente el vector de correlación cruzada $\mathbf{v}(n)$

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}(n - 1) + d(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.9)$$

El factor de ponderación exponencial de memoria correspondiente a \mathbf{A} en la Ecuación 2.8 y 2.9, especifica con qué rapidez el filtro "olvida" la información. Se configura en el intervalo $[0,1]$. $\mathbf{A} = 1$ especifica una memoria infinita y al ser menor que uno da más peso a las muestras más recientes que a las más antiguas.

La memoria infinita del algoritmo RLS promedia el valor de cada coeficiente, esto tiene una mejor aproximación de estado estacionario de los coeficientes y mejora significativamente el rendimiento final de eliminación de ruido.

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.10)$$

$e(n)$ es el error a priori, o "innovación", que resulta de usar los coeficientes adaptativos previos $\mathbf{w}(n - 1)$. En la práctica, es necesaria esta cantidad porque el peso actualizado no está disponible hasta la llegada de la próxima muestra.

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{k}(n)e(n) \quad (2.11)$$

$$\mathbf{K}_N(n) \equiv \mathbf{R}_N^{-1}(n)\mathbf{x}_N(n) \quad (2.12)$$

El vector $\mathbf{K}_N(n)$ conocido como Ganancia de Kalman se puede generar recursivamente sin necesidad de estar invirtiendo la matriz $\mathbf{R}_N^{-1}(n)$.^{28, 29}, [5], [6].

2.5.1 Complejidad computacional En este algoritmo, por cada muestra se hace una actualización de los coeficientes en el tiempo n tomando en cuenta las N entradas anteriores [6].

El algoritmo RLS tiene un coste computacional cuadrático con respecto al número de parámetros a optimizar, $O(N^2)$, donde la carga computacional principal viene de calcular la matriz inversa de $\mathbf{R}(n)$ [5].

La complejidad del algoritmo es de $2N^2 + 4N$ multiplicaciones y $1,5N^2 + 2,5N$ sumas [11].

La literatura reporta que la convergencia del algoritmo es del orden $2N$, explotando ciertas propiedades del vector de referencia [5], [17], cuando la media de los cuadrados del error de convergencia es pequeña comparado con $d(n)$.

2.6 ALGORITMO F-xLMS (FILTERED-x LMS)

La trayectoria secundaria es el principal problema de los sistemas de ANC. Para garantizar la convergencia del algoritmo adaptativo, la entrada al error debe ser filtrada por una estimación del camino secundario $S(z)$ (Figura 8), [5], [51]; equivalente a la suma de las funciones de transferencia de los componentes con características desconocidas, como la transmisión por cable, filtro anti-aliasing³⁰, DAC, actuador, etc., [13] es decir, el proceso de transformación de la señal eléctrica a acústica, y viceversa.

²⁸ Los desarrollos matemáticos de estas ecuaciones se pueden encontrar en la bibliografía mencionada.

²⁹ DSP Blockset. For Use with Simulink®. User's Guide, Version 5.

³⁰ Útil cuando se desea representar una señal de alta resolución en un sustrato de más baja resolución, limitando así el ancho de banda en la señal.

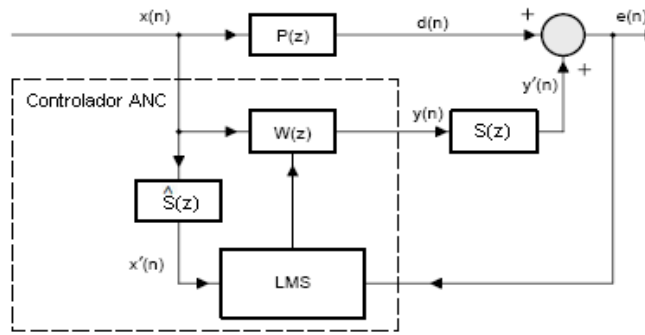


Figura 8. Sistema de ANC feedforward usando el algoritmo F-xLMS. [5]

Las ecuaciones del algoritmo F-xLMS se resumen en:

$$e(n) = d(n) - s(n) * [w^T(n)x(n)] \quad (2.13)$$

$$\mu_{max} = \frac{1}{P_{x'}(N + \Delta)} \quad (2.14)$$

Donde, $s(n)$ es la respuesta al impulso de $S(z)$ en el tiempo n , $*$ denota convolución lineal y $P_{x'} = E[x'^2(n)]$ es el valor cuadrático medio, o potencia de la señal de referencia $x'(n)$, y Δ es el numero de muestras correspondientes al retardo general en el camino secundario.³¹, [5]

Para señales de entrada banda ancha, $w(n)$ debe representar la respuesta al impulso de la función de transferencia $P(z)/S(z)$, mientras que para señales banda estrecha, $w(n)$ debe cubrir una fracción del periodo de la señal de entrada, permitiendo obtener suficiente resolución del modelo de respuesta requerida. [52]

El mayor tema es asegurar la estabilidad y convergencia del algoritmo manteniendo pequeña la distancia entre el sensor de error y la fuente secundaria, reduciendo el retardo en los componentes eléctricos. [5] Durante este proceso, la señal se degrada y atrasa por eso es importante hacer una estimación de este efecto para minimizarlo y que la cancelación sea efectiva y de gran desempeño.

³¹ Los desarrollos matemáticos de estas ecuaciones se pueden encontrar en la bibliografía mencionada.

Sin embargo, en este tipo de configuración existe un problema cuando se encuentran muy cercanos el micrófono de referencia y el altavoz de cancelación, se presenta el problema de retroalimentación acústica, que consiste en la contaminación de la señal de referencia con la señal de cancelación, causando el deterioro del funcionamiento del sistema.

Para la **Estimación de la Trayectoria Secundaria** es necesario emplear un filtro adaptativo $\hat{S}(z)$ conectado en paralelo con la trayectoria secundaria $S(z)$, y considerar si esta varía o no con el tiempo. [23]

En la Figura 9a se muestra un sistema de ANC que emplea el algoritmo F-xLMS en conjunto con un sistema de **Estimación on-line o "en línea"**. Este sistema tiene distintas complicaciones ya que la misma señal de error es ocupada por ambos algoritmos de adaptación, pudiendo originar degradación del sistema debido a que la estimación de la trayectoria secundaria no es la ideal.

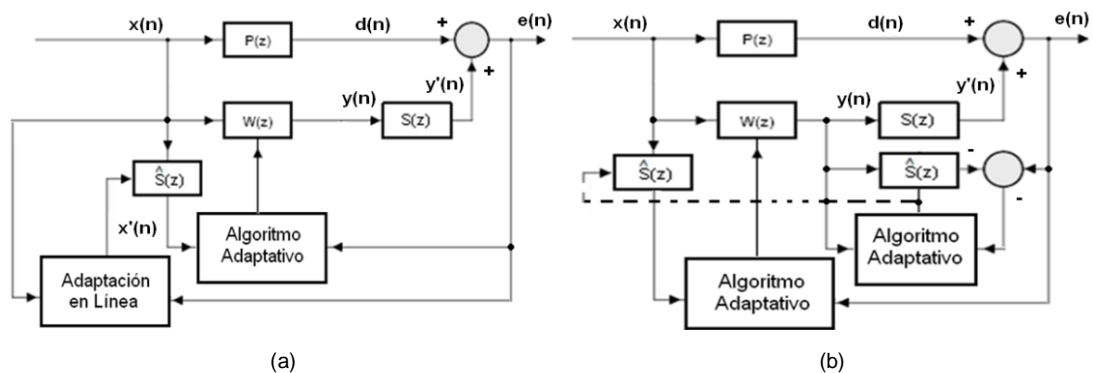


Figura 9. Sistema de ANC con estimación de la trayectoria secundaria en línea de $S(z)$ (a) genérico y (b) propuesto por Widrow & Stearns (Método Directo).

Existen variaciones de este tipo de sistemas donde la señal de referencia del filtro de estimación es tomada de la salida de $W(z)$, además de que este filtro

se encuentra en paralelo con la trayectoria secundaria y una copia de este filtro se encuentra en la toma de la señal de referencia del filtro adaptativo, (Figura 9b).³²

Por otra parte, la **Estimación off-line o “Fuera de Línea”**, llamada así por que la estimación no sucede al mismo tiempo que la operación del sistema de cancelación, asume que las características de la trayectoria secundaria $S(z)$ son invariantes en el tiempo (o varían muy poco) pero desconocidas, y se pueden estimar durante un estado inicial de entrenamiento. Al final, los valores estimados son fijados y usados para la operación del sistema.

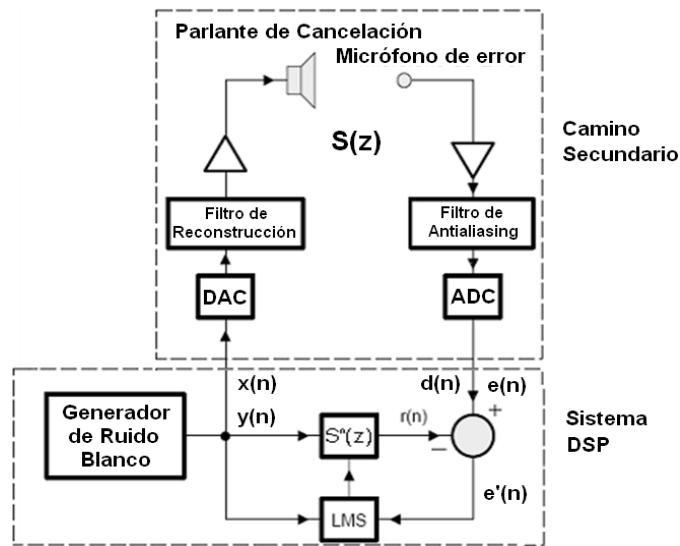


Figura 10. Esquema del Algoritmo para el Cálculo del camino acústico secundario “fuera de línea”. [5]

El ruido blanco³³ no correlacionado con la fuente primaria es generado internamente por el sistema (Figura 10) de control. Este generador es usado como entrada a la trayectoria secundaria, y la salida del sistema es tomada por el micrófono de referencia, al comparar la salida del filtro adaptativo y la señal

³² Una discusión extendida del desempeño de las técnicas utilizadas para la estimación online de la trayectoria secundaria (Ericksson, Bao, Kuo, Zhang, etc.) esta expuesta en [23], [24].

³³ El ruido blanco puede ser usado como señal de entrenamiento de manera muy efectiva en la identificación de sistemas, ya que tiene una densidad espectral constante en todas las frecuencias. [5]

tomada por el micrófono de error. Una vez que el error converge, los coeficientes del filtro son almacenados y usados en el funcionamiento del sistema. [23]

2.6.1 Complejidad computacional En cada iteración, la actualización de un coeficiente requiere $2N + Q + 2$ multiplicaciones reales y $2N + Q + 2$ sumas reales por iteración. [11] Q es la longitud de la respuesta al impulso del camino secundario estimado. [23]

3. ANÁLISIS DE LOS ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO EN LA CANCELACIÓN ACTIVA DE VOZ

3.1 METODOLOGÍA DE ESTUDIO

- Ejecución y prueba de los algoritmos en MATLAB/Simulink®.
- Comparación de desempeño y rendimiento, de los algoritmos seleccionados.
- Implementación del algoritmo seleccionado y sistema adaptativo en tiempo real sobre una plataforma DSP.

3.2 CRITERIOS DE EVALUACIÓN

Para medir las prestaciones de un algoritmo adaptativo se debe tener en cuenta dos tipos de parámetros: los de tipo teórico y los dependientes de la implementación real de la solución en una arquitectura hardware concreta. [16]

Dentro de los parámetros teóricos se tiene:

Robustez, Evaluar la capacidad del algoritmo de operar con datos estadísticamente mal condicionados. Esta falta de adecuación en los datos podría retardar o imposibilitar la convergencia.

Velocidad de convergencia, Número de iteraciones requeridas por el algoritmo, en respuesta a una entrada estacionaria, para converger a la solución óptima (Wiener). Para medir la tasa de convergencia y la constante de tiempo³⁴ asociada, será de utilidad la curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo.

³⁴ Se entenderá por constante de tiempo, el tiempo necesario para que el MSE decaiga hasta un factor de ~ 37% de su valor inicial.

Desajuste, Diferencia entre la solución de Wiener y la obtenida con el algoritmo adaptativo. El desajuste G es el cociente entre el exceso MSE y el valor mínimo del error:

$$G = \frac{\xi_{exceso}}{\xi_{min}} \quad (3.1)$$

Generalmente, el producto de la constante de tiempo (τ) y el desajuste es fijo para un algoritmo adaptativo³⁵, de modo que para minimizar el error residual se tiene que buscar una convergencia más lenta controlada por un factor μ menor.

Seguimiento, Capacidad que debe tener un algoritmo para rastrear las variaciones del sistema; congruente con el tiempo que tarda en llegar al valor residual del error, el valor final de este error y estabilidad.

En cuanto a los factores dependientes de la implementación, únicamente se enumera algunos de los aspectos tenidos en cuenta:

Carga y Complejidad computacional, Implementación en tiempo real, flexibilidad de programación y número de operaciones (sumas y, especialmente productos) requeridas para hacer una iteración completa del algoritmo.³⁶

Eficiencia de la arquitectura, Cantidad de memoria que el algoritmo precisa, y que requiere la implementación de la solución.

Los **Factores Físicos** que limitan el rendimiento de los sistemas de AVC, incluida la adecuación espacial del ruido y el anti-sonido, coherencia, causalidad,

³⁵ Las variantes propuestas sobre la base del algoritmo adaptativo básico deben buscar la minimización del producto $\tau \times G$.

³⁶ La complejidad es inversamente proporcional a la velocidad de convergencia.

etc., [5] que se deberían satisfacer simultáneamente, no serán considerados rigurosamente, dentro de este estudio.

En el Cuadro 2, se hace un resumen de los algoritmos presentados en el presente documento, comparando las exigencias de memoria (***Eficiencia de la arquitectura***), cantidad de operaciones teóricas por iteración que efectúa cada algoritmo (***Complejidad computacional***) y su ***Velocidad de convergencia***.

CUADRO 2
COMPARACIÓN DE ALGUNOS FACTORES DE DESEMPEÑO DE LOS ALGORITMOS ADAPTATIVOS MÁS UTILIZADOS. [11], [53]

	Factores dependientes de la implementación			Velocidad de Convergencia
	Eficiencia de la arquitectura	Complejidad computacional		
Algoritmo	Memoria	Productos	Sumas	
LMS estándar	$2N$	$2N + 1$	$2N + 1$	“Lenta”
NLMS	$2N$	$2N + 4$	$2N + 3$	Lenta
LMS Sign - Error	$2N$	N	$2N + 1$	Lenta
LMS Sign - Data	$2N$	N	$2N + 1$	Lenta
LMS Sign - Sign	$2N$	N	$2N + 1$	Lenta
BLMS rápido	$14N$	$10\log_2 N + 26$	-	Rápida
F-xLMS	$2N + M$	$2N + Q + 2$	$2N + Q + 2$	Rápida
RLS	$N^2 + 2N$	$2N^2 + 4N$	$1.5N^2 + 2.5N$	Muy rápida

N es la longitud del filtro adaptativo, *Q* es la longitud de la respuesta al impulso estimada del camino secundario.

Como se indica en el Cuadro 2, el algoritmo LMS es el que realiza menos operaciones por iteración y precisa de menos cantidad de memoria; sin embargo, tiene el inconveniente de que su velocidad de convergencia es relativamente “lenta” comparada con el algoritmo RLS. Por otro lado, el algoritmo RLS tiene una velocidad de convergencia muy rápida, pero realiza mayor cantidad de operaciones, y requiere de mucha más memoria: $O(N^2)$, que el LMS estándar: $O(N)$. Este inconveniente hace que su implementación en aplicaciones en tiempo real sea más compleja comparada con el algoritmo LMS.

De la misma forma, la complejidad computacional del algoritmo F-xLMS, excede en una diferencia muy mínima ($Q + 1$ productos y sumas) al algoritmo LMS estándar, no obstante, tiene la ventaja de que sus requerimientos de memoria son $O(2N)$ y su velocidad de convergencia es rápida. Esto se traduce también en una mayor capacidad de seguimiento y, por tanto, de cancelación, haciéndolo un algoritmo bastante sencillo, eficaz y robusto de implementar en control activo por su beneficio evidente, en entornos altamente no estacionarios. Sin embargo, esta convergencia es a menudo demasiado lenta, además de tener una gran dependencia de la señal de referencia.

3.3 SIMULACIÓN Y RESULTADOS OBTENIDOS EN MATLAB/SIMULINK®

MATLAB® es un lenguaje de programación de altas prestaciones que integra y ofrece una amplia variedad de funciones agrupadas en *toolboxes* que facilitan el trabajo en cualquier campo científico. Asimismo, debido a su enorme difusión en el ámbito universitario, se pueden encontrar aplicaciones desarrolladas en este entorno de trabajo que se pueden adaptar según las necesidades.



Figura 11. Pantalla Principal de la Interfaz Gráfica de Usuario implementada en MATLAB® para el sistema de Cancelación Activa de Voz.

Empleando la biblioteca Signal Processing Blockset de MATLAB/Simulink®, se ha modificado el entorno acústico y de trabajo de un sistema de ANC ajustándolo al registro del habla por medio de un micrófono, convirtiendo esta señal en la perturbación para el sistema de AVC.³⁷ (Figura 12)

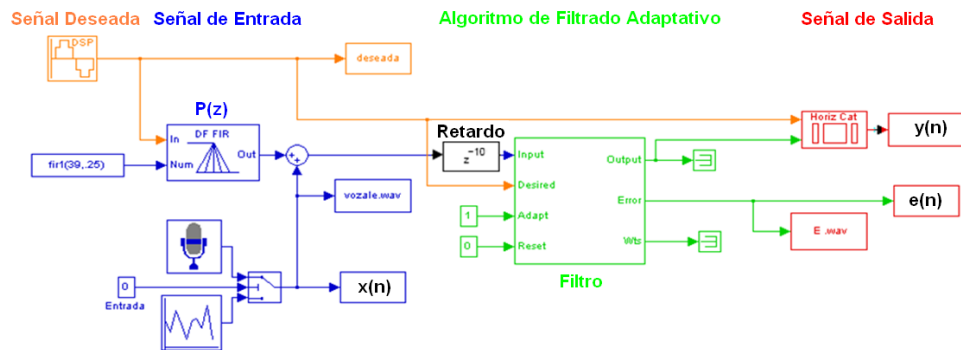


Figura 12. Diagrama general en Simulink® del sistema de AVC. ([2], [18])

Para medir y comparar las prestaciones de los algoritmos adaptativos dentro de los parámetros teóricos, se analizaron unas cuantas señales de entrada (principalmente, Música y Voz)³⁸, suficientes para saber si el sistema de cancelación funciona correctamente.

Lo que se hace es encontrar el valor μ con el que se consigue la mayor reducción del error (**Desajuste**) en el menor tiempo posible (**Velocidad de convergencia**), sin divergir (**Robustez, Seguimiento**), teniendo en cuenta:

- Empezar por un valor muy pequeño de μ (por ejemplo, 0,0001), e ir aumentando poco a poco este valor,³⁹
- La potencia de la señal de entrada,

³⁷ Y que luego se reproduce como sonido filtrado, y que es atenuado, después de que la simulación ha finalizado.

³⁸ Se consideraron este tipo de señales, por que son fáciles de encontrar como entrada en sistemas de AVC.

³⁹ Hay que tener en cuenta que cada señal da lugar a una matriz de auto-correlación, \mathbf{R} , con diferentes auto-valores. Estos auto-valores son los que determinan los valores óptimos de μ . Además, este valor de μ varía según el tipo de señal y del algoritmo que se este aplicando.

- Las características de la señal de error como la media⁴⁰ y la varianza⁴¹, que representan una medida de dispersión ("variabilidad") del error, respecto a su valor esperado; útil para conocer si los valores están cerca o alejados de los valores mas favorables en este tipo de aplicación. Y finalmente,
- El Nivel de Cancelación dado por la siguiente ecuación: [17]

$$Nivel(dB) = 10 \log_{10} \left(\frac{Error}{Desired} \right) \quad (3.2)$$

Se han utilizado diferente número de muestras, con lo cual se ha representado un tiempo estimado, significativo y más que suficiente para apreciar fácilmente los resultados esperados y ponerlos en función del tiempo.

Como complemento importante, se ha elaborado una interfaz (Figura 11) que se ejecuta bajo el entorno de MATLAB® y presenta un aspecto como cualquier programa que funciona bajo Windows, con el cual se han efectuado todas y cada una de las simulaciones presentadas.

El programa permite ingresar tanto la señal de referencia como la señal primaria, necesarias para el funcionamiento del sistema adaptativo diseñado. Una vez ingresadas estas señales, simplemente hay que seleccionar el tipo de algoritmo adaptativo que se quiere utilizar (Algoritmo LMS Estándar, LMS Normalizado, LMS Signados (Sign-Error, Sign-Data y Sign-Sign), LMS por Bloques o LMS Recursivo) e introducir los parámetros correspondientes (constante de adaptación, longitud del filtro adaptativo, etc.).

Las características especiales de la interfaz de Usuario presentada son:

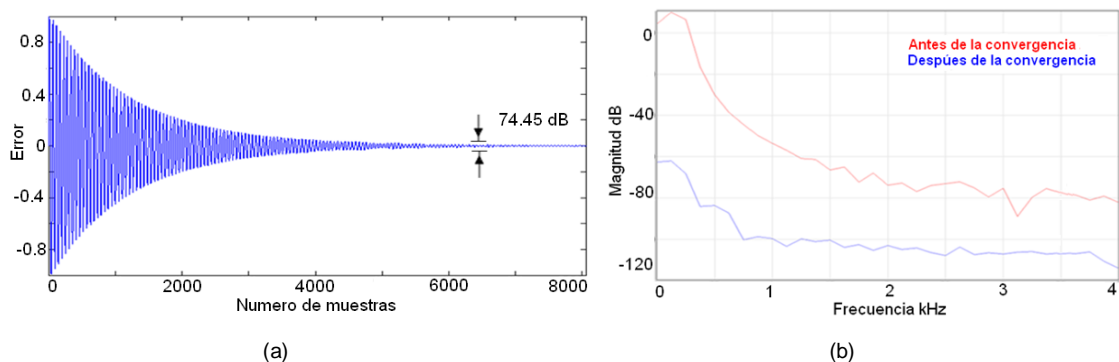
⁴⁰ Suma de todos los valores dividida por el número de valores.

⁴¹ Mide la dispersión o desviación respecto de la media y es igual a la suma de los cuadrados de las desviaciones individuales, dividida por el número de observaciones.

- Programa versátil y fácil de operar
- Facilita el estudio de sistemas en infinitud de condiciones
- Grabación y reproducción sonora de las señales más importantes
- Contiene una ayuda tanto teórica como de manejo del software, entre otras.

Al finalizar la simulación, se pueden apreciar graficas de las ondas temporales correspondientes a: señal de interés (deseada), señal filtrada (errores) y señal de ruido contaminante. Igualmente, se pueden reproducir las señales de ruido (Voz o Ruido Aleatorio) y de salida mediante cualquier reproductor de audio, pues se crea un archivo .wav con los datos de las señales.

3.3.1 Resultados alcanzados con el Algoritmo LMS En las Gráficas 3.1a y 3.2, se puede apreciar como la evolución en el tiempo de la amplitud del error, para el algoritmo LMS, ha alcanzado un valor estable, de ~ 76 dB para un tiempo de cancelación estimado, τ_e de menos de 3ms, en el mejor de los casos.

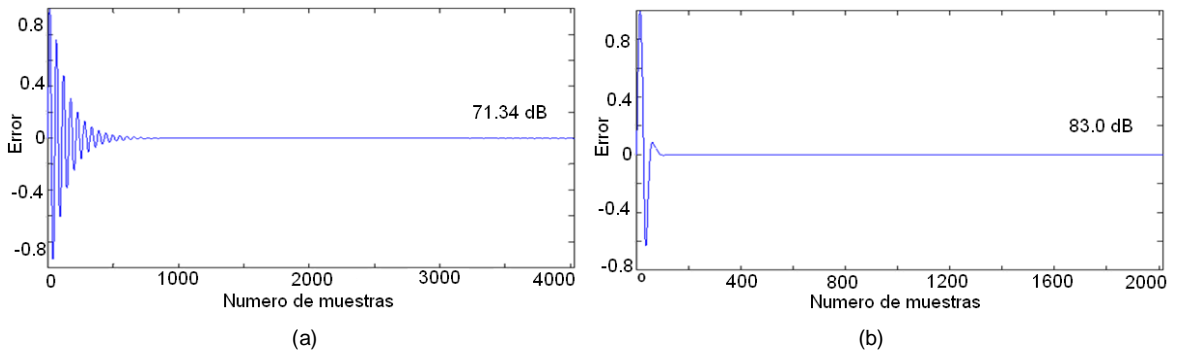


Gráfica 3. (a) Señal de Error y (b) Espectro residual de la señal de "voz" para $\mu = 0,0001$, $N = 32$, y una constante de tiempo estimada (τ_e) de 250 ms.⁴²

⁴² El valor en dB presentado en las curvas de error, no corresponde con el nivel de cancelación de la señal; este hace referencia al valor del error en estado estable o potencia del error residual.

Se ha incluido una señal de 150Hz, a fin de mostrar la efectividad de esta técnica cuando el rango de frecuencias de la perturbación que se quiere cancelar se encuentra localizado en las bajas frecuencias.

Es probable que no se muestre todo el tiempo analizado ya que puede que en algunos casos sea aconsejable representar menos intervalo de tiempo para poder ver con mayor claridad la cancelación del error.



Gráfica 4. Señal de Error para $N = 32$, (a) $\mu = 0,001$, $\tau_e = 31$ ms y (b) $\mu = 0,01$, $\tau_e = 3$ ms.

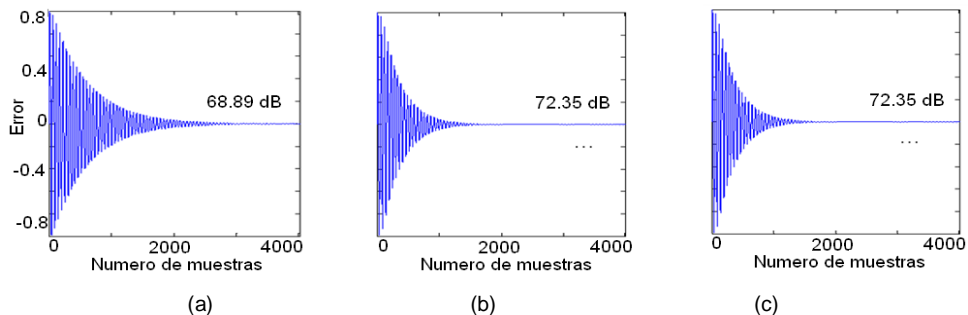
Considerando una señal de entrada cuyo valor de amplitud sea 1, entonces, el valor del nivel de cancelación para las altas frecuencias⁴³ es aproximadamente 30 dB. Mayor al valor estándar en sistemas típicos de ANC, 20dB (Gráfica 3b, Tabla 1).

TABLA 1

ATENUACIÓN PROMEDIO DE LA VOZ USANDO EL SISTEMA DE AVC Y EL ALGORITMO LMS.

Frecuencia (Hz)	500	1000	1500	2000	2500	3000	3500	4000
Atenuación (dB)	50,8	45,6	35,8	30,8	35,5	30,7	25,2	32,6

De los resultados obtenidos cambiando el tamaño del filtro (Gráfica 5), solamente se han ilustrado aquellos considerados suficientes para llegar a conclusiones claras en este estudio:

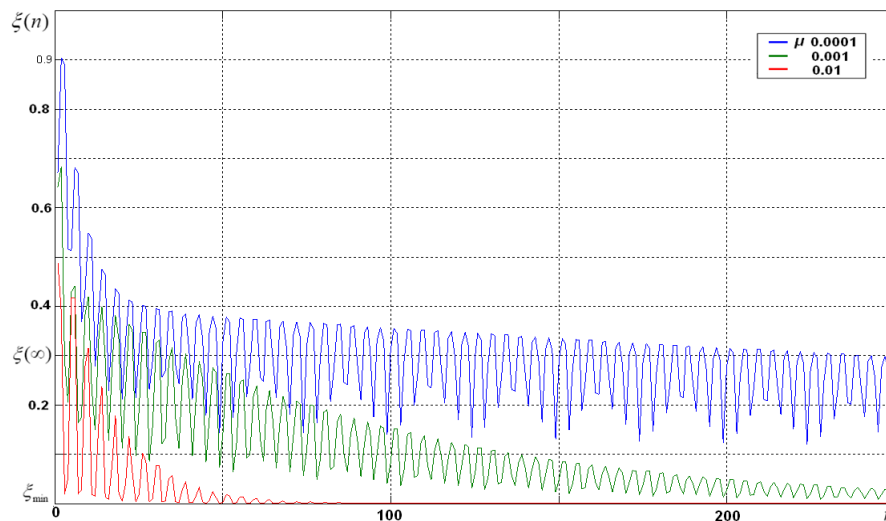


Gráfica 5. Señales de Error para $\mu = 0.0001$, (a) $N = 64$, $\tau_e = 125$ ms; (b) $N = 128$, $\tau_e = 50$ ms; y (c) $N = 256$, $\tau_e = 75$ ms.

⁴³ Los sistemas de ANC por lo general cancelan ruido, con componentes de frecuencia próximas a 500Hz. Por arriba de este valor serán consideradas altas frecuencias.

En las Gráficas 3.3a - 3.3c, se puede observar, que la amplitud del error en estado estable es similar ($\sim 71,2\text{dB}$) se use el filtro que se use.

Además, una mayor rapidez en la cancelación del error es posible, en la mayoría de los casos, para filtros con más coeficientes. No obstante en ocasiones, al usar un filtro con pocos coeficientes, se consigue una reducción del error (*Desajuste*) mucho más rápida (*Velocidad de convergencia*), ya que permite utilizar un factor de convergencia μ , más alto. (*Robustez*) (Gráfica 6)

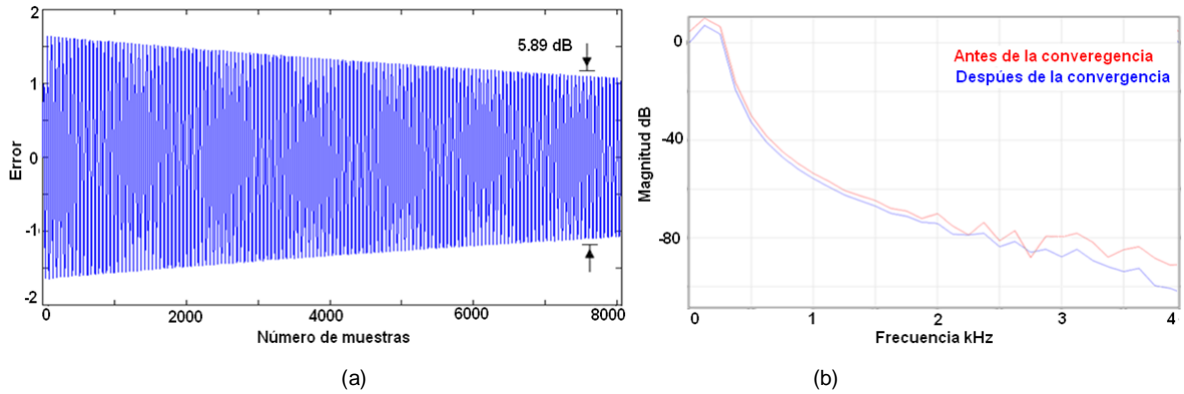


Gráfica 6. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo LMS.

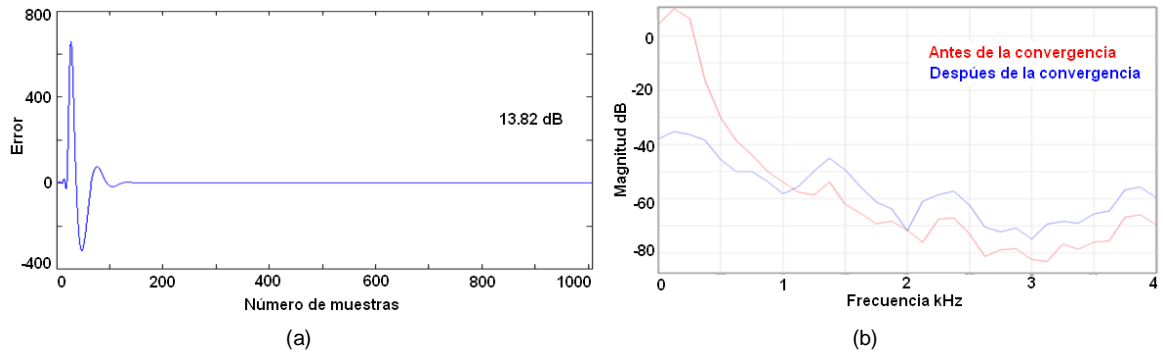
Con base en los resultados obtenidos, se puede concluir, que para señales de Voz y con este algoritmo, se podrían conseguir los objetivos planteados en la AVC.

3.3.2 Resultados alcanzados con el Algoritmo NLMS En las señales mostradas en la Gráfica 8b, obtenidas usando el algoritmo NLMS, se puede ver notoriamente como la cancelación de señales con menor frecuencia es más rápida que las que tienen una frecuencia mayor; cuando se tiene un valor de la constante μ mayor, si se compara con la Gráfica 7b.

CAPITULO III: ANÁLISIS DE LOS ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO EN LA CANCELACIÓN ACTIVA DE VOZ

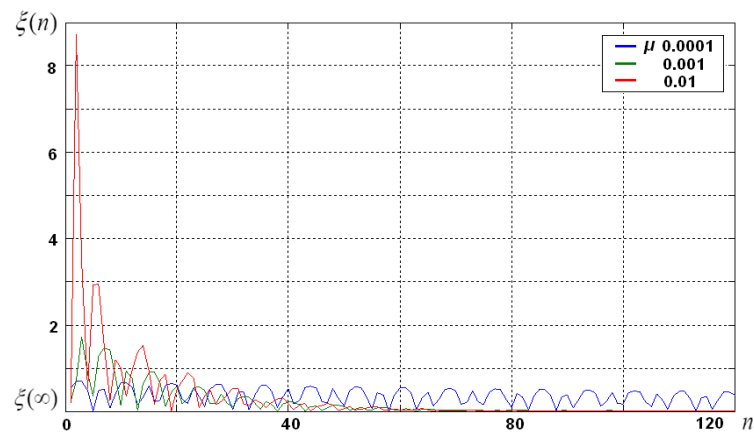


Gráfica 7. (a) Señal de Error y (b) Espectro residual de la señal de "voz" para $\mu = 0,0001$, $N = 32$.



Gráfica 8. (a) Señal de Error y (b) Espectro residual de la señal de "voz" para $\mu = 0,1$, $N = 32$, $\tau_e = 3,75$ ms.

Este algoritmo, muestra una constante disminución del error residual, y no se logran alcanzar los niveles de cancelación esperados, en un lapso de tiempo reducido. (Gráfica 7a y Grráficas 3.8a - b)



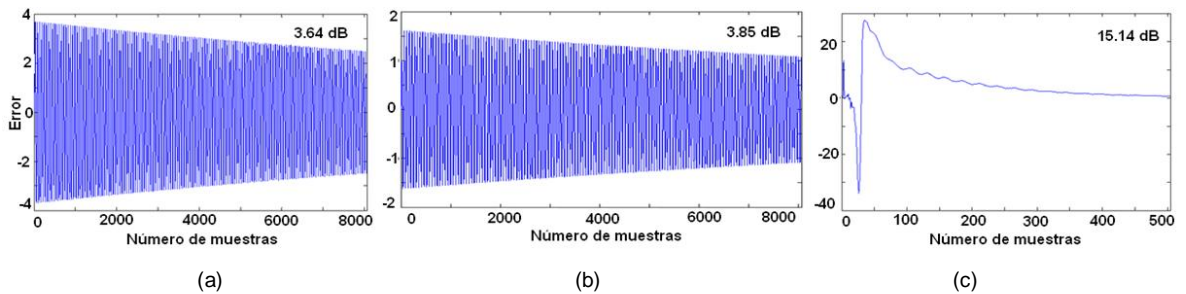
Gráfica 9. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo NLMS.

Ganar en rapidez de convergencia tiene que ser a costa de admitir un mayor error residual.

El algoritmo NLMS, por lo general, converge mucho más rápido que el LMS, sin embargo, ha demostrado ser inestable cuando el tamaño de paso tiende a acercarse al límite superior del tamaño de paso admisible sobre todo en etapas iniciales. (Gráficas 3.6a, 3.7, 3.8c y Tabla 2)

TABLA 2
ATENUACIÓN PROMEDIO DE LA VOZ USANDO EL SISTEMA DE AVC Y EL ALGORITMO NLMS.

Frecuencia (Hz)	500	1000	1500	2000	2500	3000	3500	4000
Atenuación (dB)	15,1	2,5	-10,6	0,2	-10,7	-5,5	-10,8	-10,6

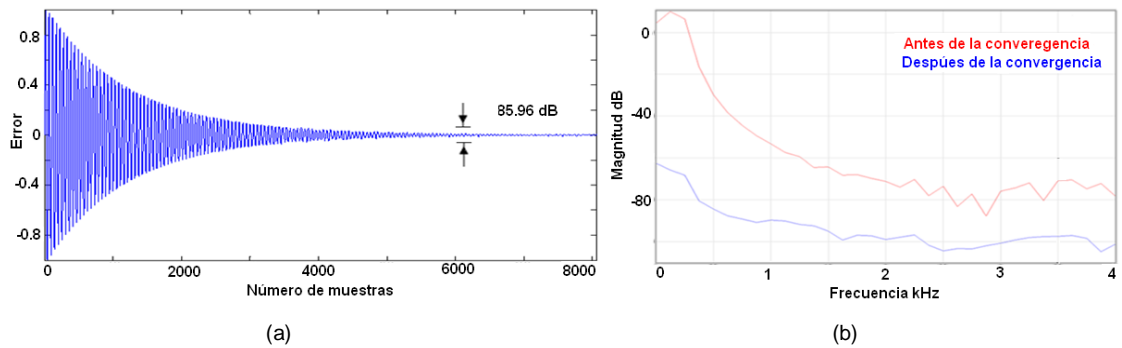


Gráfica 10. Señal de Error para $\mu = 0,0001$, (a) $N = 64$, (b) $N = 128$ y (c) $\mu = 1$, $N = 128$, $\tau_e = 8,75ms$.

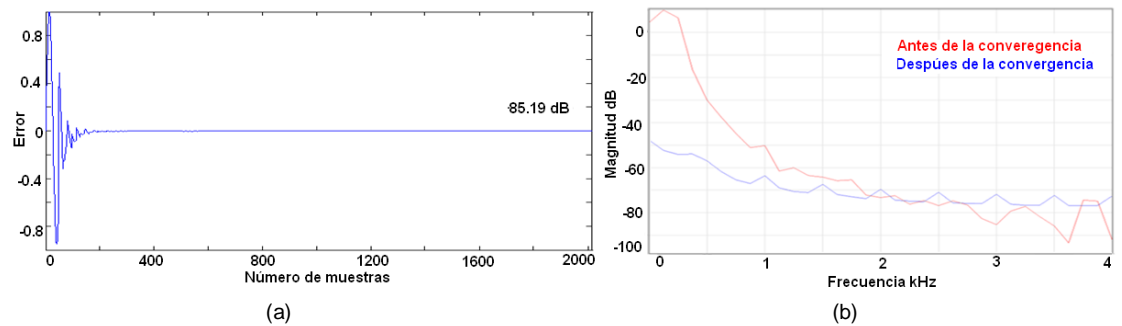
Los resultados obtenidos cambiando el tamaño del filtro, (Gráfica 10) demuestran que el algoritmo NLMS tarda demasiado en converger y el tiempo final de reducción del error se empeora al usar un filtro con menos coeficientes, mientras que el nivel de cancelación es distinto dependiendo del filtro que se use, logrando un mayor valor y rapidez en la cancelación del error para filtros con más coeficientes.

Por tanto, para este tipo de señales que cambian rápidamente con el tiempo y teniendo en cuenta el tipo de aplicación, se puede concluir que con este algoritmo NLMS, no se podrían alcanzar los objetivos planteados con la AVC.

3.3.3 Resultados alcanzados con el Algoritmo BLMS En las Gráficas 3.10 y 3.12, se puede ver como el error disminuye rápidamente, hasta llegar a su valor mínimo al cabo de muy poco tiempo,⁴⁴ a diferencia de la Gráfica 11, donde, el valor del error o potencia residual así como el tiempo de cancelación, son mayores, dado un valor de μ menor.



Gráfica 11. (a) Señal de Error y (b) Espectro residual de la señal de "voz" para $\mu = 0,001$, $N = 32$, $M = 16$, $\tau_e = 186$ ms.

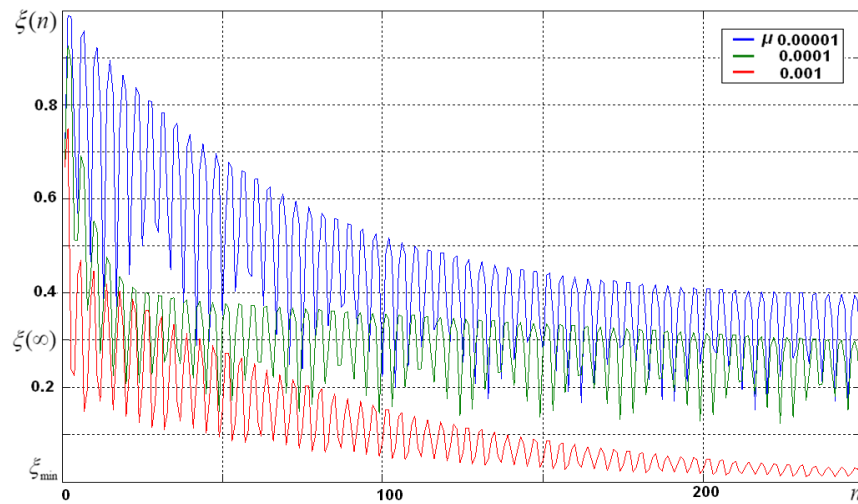


Gráfica 12. (a) Señal de Error y (b) Espectro residual de la señal de "voz" para $\mu = 0,01$, $N = 32$, $M = 16$, $\tau_e = 6,45$ ms.

También, se puede observar en este algoritmo, como a medida que aumenta la frecuencia de la señal analizada, la potencia del error residual y el tiempo de cancelación aumenta (Gráfica 12b, Tabla 3). Esto presenta limitaciones en su efectividad para procesos con gran velocidad de variación, debido a que el intervalo de análisis M , es demasiado pequeño para incorporar fácilmente cambios y conseguir una resolución apropiada.

⁴⁴ Sin embargo, ha demostrado ser inestable cuando μ tiende a acercarse al límite superior del tamaño de paso admisible.

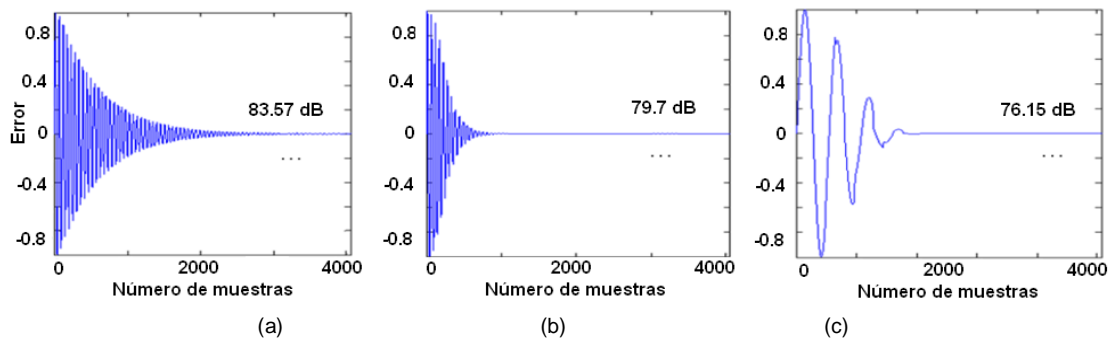
CAPITULO III: ANÁLISIS DE LOS ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO EN LA
CANCELACIÓN ACTIVA DE VOZ



Gráfica 13. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo BLMS.

TABLA 3
ATENUACIÓN PROMEDIO DE LA VOZ USANDO EL SISTEMA DE AVC Y EL ALGORITMO BLMS.

Frecuencia (Hz)	500	1000	1500	2000	2500	3000	3500	4000
Atenuación (dB)	30,6	15,4	5,7	-4,7	-5,6	-10,6	-10,4	-20,3



Gráfica 14. Señal de Error para $\mu = 0.0001$, $M = 16$, (a) $N = 64$, $\tau_e = 83,7\text{ms}$; $N = 256$, (b) $\tau_e = 51,2\text{ms}$ y (c) $\mu = 0,001$, $\tau_e = 50,2\text{ms}$.

Los resultados obtenidos cambiando el tamaño del filtro se muestran en la Gráfica 14.

En general, el comportamiento es bastante bueno, los errores residuales con el algoritmo BLMS son muy similares entre señales, consiguiéndose en el mejor de los casos, un tiempo de cancelación de 50 ms, resultados que son equivalentes a los obtenidos con el algoritmo LMS. No obstante, el número de

operaciones utilizadas por el algoritmo BLMS, es mayor que en el LMS para llegar al mismo nivel de cancelación en el mismo intervalo de tiempo o incluso un poco peor. Debido a esto, nunca llegará a tener tan buen tiempo de cancelación como el LMS, pese a esto, es una opción viable de implementar en sistemas de AVC.

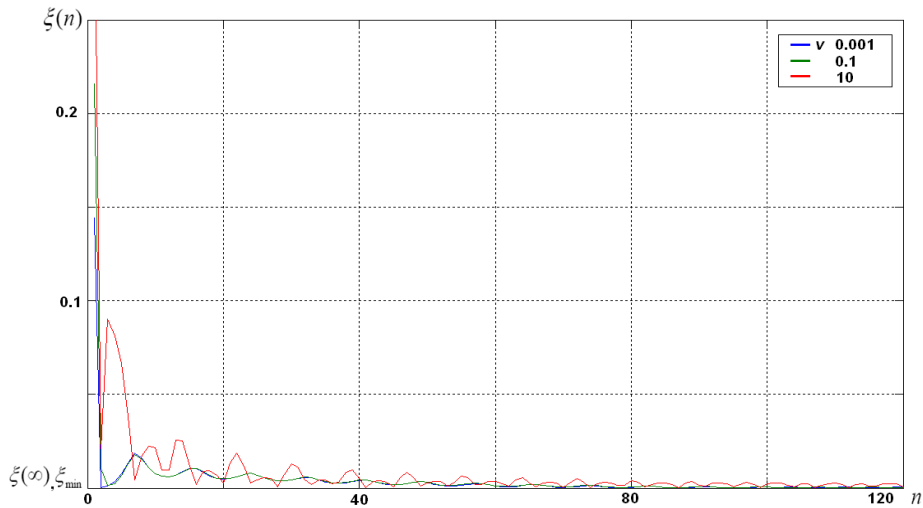
3.3.4 Resultados alcanzados con el Algoritmo RLS

TABLA 4
ATENUACIÓN PROMEDIO DE LA VOZ USANDO EL SISTEMA DE AVC Y EL ALGORITMO RLS.

Frecuencia (Hz)	500	1000	1500	2000	2500	3000	3500	4000
Atenuación (dB)	26,6	26,7	22,5	20,1	21,3	18,5	17,7	18,4

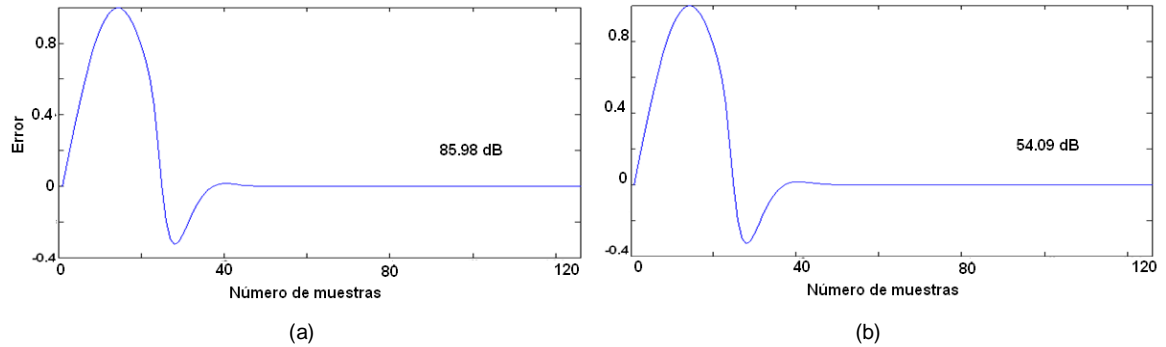


Gráfica 15. Señal de Error y Espectro residual de la señal de "voz" para (a) $A = 0,8$, $N = 32$, **varianza = 0,1**, $\tau_e = 1,88\text{ms}$ y (b) $A = 1$, $N = 32$, **varianza = 0,8**, $\tau_e = 1,16\text{ms}$.



Gráfica 16. Curva de aprendizaje del algoritmo adaptativo RLS.

Los resultados obtenidos cambiando el tamaño del filtro son mostrados en la Figura 115.



Gráfica 17. Señal de Error para $A = 1$, varianza = 0,8, (a) $N = 64$, $\tau_e = 3,12ms$ y (b) $N = 128$, $\tau_e = 3,02ms$.

Conjuntamente, y antes de dar algunas conclusiones al respecto, se examinaron los algoritmos LMS estándar y RLS, registrando la variación del MSE en función del número de iteraciones, a fin de comparar y obtener una curva (Gráfica 18) de la **Robustez, Desajuste y Seguimiento**, de estos dos algoritmos; apartados convenientemente con base en su **Velocidad de convergencia**. (Cuadro 2)

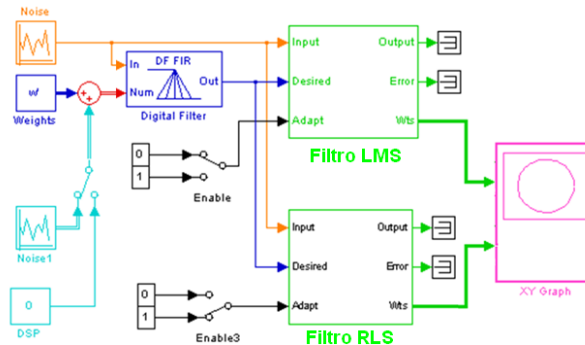
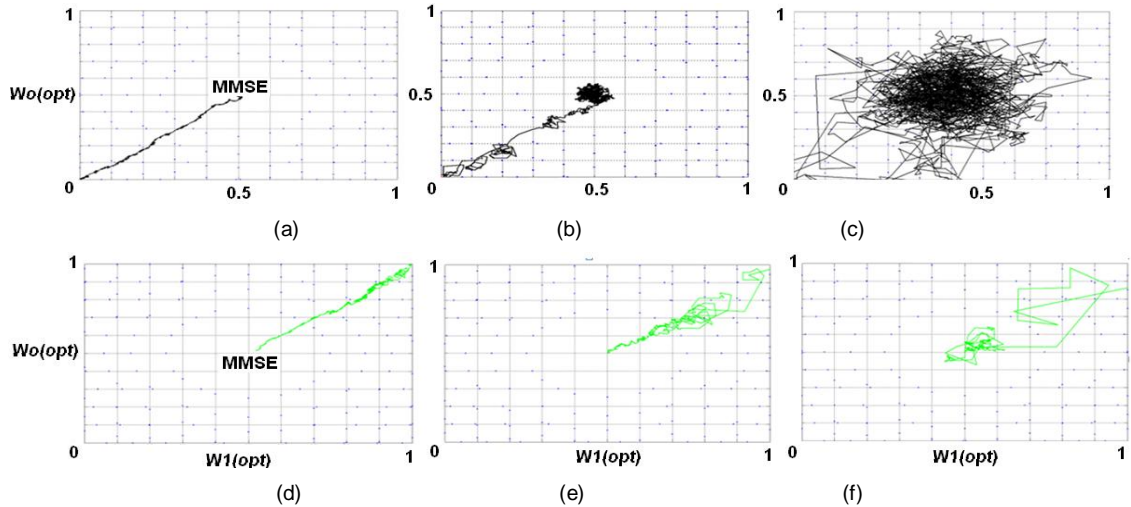


Figura 13. (a) Diagrama en Simulink® para la estimación de la “curva” de convergencia. [18].

En las Gráficas 3.16a – c y Figuras 3.16d - f, se muestra la “curva” de convergencia de los algoritmos LMS y RLS, respectivamente.⁴⁵

⁴⁵ En estas figuras no ha sido representada la velocidad de convergencia, ya que para los parámetros seleccionados únicamente con el propósito de adaptar el filtro y ver el cambio en las “curvas” de convergencia, el tiempo es el mismo.

Los puntos en la figura indican las líneas de contorno de la superficie de error (Figura 4).



Gráfica 18. Camino de convergencia del algoritmo LMS para (a) $\mu = 0.0005$; (b) $\mu = 0.005$; (c) $\mu = 0.05$ y del algoritmo RLS para $A = 1$, (d) *varianza* = 500; (e) *varianza* = 50 y (f) *varianza* = 5.

En general, se puede observar como el algoritmo RLS consigue un mejor rendimiento, dado que se obtiene un pequeño error en estado de reposo que con el algoritmo LMS y el mismo nivel de cancelación en un tiempo mucho menor (Gráfica 16), una mayor calidad en la perturbación y una menor cantidad de ruido de cancelación una vez que el algoritmo converge (Gráfica 18), mejorando significativamente el rendimiento final de eliminación de ruido. (Tabla 4)

Para el algoritmo RLS, el comportamiento de los coeficientes es mucho más estable y se adhieren mucho más cerca de los valores correctos contra el LMS.

Por tanto, las capacidades del algoritmo RLS para rastrear las variaciones del sistema; congruente con el tiempo que tarda en llegar al valor residual del error, el valor final de este error y estabilidad, son mucho mejores que en el LMS.

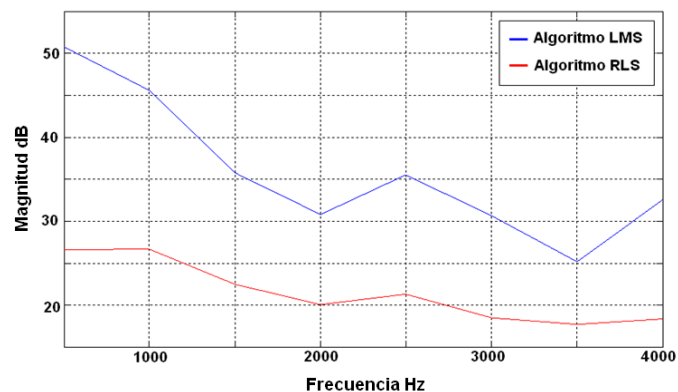
En su contra, el algoritmo RLS tiene una mayor carga computacional dado que exige velocidades de cálculo demasiado altas para los procesadores, en comparación con el algoritmo LMS y los demás algoritmos antes mencionados.

Una vez realizadas las pruebas de simulación del rendimiento y eficiencia de los algoritmos como del prototipo de AVC, se efectuó una comparación de las atenuaciones logradas, la cual se presenta en la Tabla 5.

TABLA 5
ATENUACIÓN PROMEDIO DE LA VOZ USANDO EL SISTEMA DE AVC.⁴⁶

Frecuencia (Hz)	500	1000	1500	2000	2500	3000	3500	4000	τ_c (ms)
Atenuación (dB) LMS	50,8	45,6	35,8	30,8	35,5	30,7	25,2	32,6	3,0 (89,0)
Atenuación (dB) NLMS	15,1	2,5	-	0,2	-	-	-	-	3,6 (6,25)
Atenuación (dB) BLMS	30,6	15,4	5,7	-	-	-	-	-	6,5 (75,5)
Atenuación (dB) RLS	26,6	26,7	22,5	20,1	21,3	18,5	17,7	18,4	1,2 (2,30)

Aunque las atenuaciones alcanzadas con el algoritmo LMS fueron mayores a las logradas por el RLS en toda la banda de frecuencias, el algoritmo RLS obtuvo mayor rendimiento y su gráfica de respuesta es más lineal. (Gráfica 19)



Gráfica 19. Comparación de atenuaciones logradas con el algoritmo LMS vs el algoritmo RLS.

Hasta este punto, se mostró el funcionamiento de los algoritmos LMS, NLMS, BLMS y RLS con base en simulaciones en MATLAB/Simulink®, para distintos valores del parámetro de convergencia μ . La elección del paso de convergencia se ajustó al más restrictivo de forma independiente,⁴⁷ usando dicha

⁴⁶ Los valores omitidos presentaron un comportamiento inconsistente, llegando incluso ha aumentar el nivel de la señal de Voz entre pruebas, y por esta razón, no se hace mención de ellos.

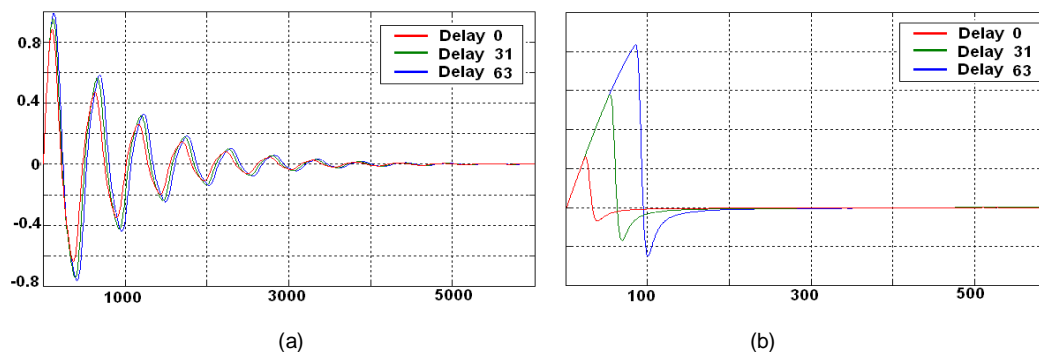
⁴⁷ de manera que todos los algoritmos presentan la mayor velocidad de convergencia que pueden alcanzar sin divergencia.

constante en todas las simulaciones para los distintos órdenes de filtro y diferentes estructuras pudiéndose observar así, las prestaciones de cada algoritmo.

Para cada uno de los filtros adaptativos se realizaron pruebas con distinta cantidad de coeficientes, teniendo como máximo 256.

Además, de la señal de voz, también se ha usado ruido aleatorio con densidad de probabilidad Uniforme o Normal (Gaussiana) como ruido a cancelar.

Todos, los resultados presentados han sido obtenidos para un sistema acústico estándar, que en la práctica equivaldría a una separación entre sensores de error y actuadores de unos pocos centímetros. No obstante, se han realizado simulaciones recreando entornos acústicos donde dichos retardos son mayores, demostrando que los buenos resultados de atenuación se mantienen, frente a un mayor tiempo de convergencia. (Gráfica 20)



Gráfica 20. Señal de Error para el algoritmo (a) LMS y (b) RLS en presencia de retardos en la señal de entrada.

Resultados obtenidos por simulación, y presentados en este capítulo, manifestaron en algunos casos la atenuación de la voz, mientras que en otros no, demostrando que la estructura presenta un buen funcionamiento tanto para señales de banda ancha como de banda angosta.⁴⁸

⁴⁸ Para obtener mas información acerca de las **Variantes de los Algoritmos tipo LMS**, su desarrollo matemático y su análisis de desempeño se puede recurrir a la bibliografía mencionada en cada capítulo y además, a:

Romero Mier, A. "Sistemas de Control Activo de Ruido". Disponible en internet desde:
<<http://issuu.com/andresrommier/docs/tesismaestria>>. [Con acceso el: 17 de Abril de 2009].

4. APLICACIÓN DEL SISTEMA DE AVC

4.1 TELÉFONO CELULAR

La Telefonía Celular Móvil es un punto de aplicación que utiliza la AVC para cancelar la voz del locutor en el teléfono celular, preservándola al mismo tiempo, para el receptor en el otro extremo del teléfono.

Los beneficios de este sistema son la intimidad y privacidad del locutor pues las llamadas pueden ser muy importantes, evitando por tanto, que otras personas puedan escuchar de alguna forma la conversación.

Sin embargo, como se podrá apreciar mas adelante, esta aplicación, sólo puede existir como un punto de vista teórico en la aplicación de la tecnología de hoy. La geometría de un sistema en constante evolución es demasiado compleja para que un solo micrófono pueda cancelar de manera adecuada la voz, y micrófonos adicionales no serian viables, ya que no habría una completa comprensión del sistema. [2]

4.2 ELECCIÓN DE LA PLATAFORMA TECNOLÓGICA

Inicialmente, esta tesis estuvo orientada en el uso de un PC, acompañado de las herramientas facilitadas por MATLAB/Simulink® para realizar varias pruebas de desempeño, de algunos de los algoritmos utilizados en la ANC, basados en el estudio de las teorías de filtrado adaptativo, y conseguir modelarlos en un caso particular como lo es, la Cancelación Activa de Voz (AVC).

Dado que la ejecución física es la única manera de ver la verdadera complejidad de los algoritmos y la única forma de encontrar los problemas que

existen, que no están representados en la simulación, se decidió implementar este sistema de AVC en un DSP para aplicaciones en tiempo real.

La tecnología base, facilitada por la Universidad, y que sirvió para la implementación del proyecto en tiempo real del sistema de AVC, ha sido el kit de desarrollo TMS320C6713 DSK⁴⁹ de Texas Instruments. (Figura 14)

Las características especiales de esta board están basadas en consideraciones de potencialidad en tiempo real, biblioteca de funciones propia, una plataforma rápida en materia de procesamiento, igualmente las facilidades otorgadas por su ambiente de desarrollo y depuración (Code Composer Studio - CCS)⁵⁰, y la mas importante, un codificador / decodificador (CODEC AIC23)⁵¹ que permite interactuar con las líneas de audio de entrada y salida, y cuya frecuencia de muestreo es suficiente para permitirle al algoritmo obtener la cantidad de muestras necesarias para obtener estabilidad y convergencia.

4.3 IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE CANCELACIÓN ACTIVA DE VOZ

La estrategia implementada después de varias pruebas de laboratorio, esta basada en el concepto de “descarga acústica” [54], consistente en disminuir la presión sonora de la fuente primaria, y que su potencia de emisión disminuya, reduciendo el nivel de presión en el ambiente, de manera tal que el sonido no se “genere”, no se “propague” y por consiguiente no llegue al receptor.

Además, este sistema de AVC utiliza el fenómeno físico de la interferencia destructiva que confronta frentes de onda coherentemente para reducir los niveles efectivos de intensidad sonora de la contaminación acústica objetivo.

El resultado es un campo de sonido ajustado adaptativamente, a un patrón de interferencia en tres dimensiones, mostrando que la atenuación global en todo el recinto es posible usando tanto la estrategia tradicional como la de descarga.

⁴⁹ Las características básicas de esta board se encuentran en el CD de entrega, Anexo A. Igualmente los demás anexos.

⁵⁰ Anexo C

⁵¹ Anexo B

4.3.1 Descripción del montaje experimental La aplicación se compone de dos partes: el montaje físico o prototipo de AVC (Figura 14) y el programa, cuya tarea es inicializar todas las variables, activar las interrupciones; y la adquisición y entrega de datos para el cálculo necesario en cada iteración. (Figura 15)

Dentro del prototipo físico se tiene:

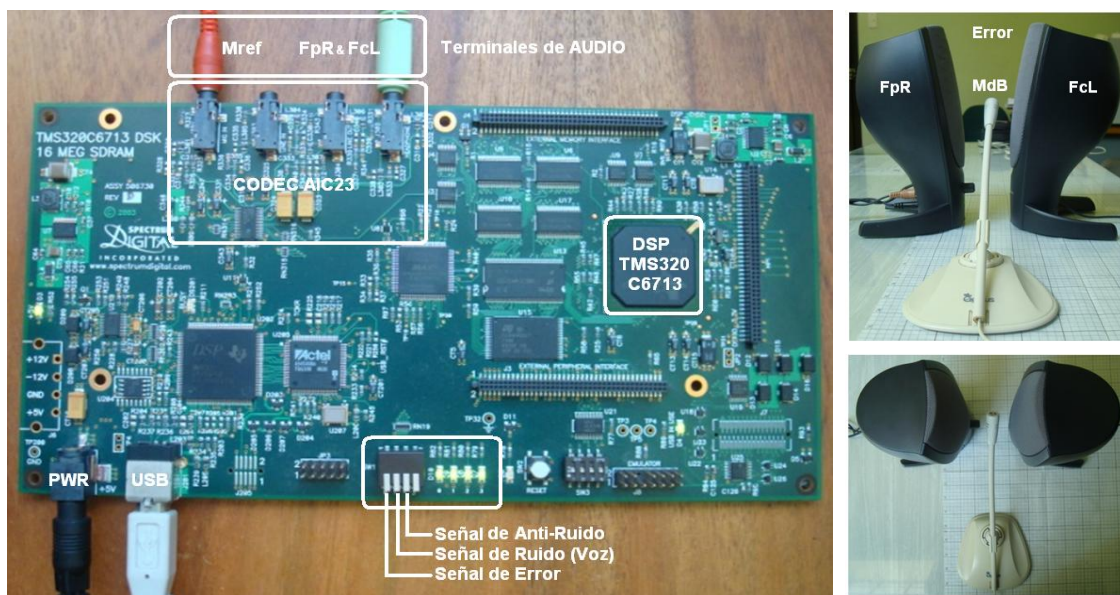


Figura 14. Fotografía de la disposición física de la board DSK C6713 y del prototipo implementado de Cancelación Activa de Voz (Vista Frontal y Superior).

FpR: Fuente generadora de contaminación acústica en el rango vocal.

FcL: Parlante de cancelación que permite reproducir la señal de anti-sonido que va a interferir con la contaminación acústica generada por FpR.

Mref: Micrófono de referencia que permite sensar la señal proveniente del generador de ruido.

MdB: Micrófono de “error” usado para determinar la intensidad sonora en dB, permitiendo cuantificar la eficiencia en la operación del sistema de AVC.

TMS320C6713 DSK: Procesador encargado de capturar la señal sensada por el micrófono de referencia, y generar mediante un algoritmo adaptativo la señal de salida, para ser reproducida por el parlante FcL y generar la cancelación.

Para la elaboración del prototipo de control se realizó la investigación de los elementos idóneos para su mayor rendimiento y desarrolló con el menor número de componentes para tener una óptima eficiencia en lo referente a la relación costo-rendimiento.⁵²

El diagrama de flujo implementado en el DSP necesario para el funcionamiento del algoritmo adaptativo se muestra en la Figura 15.

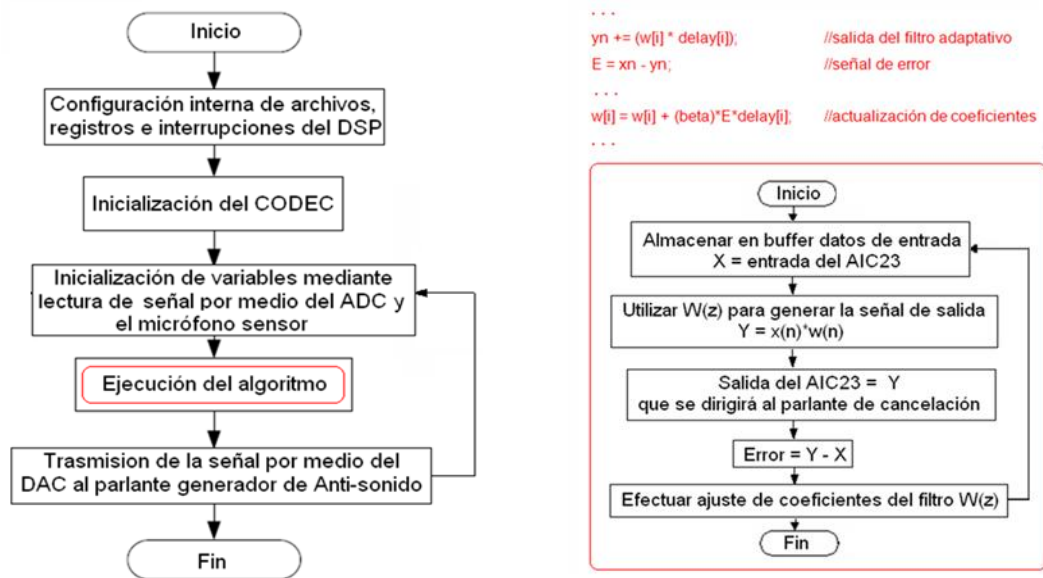


Figura 15. Diagrama de flujo del algoritmo LMS implementado en el DSP TMS320C6713.⁵³

La implementación de los demás algoritmos es significativamente fácil usando MATLAB/Simulink® y la TMS320C6713 DSK (Figura 16).

⁵² Las características básicas de este hardware (micrófono y parlante) se encuentra en el CD de entrega, Anexo D.

⁵³ Para el sistema de AVC implementado, el orden del filtro $W(z)$ es de 128 coeficientes.

MATLAB® tiene diversas formas de interactuar con el CCS, en este caso, es posible mediante la generación de un modelo en Simulink®, transferir posteriormente el código al DSK. La ventaja de la generación de código mediante esta herramienta, es que de manera sencilla, se puede lograr la programación del DSP, y se puede hacer cambios en el diagrama de bloques y recompilar el modelo nuevamente, generándose de forma automática el código.⁵⁴ (Anexo C)

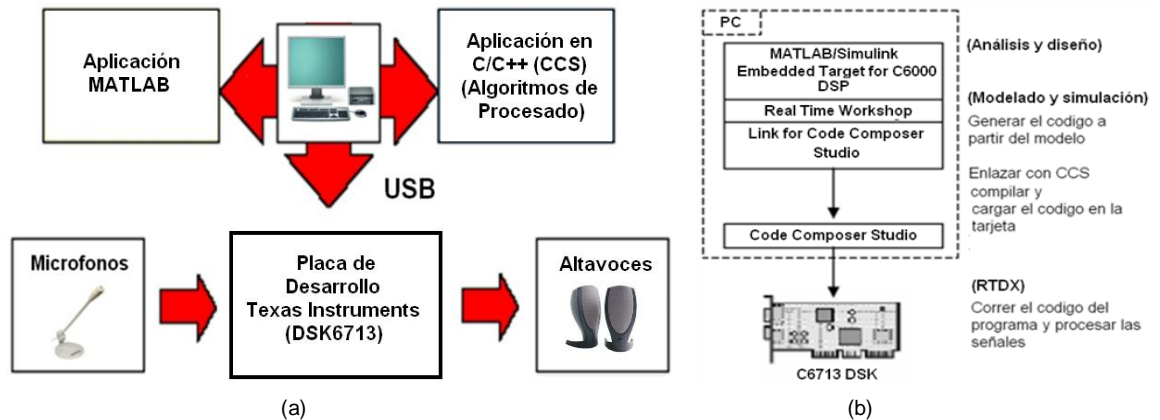


Figura 16. (a) Esquema Global y (b) Diagrama de flujo para implementar el sistema experimental en el DSP a partir de MATLAB/Simulink®.

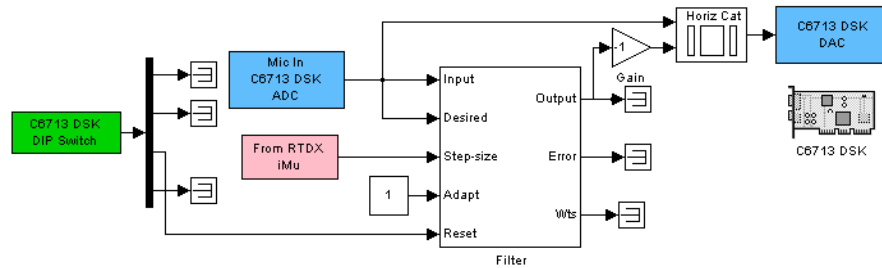


Figura 17. Entrada y salida de los bloques en MATLAB/Simulink® (Embedded Target C6000).⁵⁵ [18].

⁵⁴ La desventaja, es que el código generado no está optimizado, pero esto puede compensarse posteriormente con las herramientas de optimización de código del CCS y modificar los archivos fuente generados por Simulink®. [28]

⁵⁵ equivalente al esquema presentado en la Figura 3.2.

5. PRUEBAS DE CAMPO

5.1 RESULTADOS DE CANCELACIÓN OBTENIDOS

Las pruebas de campo hacen referencia a la aplicación del filtro digital adaptativo dentro (dominio eléctrico) y fuera (dominio acústico) del DSP. Aunque se presentan algunas gráficas representativas dentro del análisis de cancelación, los resultados principales acerca del desempeño del sistema, son de carácter perceptual y subjetivo, pues para apreciar el funcionamiento del filtro la señal resultante debe ser escuchada.

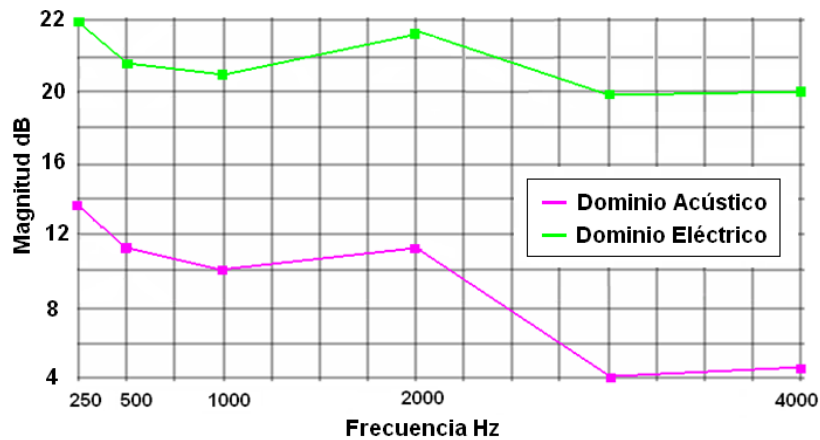
A diferencia de los resultados presentados anteriormente mediante simulación, la finalidad en este capítulo no es evaluar y comparar la capacidad de cancelación de los algoritmos descritos en este documento, solamente se presentan los resultados obtenidos para el algoritmo LMS, para poder comprobar que realiza su tarea de forma correcta.⁵⁶

Inicialmente se realizaron un conjunto de pruebas utilizando como ruido una señal generada a partir de un conjunto de 5 tonos puros (250, 500, 1000, 2000 y 4000Hz), que es un rango semejante al ancho de banda del ruido a eliminar, en este caso, la señal de Voz, y cuya representación o barrido en frecuencia realizado al sistema de AVC se muestra en la Gráfica 21, en la cual se observan los distintos valores de atenuación de la intensidad sonora de la señal delante del parlante FpR sensados por el micrófono MdB después de poner en funcionamiento el sistema de AVC.

⁵⁶ Todos los algoritmos estudiados han sido implementados en el dominio eléctrico (DSP) pero solo el LMS demostró resultados apreciables en el dominio Acústico.

En la Gráfica 21, se puede observar que ambas implementaciones, tanto en el dominio acústico como en el dominio eléctrico, trabajan de forma similar, aunque los resultados estén algo alejados.

Lo más destacable de los resultados obtenidos es que para las frecuencias de 250Hz a 2kHz hay atenuación acústica máxima para un valor de entre 10 a 14dB, aproximadamente.

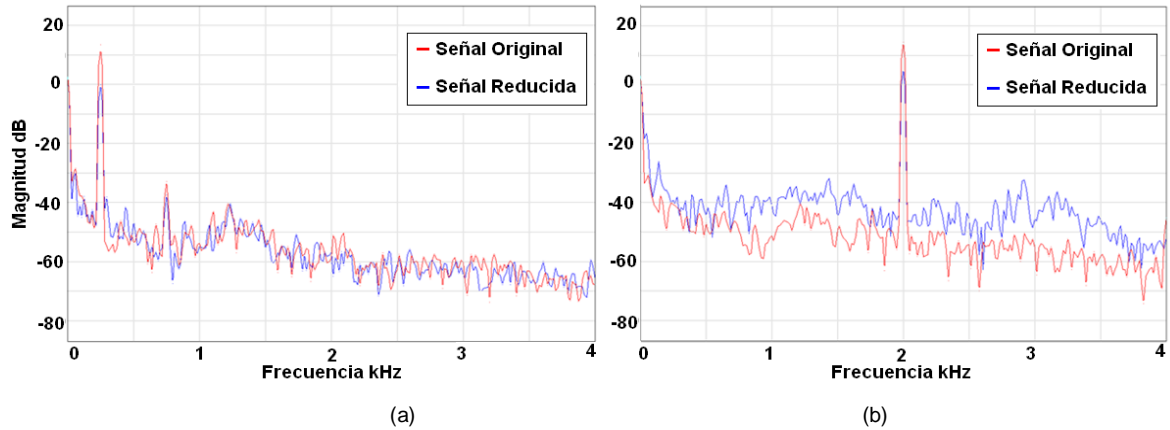


Gráfica 21. Caracterización en frecuencia del desempeño del sistema de AVC.

En el resto de frecuencias, de 2kHz a 4kHz, los valores de atenuación disminuyen rápidamente,⁵⁷ pero esto es debido a la naturaleza misma de la señal de voz, y a fenómenos físicos de propagación de la señal, propios de la cancelación activa, la cual es selectiva en frecuencia, y por tanto, no siempre los resultados obtenidos en las altas frecuencias son los deseados. (Gráfica 22)

En los resultados mostrados en las Figuras 5.2a y 5.2b, se pueden corroborar estos hechos, calculando la diferencia entre picos espectrales de la señal antes y después de la cancelación activa de ruido.

⁵⁷ e incluso alcanzan valores de amplificación, aunque los valores representados corresponden al mejor de los casos, donde siempre existe atenuación.



Gráfica 22. Comparación del Nivel de Atenuación del Espectro residual del ruido sinusoidal antes y después de la cancelación resultante en un solo lugar para (a) 250Hz y (b) 2000Hz.

El siguiente experimento tiene por finalidad estudiar la eficiencia en la operación del sistema de AVC analizando la señal emitida (Ruido sinusoidal) por ambos tipo de fuente sonora (Fuente Primaria (FpR) - Fuente Secundaria (FcL)) tanto en bajas como altas frecuencias (f) y la dependencia con la distancia d con base en las mediciones realizadas en 5 posiciones diferentes⁵⁸ calculando la intensidad sonora equivalente en dB , para posiciones en las cuales “no se detectó señal” medida en el micrófono MdB, consideradas como “zona de silencio”.

Los resultados obtenidos, concuerdan con lo que en teoría se podía conseguir con un control activo, los cuales son presentados en la Tabla 6.

TABLA 6

NIVEL DE LA VOZ PERCIBIDA EN FUNCIÓN DE LA DISTANCIA FUENTE PRIMARIA - FUENTE SECUNDARIA.

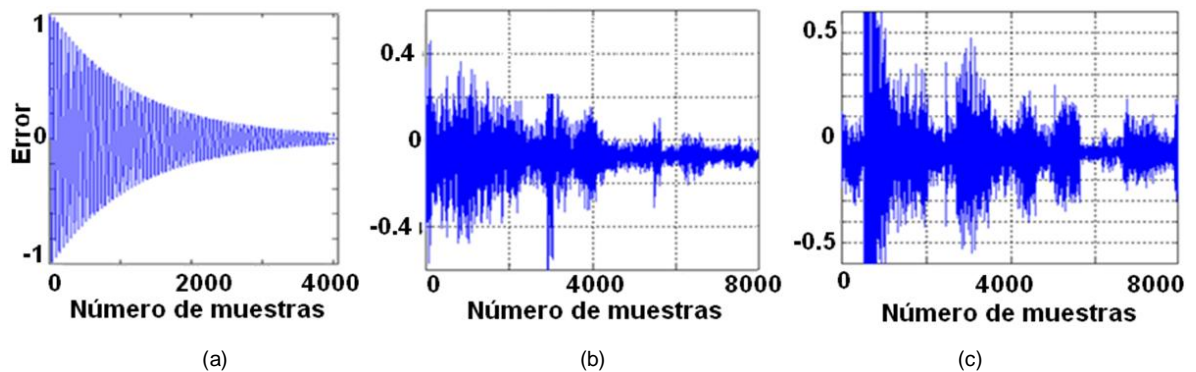
f (kHz)	$\lambda/10$ (cm)	d (cm)	dB máx.
250	13,6	16	15
500	6,8	8	14,25
1000	3,4	4	8,5
2000	1,7	2	17
4000	0,9	1	13,6

⁵⁸ y la longitud de onda λ , igual a c/f ; donde c es la velocidad de la onda (340 m/s), y f es la frecuencia.

Lo que se pretende, al variar estos parámetros y su relación con la distancia de separación entre las fuentes primaria y secundarias es lograr la mayor interferencia destructiva.

Posteriormente, se realizaron pruebas al sistema de AVC en el rango vocal comprendido aproximadamente entre 125 y 5kHz.

Inicialmente, y en este caso, se está interesado especialmente en evaluar la velocidad de ejecución de la implementación; equivalente a ajustar el tamaño de los filtros y la constante de convergencia.⁵⁹



Gráfica 23. Señal de Error durante el proceso de cancelación de la señal de "voz".

Se han comparado dos implementaciones de un mismo algoritmo de cancelación activa de ruido, programadas utilizando lenguajes diferentes. Por un lado se ha utilizado el C, como un lenguaje de alto nivel, y por otro lado, se ha utilizado una herramienta de cuarta generación (MATLAB/Simulink[®]) que permite al usuario concentrarse en los problemas del algoritmo más que en los de su implementación, pues le oculta a éste detalles de la misma, dejando de lado, por ejemplo, las limitaciones de la tarjeta DSP.

⁵⁹ Las gráficas han sido obtenidas de acuerdo al valor óptimo del factor de convergencia para cada una de las señales, utilizando un valor inferior al máximo que no diverge debido a que el nivel de cancelación alcanzado es mucho mejor.

La gráfica de error para la implementación en MATLAB, corresponde a la Gráfica 23a, la Gráfica 23b muestra los resultados de la implementación en C y su equivalente en el dominio acústico, Gráfica 23c (espacio tridimensional).

Varias pruebas han sido llevadas a cabo encontrando un número óptimo de longitud del filtro ($N = 128$) y un valor del tamaño del paso ($\mu = 0.0001$) como un compromiso entre la velocidad de convergencia y la estabilidad del sistema.

En cuanto a la estrategias de filtrado empleadas, cabe destacar que además de generar resultados consistentes con la teoría, su escogencia se basó principalmente, en la facilidad de implementación computacional evidenciada respecto a otras técnicas tradicionales.

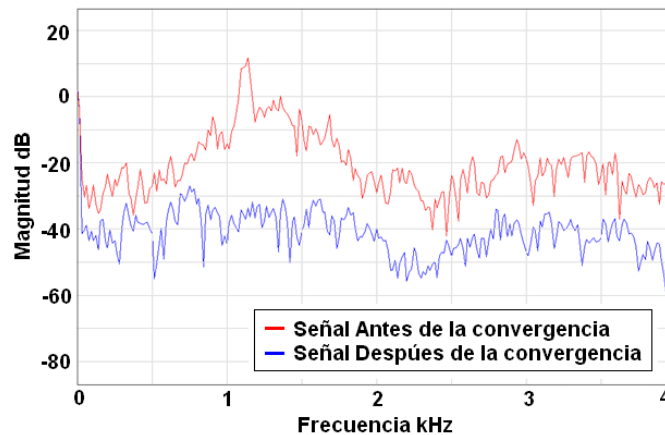
Con este algoritmo y según simulaciones realizadas, (Gráfica 23a) el proceso cancelaría con casi un 100% de efectividad. Desafortunadamente el resultado obtenido en cada implementación permite observar que no es posible conseguir un incremento significativo en el tiempo de convergencia, ya que aparentemente, no tiene especial relevancia si la implementación de los filtros de cancelación activa se realiza en C o en MATLAB.

Los resultados difieren, en la amplitud de la señal de error en estado estable o potencia residual registrada, donde los resultados son alterados, revelando refuerzos y atenuaciones que dependen de muchas variables, las cuales no pueden ser consideradas globalmente dentro del espacio de simulación, tales como el frente de onda⁶⁰ de la contaminación acústica y la del anti-sonido y la superposición de ondas sonoras, y otros factores que a la larga influyen en gran medida en la implementación en el espacio tridimensional.

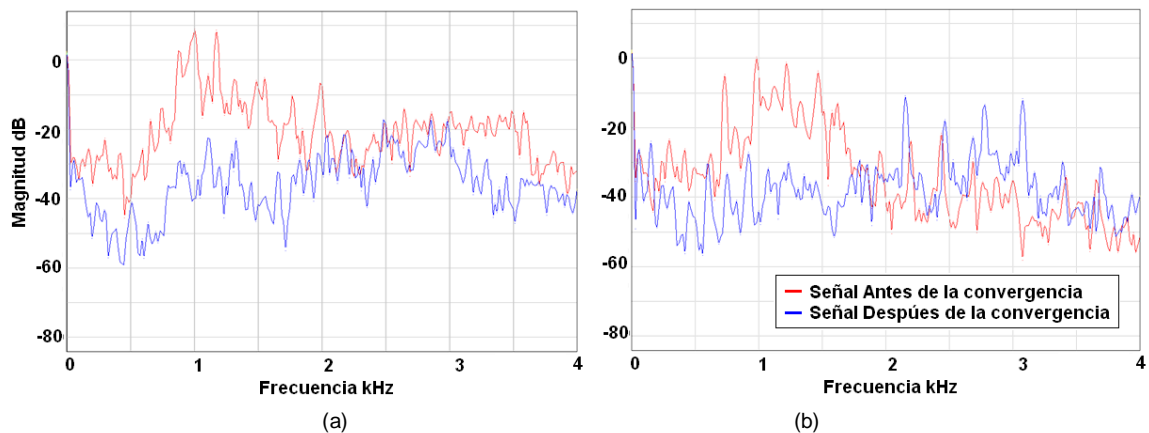
De los resultados mostrados en las Gráficas 5.4 y 5.5, de algunos espectros de señales procesadas acústicamente con la AVC, tanto para la señal de voz femenina así como, para la señal de voz masculina, se observa que hay muchas

⁶⁰ Superficie imaginaria que reúne todos los puntos en los que la onda está en fase (por ejemplo en que la onda pasa por un máximo) y en la cual la presión es máxima.

componentes en diferentes frecuencias, además, es posible observar una reducción en cada “pico” espectral pero persistentemente para frecuencias entre 500Hz y 2000Hz, sin embargo para valores de frecuencia mayor no necesariamente sucede lo mismo ya que en ocasiones hay refuerzo de la señal.



Gráfica 24 Espectro del Error residual para una señal de Voz atenuada en el dominio eléctrico.



Gráfica 25 Espectro del Error residual antes y después de la cancelación para una señal de (a) Voz Femenina y una señal de (b) Voz Masculina en el dominio acústico.

En el Medio Electrónico (Gráfica 24) la atenuación es en promedio de 20dB, en la mayoría de la banda de interés, mientras que en el Medio Acústico (Gráfica 25) la atenuación alcanzada es de ~12dB.⁶¹

⁶¹ Los resultados de los experimentos mostraron una significativa reducción pico de la Voz por ~16dB en los alrededores de 1 a 1.5kHz.

Estas pruebas incluyeron, algunas señales de audio con música, música y voces, y voces aisladas tanto femeninas como masculinas previamente grabadas.

En general, se consiguió una disminución máxima (“silencio”) del nivel de presión acústica de la Voz en una zona puntual del espacio, con pequeñas dimensiones algo difíciles de medir, pero que en teoría es aproximada a una esfera virtual de un diámetro entorno a la décima parte de la mínima longitud de onda, igual a $(340/(10*4k)) 0.85\text{cm}^3$. Como se puede apreciar en la Tabla 6., estas reducidas dimensiones de la zona de silencio dependen de la frecuencia máxima de la señal a cancelar.

Se hace notar que algunas de las combinaciones de orientación del actuador (parlante de cancelación) muy próximas al sensor (micrófono de referencia), y los niveles de intensidad sonora de las señales acústicas involucradas (ruido y anti-sonido),⁶², afectaban negativamente el desempeño del sistema de cancelación generando un comportamiento inestable, ya que mostraba una salida oscilatoria de magnitud creciente debido a efectos de retroalimentación acústica; produciendo generalmente un tono de alta frecuencia muy molesto, impidiendo al mismo sistema cumplir sus funciones de atenuación sonora, ya que no existe opción dentro del algoritmo seleccionado, para contrarrestar dinámicamente esta modificación.

Al igual que en un lazo de control clásico, la ganancia del controlador puede crecer indefinidamente generando una señal de gran amplitud pero indeseable, reflejadas en el cálculo ineficiente del error.

⁶² si la ganancia del amplificador de potencia del actuador o señal de entrada aumenta (> 20dB), la señal de anti-sonido diverge haciendo que el sistema de cancelación deje de operar correctamente reproduciendo solo ruido aleatorio, y bloqueando la tarjeta de desarrollo haciendo necesario cargar de nuevo el programa en el DSP para volverlo a poner en funcionamiento.

El procedimiento para encontrar las posiciones “óptimas” del micrófono de referencia (sensor) y el parlante de cancelación (actuador), ayudando a eliminar en cierto modo estas inestabilidades está basado en prueba y error.⁶³

Se observó que modificando la posición del sensor de medición MdB para determinar en qué punto se ubica la zona de atenuación acústica, y para zonas distintas delante del parlante generador de anti-sonido, se alteraban los resultados, revelando que había refuerzos y atenuaciones que dependen de aspectos tales como, la superposición de ondas sonoras, la contaminación acústica y el anti-sonido, entre otros.⁶⁴

Se llevaron a cabo pruebas empleando el algoritmo RLS. El problema con este algoritmo, radica en el tiempo de computación, ya que el número de operaciones es un poco mayor en este algoritmo que en el LMS, deteriorando la señal de anti-sonido, produciendo un sonido entrecortado siempre que el número de coeficientes estuviese por encima de los 16. No obstante, y en el dominio eléctrico, se obtuvieron resultados mucho mejores comparados con el algoritmo LMS con 128 coeficientes frente a 8 del RLS y un tiempo de convergencia perceptiblemente mucho más rápido.

No se pudieron realizar pruebas con estructuras más complejas debido al poco entendimiento del funcionamiento simultáneo de los dos canales de entrada analógicos dentro de la tarjeta de desarrollo, además de las reducidas dimensiones en la zona de silencio y la distancia entre ambas fuentes.

⁶³ Indistintamente de este método aplicado, se presenta un estudio de ello en el Anexo D.

⁶⁴ El estudio que ello representa se sale de los objetivos del actual proyecto de grado. Una discusión del Principio de Superposición esta disponible e internet desde: <http://mural.uv.es/miyallon/fisicageneral2/Tema04_c.pdf>, y <en.wikibooks.org/wiki/Acoustics/Print_version>. [Con acceso el: 27 de Abril de 2009].

6. CONCLUSIONES

La flexibilidad y repetibilidad de las herramientas de simulación como MATLAB® permiten conocer y anticipar el comportamiento de las señales, y sirven de base para la ejecución de los algoritmos en el DSP, manifestando su apoyo a las conclusiones y demostrando la eficacia del método propuesto.

El algoritmo LMS no converge a un valor óptimo debido a su comportamiento ruidoso, oscilaciones de gran amplitud en el error y largo tiempo de convergencia; cancelando peor y con mayor número de coeficientes; comparado con los demás algoritmos implementados.

El algoritmo que ofrece un mejor nivel de cancelación, es mucho más estable, se adhiere mucho más cerca de los valores correctos y que tiene el potencial para funcionar muy bien contra el LMS, es el algoritmo RLS. Sin embargo, esto es cuando no se tiene en cuenta la interferencia que puede existir de la fuente secundaria de ruido hacia el micrófono de referencia, (retroalimentación acústica) y siempre que se pueda superar la intensidad de cálculo del algoritmo.

La elección del algoritmo adaptativo siempre es una desventaja entre la complejidad computacional y una rápida convergencia. Depende de la aplicación particular, ya que se necesitan algoritmos que sean aun más rápidos dependiendo del tiempo disponible para operar.

Para garantizar la convergencia y estabilidad del sistema, el producto de la constante de tiempo (τ) y el desajuste (G) es fijo para un algoritmo adaptativo, de modo que ganar en rapidez de convergencia tiene que ser a costa de admitir un mayor error residual (peor estimación de la respuesta real) o, por el contrario, para

minimizar ese error residual se tiene que buscar una convergencia más lenta (μ o número de coeficientes N menor).

Dependiendo de la precisión numérica del DSP, se podrá mantener o no la inversión de fase de la señal de anti-sonido comparada con la señal de contaminación acústica.

A pesar de esto, el algoritmo implementado, basado en el DSP, ha comprobado que los resultados procedentes del análisis previo (mediante estudio teórico y de simulación) también pueden ser relativamente alcanzados en un sistema práctico, y sobre todo, que el coste computacional del algoritmo y la capacidad para procesar datos en tiempo real, es abordable por los sistemas hardware existentes.

Al igual que en la ANC, la AVC puede crear interferencias constructivas⁶⁵ y ampliar la perturbación en determinados lugares del campo de sonido, y, posiblemente, ampliar la conversación que se pensaba iba a ser atenuada, por lo que no se puede conseguir control global con una fuente puntual secundaria.

El tamaño de los parlantes, la distancia entre las fuentes (actuador) y el sensor del experimento, modifican en gran medida el rango de frecuencias y los valores de atenuación que se pueden obtener. Esta cancelación es más eficaz cuando la fuente secundaria está próxima a la fuente primaria.

La retroalimentación acústica entre el actuador y el sensor del proceso sucede cuando la señal de anti-sonido supera cierto umbral de intensidad y el algoritmo no puede separar la señal generada de la indeseada y se retroalimenta hasta desestabilizarse, pudiendo transformar un sistema que sólo tiene ceros, en un sistema con polos y ceros.

⁶⁵ Si la diferencia de caminos es igual a un número entero de longitudes de onda, la interferencia es de reforzamiento. Estos puntos alcanzan un estado estacionario y la curva que los une es una hipérbola.

En general se puede concluir que:

La ANC es relativamente fácil con una sola frecuencia, pero es mucho más difícil con sonidos complejos, como la voz.

Aunque los algoritmos adaptativos se han estudiado y aplicado a problemas distintos al planteado en este trabajo de grado, el particularizarse en una aplicación concreta: la de Cancelación Activa de Voz, no quita generalidad a los resultados alcanzados, puesto que en todo caso es una aplicación que añade dificultades adicionales al resto de aplicaciones de control adaptativo.

A diferencia de los sistemas empleados para la cancelación eléctrica, en la AVC deben considerarse los efectos que sufren las señales debido a las propiedades acústicas del espacio, los procesos de muestreo y captura de los datos, entre otros.

El éxito de la AVC radica en la correcta interconexión entre sus aspectos acústicos y de control, es decir,

- Diseño de la estrategia de control: Máxima eficiencia sobre la mayor banda de frecuencias posible.
- Elección del algoritmo de control: Adaptabilidad del sistema a ciertas variaciones en los parámetros físicos.
- Implementación hardware del sistema de control: Robustez y confiabilidad de los elementos y simplificación de la parte electrónica.

Pese a que la voz es quizás la señal más problemática a la hora de analizar, debido a su poca cancelación, rango de frecuencias demasiado altas,⁶⁶ y a que su naturaleza no es de carácter periódico, sin duda se ha conseguido demostrar que en cierto modo es posible obtener una Cancelación Activa de la Voz.

⁶⁶ (> 500Hz) comparadas con aplicaciones tradicionales de control activo.

El profundizar en un tema como este, da cuenta de la grandeza del aprendizaje, de todo el trabajo que existe detrás de cualquier hecho, y de cómo se recurre y se necesita de cualquier estudio realizado en otros tiempos que no conocieron el desarrollo tecnológico que ahora se tiene.

... “Concluiré diciendo que como cualquier trabajo que se realice,....Al terminar la ingeniería “uno se da cuenta que no sabe nada”, se acaban aprendiendo cosas, se adquieren conocimientos que en cualquier caso nunca son desdeñables por mucho que se diga que no van a ser utilizados en un futuro,...y que la formación de ingeniero te lleva a saber aprender, a tener curiosidad por lo que pasa y

“hacer lo que quieres en tu beneficio con las cosas que puedes obtener”.

Esa es la sensación agradable que se queda después de un proyecto por el que se ha dado un tiempo de tu vida.

De cualquier manera, me siento muy orgulloso de que hay una complicidad en lo que estudias y después casi no tienes con quien compartir. De verdad que es motivo de mucha felicidad”....

7. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Llegando a la etapa final de esta tesis, han quedado pendientes posibles estudios a probar en el inicio de una línea abierta de investigación futura de desarrollos relacionados con esta área, de entre los que se pueden destacar:

Optimizar las otras Variantes de la Familia de Algoritmos LMS, extendiendo los resultados obtenidos en este trabajo de grado, y comparando las prestaciones de cada una de las diferentes variantes.

Desarrollar un sistema para la implementación de **Sistemas de Control Activo Multicanal**, con el fin de distribuir el anti-sonido en una región cada vez más grande,⁶⁷ sin olvidar la complejidad que esto le agrega a los algoritmos, debiendo **Investigar Nuevos Algoritmos o Mejorar la Implementación de los Códigos Realizados** en este trabajo para hacerlos mas robustos y veloces.

De entre algunas estrategias que pueden optimizar el coste computacional de estos algoritmos usando en cada iteración la información de un único sensor y no la de todos, se pueden mencionar las denominadas **Scanning** (se van usando secuencialmente la información de cada sensor de error en cada iteración) y **Minimax** (se escoge en cada iteración, el sensor cuyo error sea mayor).

Realizar un **Análisis Previo del Mapa de Ruido** y los **Efectos Espaciales en la Propagación de las Ondas Acústicas**, de esta manera, poder determinar los puntos óptimos de la localización de los sensores de referencia y error, así como de las fuentes empleadas para propagar en el espacio la señal de control.

⁶⁷ por lo tanto, la ubicación de todos los sensores de error es muy importante a fin de que represente la suma total de la energía en el espacio multidimensional.

Para aumentar la coherencia entre los frentes de onda, estos deben ser similares entre sí, de modo que **Modificar las Formas y Tamaños de los Parlantes** involucrados en el proceso de cancelación activa de Voz puede resultar una estrategia para aumentar los niveles de atenuación acústica.

Implementar una Estructura de Identificador de Sistemas con Neutralización de la Retroalimentación Acústica, mediante una estimación previa del efecto de la retroalimentación para después cancelarla de manera que la señal de referencia pueda ayudar a realizar la cancelación de manera efectiva. [55]

Para lograr una reducción del feedback se describen dos procedimientos basados en la cancelación de fase y detección de picos. Una mejor solución posible es el uso de varios filtros notch de banda angosta de frecuencias fijas, distribuidos en el espectro auditivo, usando un algoritmo BLMS (Block LMS), *Generalized Multi-Delay Filter* (GMDF α) empleando la transformada discreta de Hartley (DHT) [31], junto con una estimación del step-size necesario para lograr una convergencia eficiente del algoritmo. [30]

Emplear Técnicas en el Dominio de la Frecuencia, o de ser el caso **Analizar la Conveniencia de Implementar Sistemas Híbridos**, que permita controlar de forma independiente cada frecuencia de la señal primaria, atenuando su nivel, de manera que se conforme el espectro del campo acústico con un perfil determinado en el volumen del espacio controlado.

Quizás la clave para una aplicación más generalizada será **la Integración de Sistemas de AVC ayudados con el Hardware Existente**.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Elliott, S.J. Nelson, P.A. "Active Noise Control", IEEE Signal Processing, 1993.
- [2] Rose, C. "Active Voice Control: An Implementation of Active Noise Control for Canceling Speech". University Honors Scholar. Alabama, 2007.
- [3] Olivares, A.P. "Desarrollo de un Prototipo de Control Activo de Ruido Utilizando el DSP de Punto Flotante TMS320C31". Instituto Tecnológico y de estudios superiores de Monterrey, 2001.
- [4] Stearns, S.D. Widrow, B. "Adaptive Signal Processing", Prentice-Hall, Inc. Englewood Cliffs, N.J, 1985.
- [5] Kuo, S.M. Morgan, D.R. "Active Noise Control Systems Algorithms and DSP implementations", John Willey & Sons, Inc, 1996.
- [6] Haykin, S. "Adaptive Filter Theory", Third Edition, Upper Saddle River, NJ, Prentice Hall, 1996.
- [7] Meler Ferraz, L. "Variantes del Algoritmo LMS. Aplicación a un Sistema Cancelador de Ecos". Escuela Universitaria Politécnica de Teruel. Universidad de Zaragoza, 2005.
- [8] Escobar Salguero, L.H. "Estudio comparativo y aplicaciones de algoritmos de filtrado adaptable". Universidad Nacional Autónoma de México Distrito Federal. ISSN (Versión impresa): 1405-7743., 2004.
- [9] Semiconductor Corporation. "LMS Adaptive Filter Lattice". Diseño de referencia RD1031. 2006. Disponible en internet en: <www.latticesemi.com> [Con acceso el: 28 de Abril del 2009].
- [10] Ferrao, H.N. Novotny, W. Pérez, J.O. Sayago, C.F. "Incremento en la Velocidad de Convergencia para Filtrado Adaptivo Utilizando Pre-procesamiento de la Señal de Entrada". Universidad Nacional de Tucumán, 2004.

- [11] National Instruments, LabVIEW. "Choosing an Adaptive Filter Algorithm (Adaptive Filter Toolkit)", Manual, 2008.
- [12] Johnson, C.R. Larimore, M.G. Treichler, J.R. "Theory and Design of Adaptive Filters", New York: Wiley, 1987.
- [13] Milosevic, A. Schaufelberger, U. "Active Noise Control". Rapperswil, University of Applied Sciences Rapperswil HSR, 2005.
- [14] Morgan, D.R. Thi, J.C. "A delayless subband adaptive filter", IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 43, No. 8., 1995.
- [15] Morgan, D.R. Thi, J.C. "Delayless subband active noise control, Proc. IC ASSP, Vol. I, pp. 181-184., 1993.
- [16] Ecuación adaptativa de un canal digital. Comunicaciones Digitales. PRL. Noviembre 2004. Disponible desde internet en: <http://personal.auna.com/lorenzo.diaz/ermele/trabajos/Teor%EDa%20ecualizaci%F3n%20adaptativa.pdf> [Con acceso el: 28 de Abril del 2009].
- [17] Cioffi, J.M. "Fast Transversal Filters for Communications Applications", PhD dissertation, Stanford University, Palo Alto, CA, 1984.
- [18] T. MathWorks, "Signal processing blockset: Adaptive filters." Disponible desde internet en: www.mathworks.com [Con acceso el: 28 de Abril del 2009].
- [19] Guicking, D. "Active noise control – achievements, problems and perspectives," in Proc. Int. Symp. Active Control of Sound Vib., pp. 109-118., 1991.
- [20] Jarabo Amores, M.P. "Técnicas de optimización en ingeniería. Programación no lineal. "El algoritmo LMS. Ejemplo de aplicación"". Universidad De Alcalá, 2007.
- [21] Bravo Parra, M.A. "Estructuras FIR para Cancelación Activa de Ruido". Instituto Politécnico Nacional, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica. México, D. F., 2005
- [22] Muñoz Raza, E.A. Tapia León, X.A. "Diseño e Implementación de un Sistema de Reducción del Ruido Industrial en la Comunicación entre Operadores". Escuela Politécnica Nacional, Quito, 2007.

[23] Davari, P. Hassanpour, H. "A Variable Step-Size FxLMS Algorithm for Feedforward Active Noise Control Systems Based On a New Online Secondary Path Modelling Technique". Mazandaran University, Shariatee Av, Babol, Iran, 2008.

[24] Abe, M. Kawamata, M. Tahir Akhtar, M. "A New Structure or Feedforward for Active Noise Control Systems with Online Secondary-Path Modeling. Department of Electronic Engineering, Tohoku University, Sendai 980-8579, JAPAN, 2003.

[25] Marhea, "Manual de Sonido, Capítulo 6, Microfonía". Estudio de Mastering Semi-profesional. Disponible desde internet en:

<<http://www.estudiomarhea.net/manualc06.htm>> [Con acceso el: 28 de Abril del 2009].

[26] Aguilar, L. Lleida, E. Masgrau, E. "Performance Comparison of several Adaptive schemes for microphone array beamforming". University of Zaragoza, E50015 Zaragoza, Spain, 1999.

[27] Karthikeyan, A. Wright, A. "Experimental characterization of the near field zones of silence in an active sound cancellation scheme," in International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 1999.

[28] Chassaing, R. "Digital Signal Processing and Applications with the C6713 and C6416 DSK". Worcester Polytechnic Institute. A John Wiley & Sons, INC., Publication, 2005.

BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTARIA

[29] Mora Vergara, N.L. Sierra Ordóñez, C.A. “Implementación de un sistema de Cancelación Activa de Ruido generado por perturbaciones seudo periódicas en Recintos Cerrados”. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, 2009.

[30] Thomas Fillon, J.P. Acoustic Feedback Cancellation For Hearing-Aids, Using Multi-Delay Filter, NORSIG-2002, 5th Nordic Signal Processing Symposium, 2002.

[31] Jacques Prado, E.M. Frequency-domain adaptive filtering with applications to acoustic echo cancellation, annales des Telecommunications, Vol. 49., 1994.

[32] Elliott, S.J. Nelson, P.A. “Active control of sound”, Pub. Academic Press, London, San Diego, ISBN 0-12-515425-9., 1992.

[33] Elliott, S.J. Nelson, P.A. “Active Noise Control, Low-frequency techniques for suppressing acoustic noise leap forward with signal processing”, IEEE Signal Processing, Magazine, 1993.

[34] Lankila, A. “Simulation Model for an Active Noise Control System - Development and Validation”. Helsinki University Of Technology. Espoo, 2008.

[35] Cuenca, D. Jiménez, G. Muñoz. A. “Control Activo de Ruido”. Universidad de Costa Rica, 2005.

[36] Sarmiento Salgado, A.B. “Validación de software para predicción de acústica de salas y aplicación al diseño de aulas”. Universidad de Vigo. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicaciones. ETSIT Vigo, 2003.

[37] Nogueira, A. “Canceladores de Eco - Aplicación de filtros adaptivos”. C.I. 2 .787.624-2. Disponible desde internet en:

<http://iie.fing.edu.uy/ense/asign/tes/materiales/monografias/CanceladoresEco_Albaana.pdf> [Con acceso el: 28 de Abril del 2009].

[38] Manikandan, S. Mythili, S. "Improved active noise feedforward control systems using delta rule algorithm". Dept of ECE, KSR College of Tech, ANNA University, Tamilnadu, India. ISSN 1311-4360. Volume 19., 2006.

[39] Magotra, N. (1) Loizou, P. (2) Siravara, B. (1) "A novel approach for single microphone active noise cancellation". (1) Texas Instruments Inc., Dallas. (2) University of Texas at Dallas. Richardson, 2002.

[40] Slock, D.T.M. "On the convergence behavior of the LMS and the normalized LMS algorithms," IEEE Trans. Signal Processing, 41, 2811-2825, 1993.

[41] Rupp, M. "The behavior of LMS and NLMS algorithms in the presence of spherically invariant processes," IEEE Trans. Signal Processing, 41, 1149-1160., 1993.

[42] Shynk, J.J. "Frequency-domain and multirate adaptive filtering", IEEE Signal Processing. Magazine, pp. 14-37., 1992.

[43] Manikandan, S. "Literature Survey of Active Noise Control Systems". Dept of Ece, Anna University, Ksr College of Tech, Tiruchengode, Tamilnadu, India-637209., 2006.

[44] Gilloire, A. Vetterli, M. "Adaptive Filtering in Sub-Bands", Proc. ICASSP, Vol. 3, pp. 1572- 1575., 1988.

[45] Orchard, M.T. Usevitch, B.E. "Adaptive Filtering Using Filter Banks", IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, Vol. 43, No. 3., 1996.

[46] Alves, R.G. Petraglia, M.R. "New Results on Adaptive Filtering Using Filter Banks", IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 1997.

[47] Park, S.J. Park, Y.C. Youn, D.H. Yun, J.H. "A Delayless Subband Active Noise Control System for Wideband Noise Control", IEEE Transactions On Speech And Audio Processing, Vol. 9, No. 8., 2001.

[48] Cocherová, E. Kadlec, J. Oravec, J. "Simulation of RLS and LMS algorithms for adaptive noise cancellation in Matlab". Department of Radioelectronics, FEI STU Bratislava, Slovak Republic. UTIA, CAS Praha, Czech Republic. Disponible desde internet en:

< http://dsp.vscht.cz/konference_matlab/matlab00/ondracka.pdf> [Con acceso el: 28 de Abril del 2009].

[49] Vanathi, P.T. Vijaykumar, V.R. “Modified Adaptive Filtering Algorithm for Noise Cancellation in Speech Signals”. ISSN 1392 – 1215. No. 2(74). Department of Electronics and Communication Engineering, PSG College of Technology, Coimbatore-641004, India, P. Kanagasapabathy. Madras Institute of Technology, Chennai, India, 2007.

[50] Kailath, T. Slock, D.T.M. “Numerically stable fast transversal filters for recursive least squares adaptive filtering,” IEEE Trans. Signal Processing, 39, 92-114., 1991.

[51] Morgan, D.R. “An analysis of multiple correlation cancellation loops with a filter in the auxiliary path,” IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, ASSP-28, 454-467., 1980.

[52] M.C. Allie, Bremigan, C.D. Eriksson, L.J. Gilbert, J.A. “Weight vector analysis of an RLMS adaptive filter with on-line auxiliary path modelling,” in Proc. IC ASSP, pp. 2029-2032., 1989.

[53] Masgrau, E. Vicente, L. “Performance comparison of two fast algorithms for active control”. Dept. of Electronics Engineering and Communication, University of Zaragoza. E50015, SPAIN, 1999.

[54] Capdevila, R. Jiménez, S. Romeu, J. Salueña, X. “La Descarga Acústica como Estrategia alternativa en Control Activo de Ruido”. UPC. PACS: 43.50.Ki. Terrassa, España, 2001.

[55] Boim, D.J.F. Bontempi, P.J. García Barrese, M.F. Wundes, P.E. “Audífonos digitales con reducción direccional de ruido utilizando un array de micrófonos omnidireccionales”. Instituto Tecnológico de Buenos Aires, 2008.