

**CANCELACION ACTIVA DE RUIDO EN AUDIFONOS**

**ESTEBAN MAURICIO GOMEZ GALVS**

**BOGOTA D.C.**

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA**

**FALCULTAD DE INGENIERIA**

**MAESTRIA EN INGENIERIA ELECTRONICA**

**2007**

**CANCELACION ACTIVA DE RUIDO EN AUDIFONOS**

**ESTEBAN MAURICIO GOMEZ GALVS**

**Trabajo de grado para optar por el titulo de  
Magíster en Ingeniería Electrónica**

**Director**

**JAVIER VILLEGAS PLAZAS**

**Ingeniero Electrónico, M.Sc.**

**BOGOTA D.C.**

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA**

**FALCULTAD DE INGENIERIA**

**MAESTRIA EN INGENIERIA ELECTRONICA**

**2007**

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA**  
**FACULTAD DE INGENIERIA**  
**MAESTRIA EN INGENIERIA ELECTRONICA**

**RECTOR MAGNIFICO**

**P. JOAQUIN SANCHEZ, S.J.**

**DECANO ACADEMICO**

**ING. FRANCISCO JAVIER REBOLLEDO MUÑOZ**

**DECANO DE MEDIO UNIVERSITARIO**

**P. SERGIO BERNAL RESTREPO, S.J.**

**DIRECTOR DE MAESTRIA**

**LUIS DAVID PRIETO MARTINEZ, Ph.D.**

**DIRECTOR DEL PROYECTO**

**ING. JAVIER VILLEGAS PLAZAS, M.Sc.**

**Artículo 23 de la Resolución No 13 del 6 de Julio de 1964**

“La Universidad no se hace responsable de los conceptos emitidos por sus alumnos en sus proyectos de grado.

Sólo velará porque no se publique nada contrario al dogma y la moral católica y porque no contenga ataques o polémicas puramente personales. Antes bien, que se vean en ellos el anhelo de buscar la verdad y la justicia.”

**A mis amados padres**

## TABLA DE CONTENIDO

TABLA DE CONTENIDO.....	6
INDICE DE GRAFICAS .....	7
INDICE DE TABLAS .....	8
1. INTRODUCCION .....	9
2. MARCO TEORICO.....	11
2.1 Física del Sonido.....	11
2.1.1 Ruido de Banda Ancha.....	12
2.1.2 Ruido de Banda Angosta.....	12
2.2 Control Activo del Ruido (ANC).....	12
2.2.1 Algoritmo Least Mean Square (LMS) .....	13
2.2.2 Control Activo de Ruido de Banda Ancha en Feedforward .....	18
2.2.3 Algoritmo Filtered-X LMS .....	20
2.2.4 Feedback ANC.....	22
3. ESPECIFICACIONES.....	25
4. DESARROLLOS .....	27
4.1 Simulación de los algoritmos adaptables RLS, LMS y FxLMS.....	27
4.1.1 Simulación de los algoritmos RLS y LMS .....	27
4.1.2 Simulación algoritmo FxLMS .....	29
4.2 Implementación del algoritmo FxLMS para ANC en audífonos.....	30
4.2.1 Identificación de la planta $S(z)$ para el sistema de ANC .....	30
4.2.2 Montaje y evaluación del Algoritmo FxLMS en línea .....	31
5. ANALISIS DE RESULTADOS .....	32
5.1 Simulaciones algoritmos LMS y RLS .....	32
5.2 Simulaciones algoritmo FxLMS .....	35
5.3 Identificación de la planta o camino secundario .....	38
5.4 Evaluación del sistema de ANC con algoritmo FxLMS.....	39
6. CONCLUSIONES .....	43
7. BIBLIOGRAFÍA .....	46

## INDICE DE GRAFICAS

Figura 2.1. Estructura de Filtro FIR transversal.....	14
Figura 2.2. Sistema de ANC de banda ancha en feedforward .....	18
Figura 2.3. Diagrama del sistema de ANC .....	19
Figura 2.4. Sistema de ANC con algoritmo FxLMS.....	21
Figura 2.5. Sistema de ANC en feedback de banda ancha con FxLMS .....	22
Figura 2.6. Filtro de predicción lineal .....	24
Figura 3.1. Montaje para evaluación del sistema de ANC con FxLMS .....	25
Figura 3.2. Sistema de Identificación de Planta $S(z)$ .....	26
Figura 4.1. Diagrama de simulación para LMS y RLS.....	28
Figura 4.2. Diagrama de simulación para FxLMS.....	29
Figura 4.3. Diagrama de identificación de camino secundario $S(z)$ .....	30
Figura 4.4. Montaje de FxLMS en un sistema de ANC para audífonos .....	31
Figura 5.1. Simulación LMS con ruido primario de 500 Hz y SNR = 30 dB.....	33
Figura 5.2.a. Señal de error para $u = 0.001$ .....	33
Figura 5.2.b. Señal de error para $u = 0.01$ .....	33
Figura 5.3. Señal de error para $u = 0.045$ .....	34
Figura 5.4. Señal de error para $F=600$ Hz.....	34
Figura 5.6. Simulación RLS con ruido primario de 100 Hz y SNR =100 dB.....	35
Figura 5.7. Simulación FxLMS con ruido primario de 1000 Hz y SNR = 30 dB .....	36
Figura 5.8.a. Señal de error para $\mu=0.01$ .....	37
Figura 5.9.a. Señal de error para $\Delta=\pm 2$ .....	37
Figura 5.9.c. Señal de error para $\Delta=\pm 6$ .....	37
Figura 5.8.b. Señal de error para $\mu = 0.1$ .....	37
Figura 5.9.b. Señal de error $\Delta=+4$ .....	37
Figura 5.9.d Señal de error para $\Delta=-4$ .....	37
Figura 5.10. Convergencia de la señal de error al identificar la planta.....	38
Figura 5.11. Respuesta en frecuencia del modelo de planta .....	39
Figura 5.12. Atenuación de ruido primario con FxLMS tiempo real.....	40
Figura 5.13. Atenuación de ruido primario con respecto a la frecuencia .....	41
Figura 5.14. Atenuación del ruido de moto-tool a 8000 rpm.....	42
Figura 5.15. Atenuación del ruido de moto-tool a 24000 rpm.....	42

## **INDICE DE TABLAS**

Tabla 5.1. Atenuación del ruido de un moto-tool a diferentes velocidades .....	42
--	----



# 1. INTRODUCCION

Los altos niveles de ruido acústico en los ambientes industriales y su exposición prolongada son causas de pérdida en la audición, estrés y baja productividad. En este sentido, se desarrollan sobre las últimas dos décadas, investigaciones para cancelar el ruido indeseable por medio de la técnica conocida como control activo de ruido (ANC por sus siglas en inglés), que busca producir una onda desfasada que se oponga a la onda del ruido indeseable, para de esta forma ser eliminado. La tecnología de cancelación activa de ruido se utiliza en numerosas aplicaciones, incluyendo silenciadores para autos, calefactores, reposacabezas en aviones y carros. Particularmente audífonos que emplean ANC son funcionales para trabajadores en rampas de aeropuertos, conductores de ambulancias y muchas otras personas que trabajan bajo ruido de maquinaria pesada.

Sobre esta técnica, se han adelantado investigaciones con el fin de encontrar algoritmos eficientes que logren la cancelación activa de ruido, implementándolos en dispositivos de procesamiento de señales tales como los DSP (Digital Signal Processors), que a medida que avanza la tecnología de integración de circuitos, incrementan su velocidad de procesamiento, mejorando el desempeño de los algoritmos a la hora de realizar ANC.

Uno de estos algoritmos es el llamado FxLMS, el cual es un algoritmo adaptable derivado del muy utilizado LMS, que no exige una elevada capacidad de procesamiento y que se adecua muy bien al hardware de procesamiento de señales actual. Es precisamente el FxLMS, el cual es el objeto central de este estudio, investigando su desempeño al implementarlo en un sistema de cancelación activa de ruido en audífonos.

Por lo tanto, en la primera parte de este trabajo se desarrollan simulaciones en

computador, tendientes a evaluar la capacidad de este algoritmo y compararlo con otros que también realizan el trabajo de ANC. Una vez finalizada esta evaluación y previo al montaje del algoritmo en tiempo real, se debe realizar una caracterización del sistema en donde se va a implementar el sistema de ANC, esto corresponde a la segunda fase del proyecto, fase que merece especial atención ya que de su adecuado tratamiento, depende la siguiente y última fase del proyecto. Esta última fase, se ocupa de implementar el sistema de cancelación de ruido utilizando el algoritmo FxLMS, permitiendo así estudiar su desempeño y establecer conclusiones que ayuden a apoyar futuras investigaciones sobre esta área.

Por lo tanto, a continuación se presenta el marco teórico de la ANC y los algoritmos usados para lograr tal fin, así como el estado del arte de estas técnicas.

## 2. MARCO TEORICO

El marco teórico del presente trabajo se desarrolla en la física del sonido y la teoría del control activo del ruido, que involucra a su vez los sistemas adaptables.

### 2.1 Física del Sonido

El sonido como lo define Tipler<sup>1</sup>, se produce cuando un cuerpo que vibra causa una perturbación en el medio que lo rodea, esta perturbación viaja a través del medio en formas de onda longitudinales trasportando energía.

Uno de los medios de transporte del sonido es el aire, en este caso, si se tiene un foco puntual de generación de sonido, las ondas generadas se propagan en tres dimensiones y se mueven alejándose del foco formando superficies esféricas concéntricas cuya área es mayor a medida que se alejan del foco. Al establecer la razón entre la potencia que emite un foco generador de sonido y el área de la esfera a una distancia  $r$  del foco, se obtiene la intensidad del sonido medida en vatios por metro cuadrado. El oído, resulta sensible a un amplio rango de intensidades y la sensación fisiológica de la fuerza sonora no varía directamente con la intensidad, sino más bien en forma logarítmica, debido a esto, se realiza la medición del nivel de intensidad sonora en decibeles (dB). La sensación de un sonido más fuerte o débil depende no solo de la intensidad sino también de la frecuencia, con un margen que va desde los 20 Hz hasta los 10 KHz.

Son variadas las propiedades del sonido, como la interferencia, la refracción, difracción y reflexión. Una importante propiedad tenida en cuenta en la cancelación activa de ruido es

---

<sup>1</sup> R, A, Paul. "Física, Tercera Edición", Editorial Reverte, Barcelona 1995.

la interferencia destructiva, en la cual, si dos focos de sonido producen ondas de la misma frecuencia y amplitud pero con un ángulo de desfase de  $180^\circ$ , habrá una región en el espacio en donde estas se cancelan, generando así, una zona de silencio.

Los sonidos no deseados se definen como ruido<sup>2</sup>. Existen dos clasificaciones para el ruido acústico dependiendo de su espectro; de banda ancha y de banda angosta.

### **2.1.1 Ruido de Banda Ancha**

En el ruido de banda ancha, la energía se distribuye relativamente en todas las bandas de frecuencias y su espectro es generalmente plano y continuo aunque puede presentar grandes variaciones. Este es causado por fuentes de turbulencia y es totalmente aleatorio, como el causado por las explosiones.

### **2.1.2 Ruido de Banda Angosta**

La energía de este tipo de ruido se concentra en un rango específico de frecuencias. Generalmente presenta una frecuencia marcada con mayor amplitud. Se produce especialmente por fuentes periódicas como maquinas rotativas.

## **2.2 Control Activo del Ruido (ANC)**

Las formas de solucionar los problemas de ruido acústico se enfocan en usar *cancelación pasiva de ruido*, que son técnicas de aislamiento acústico tales como barreras y silenciadores para atenuar el ruido, esto resulta viable en altas frecuencias pero costoso e ineficiente para las bajas<sup>3</sup> y *cancelación activa de ruido*, esto es por medio de la técnica de

---

<sup>2</sup> <http://users.aol.com/inceusa/glossary.html>

<sup>3</sup> KUO Sen. M. & MORGAN Dennis R. "Active Noise Control: A tutorial Review", Proceedings of the IEEE, Vol. 87. No. 6, June 1999, pág 943.

ANC que a continuación se detalla.

Active Noise Control (ANC)<sup>4</sup>, es una técnica de sistemas electroacústicos y electromecánicos para cancelar ruido acústico, basado en el principio de interferencia destructiva del sonido. Los sistemas de ANC se basan ya sea en control *feedforward*, en donde se toma la muestra de la señal de ruido de referencia o en el control *feedback*, en donde el controlador intenta cancelar el ruido sin el beneficio de la entrada de referencia. Debido a que las características acústicas de la fuente de sonido y el medio en donde se propaga son variables en el tiempo; el contenido de frecuencia, la amplitud, fase, y la velocidad del sonido no deseado son no estacionarios, por tal razón, un sistema de ANC debe incorporar filtros adaptables.

Según Haykin<sup>5</sup>, *filtro adaptable* se entiende como un dispositivo que es capaz de auto diseñarse, éste cuenta para sus operaciones con un algoritmo recursivo, el cual hace posible que el filtro se desempeñe satisfactoriamente en un ambiente donde el completo conocimiento de las características de la señal de relevancia no están disponibles. Muchos son los algoritmos estudiados en las últimas décadas para realizar filtros adaptables, uno que merece especial atención es el LMS.

### 2.2.1 Algoritmo Least Mean Square (LMS)

El desarrollo del algoritmo LMS<sup>6</sup> parte de la solución al problema de encontrar un filtro transversal óptimo, en el cual, la salida es la suma ponderada de los valores anteriores de la secuencia de entrada, esto se representa gráficamente por medio de una estructura en filtro

---

<sup>4</sup> KUO, pág 943

<sup>5</sup> HAYKIN, Simon. "Adaptive Filter Theory", Third Edition, Prentice Hall, USA, 2000, pag 365

<sup>6</sup> Ibid., pág. 365

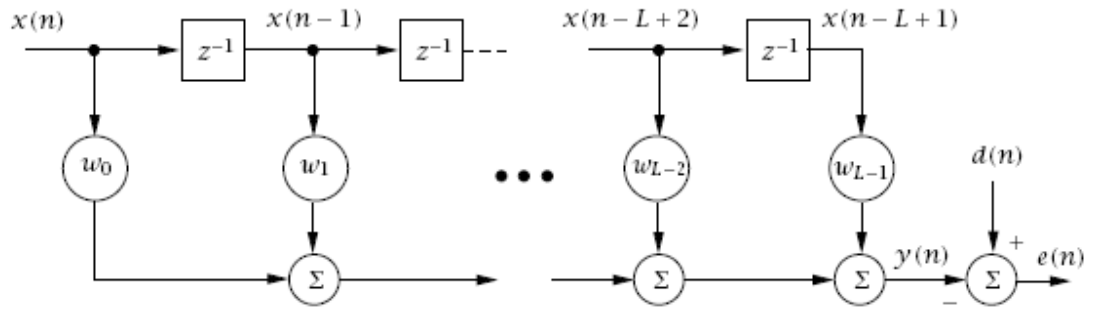


Figura 2.1. Estructura de Filtro FIR transversal

FIR, (figura 2.1). La entrada es una secuencia de muestras de tamaño  $L$ , representada con el vector  $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n+1), \dots, x(n-L+1)]^T$ , donde  $n$ , denota el índice temporal y  $T$  denota transpuesta, esta señal se pondera con un vector de pesos  $\mathbf{w}_k = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$ , para producir en cada instante  $n$  la salida  $y(n)$ , que es la suma de los valores ponderados de la secuencia de entrada. La secuencia  $d(n)$  es el valor deseado a la salida del filtro para cada instante  $n$ , a la cual se le resta la salida del filtro  $y(n)$  para obtener el error  $e(n)$  así.

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad 2.1$$

$$= d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \quad 2.2$$

El objetivo del filtro es entonces, producir un estimado de la respuesta deseada  $d(n)$ , que se asume junto con la entrada  $x(n)$  como procesos estacionarios en sentido amplio, de esta forma, se procede a tomar el valor estimado del error cuadrático medio, por medio del operador de estimación estadística  $E[\ ]$ , definiendo la función de costo  $J(n)$  así

$$J = E[e(n)^2] \quad 2.3$$

$$= E[(d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n))^2] \quad 2.4$$

$$= E[d^2(n)] - 2\mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n)d(n)] + \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)]\mathbf{w} \quad 2.5$$

$$= E[d^2(n)] - 2\mathbf{w}^T \mathbf{p} + \mathbf{w}^T \mathbf{R} \mathbf{w} \quad 2.6$$

donde  $\mathbf{p} = E[\mathbf{x}(n)d(n)]$  es la  $(L \times 1)$  correlación cruzada entre el vector de entrada y la serie de tiempo deseada, y  $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)]$  es la  $(L \times L)$  matriz de correlación de la serie de tiempo de entrada. Es de anotar, que la ecuación 2.6 es una función cuadrática de los componentes del vector de pesos  $\mathbf{w}$ , cuando los componentes de la entrada y la respuesta deseada son variables estocásticas estacionarias<sup>7</sup>. La ecuación 2.6, por ser cuadrática tiene un único mínimo global, cual es el vector de pesos óptimo  $\mathbf{w}_{opt}$  o mínimo valor del error cuadrático medio, el cual se obtiene aplicando el operador gradiente  $\nabla$  o derivada parcial de la función, posteriormente se iguala a cero, realizando esta operación se tiene.

$$\nabla J(n) = -2(\mathbf{p} - \mathbf{R}\mathbf{w}(n)) \quad 2.7$$

Si  $\mathbf{R}$  es una matriz definida positiva y así invertible, entonces el valor de pesos del filtro que minimiza  $J$  esta dado por:

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p} \quad 2.8$$

de lo anterior se desprende que, una vez conocida la matriz de correlación  $\mathbf{R}$  de la señal de entrada y la correlación cruzada  $\mathbf{p}$  entre la entrada y la señal deseada, se conoce el valor de los pesos del filtro  $\mathbf{w}$  que lo hacen óptimo.

Hasta aquí se hizo la suposición de trabajar con señales estacionarias, pero en muchas aplicaciones no ocurre así y los estadísticos de la señal varían con el tiempo, por lo tanto, los parámetros en la superficie cuadrática del error no son conocidos y no se dispone de una descripción analítica. Sin embargo, los puntos en la superficie se pueden medir o estimar

---

<sup>7</sup> WIDROW B. & STEARNS S., "Adaptive Signal Processing", Prentice-Hall, Inc, New Jersey, 1985

promediando el error cuadrático sobre un periodo de tiempo<sup>8</sup>. Se recurre entonces a procedimientos de búsqueda sistemática de la superficie del error cuadrático para encontrar el vector de pesos óptimo, una de estas aproximaciones es el *método del gradiente descendente*<sup>9</sup>, en el cual, usando una ecuación recursiva y partiendo desde un valor arbitrario del vector de pesos, se busca el valor óptimo  $\mathbf{w}_{\text{opt}}$  utilizando el negativo del gradiente de la función de costo  $J(n)$  así:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{2} [-\nabla J(n)] \quad 2.9$$

El valor del vector de pesos en la iteración  $(n + 1)$ , se calcula adicionando al vector de pesos de la anterior iteración, una corrección, el cual es el negativo del gradiente de la función de costo  $\nabla J(n)$  multiplicada por el parámetro  $\mu$ , que controla la cantidad de corrección aplicada al vector de pesos en cada iteración. Tras sucesivas correcciones del vector de pesos en la dirección negativa del gradiente se podrá obtener el valor mínimo en la superficie del error, en el punto en donde el vector de pesos se hace óptimo  $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ . Realizando la sustitución de la ecuación 2.7, en la ecuación 2.8, se obtiene

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(\mathbf{p} - \mathbf{R}\mathbf{w}(n)) \quad 2.10$$

en donde se requiere el conocimiento exacto del gradiente a cada instante de tiempo, por lo tanto este es un método determinístico, requiriendo el calculo de funciones de correlación e inversión matricial. Una aproximación de mayor simplicidad evita todo este cálculo y en lugar de ello se realiza la estimación del gradiente, es aquí donde nace el algoritmo LMS<sup>10</sup>

---

<sup>8</sup> WIDROW B, pág 56

<sup>9</sup> HAYKIN, pág 341

<sup>10</sup> Ibid., pág. 365



y por tal razón es llamado algoritmo de *gradiente estocástico* y debido a su simplicidad de cálculo y programación ha alcanzado numerosas aplicaciones.

El algoritmo LMS se deriva de la ecuación 2.10, en donde  $(\mathbf{p} - \mathbf{R}\mathbf{w}(n))$  representa el gradiente determinístico de la función de costo, el cual se obtiene tomando el valor esperado de la ecuación de error (ecuación 2.1), como sigue:

$$E[e(n)\mathbf{x}^T(n)] = E[d(n)\mathbf{x}^T(n)] - E[\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)] \quad 2.11$$

$$= \mathbf{p}^T - \mathbf{w}^T \mathbf{p} \quad 2.12$$

$$E[\mathbf{x}(n)e(n)] = \mathbf{p} - \mathbf{R}\mathbf{w} \quad 2.13$$

En la ecuación 2.13, el lado izquierdo corresponde al valor esperado del producto del error por la secuencia de entrada. Al realizar la aproximación de  $E[\mathbf{x}(n)e(n)]$  como el producto  $\mathbf{x}(n)$  por  $e(n)$  y sustituyendo en la ecuación 2.9, se obtiene

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad 2.14$$

que representa la ecuación sobre la cual el algoritmo LMS realiza las iteraciones necesarias para encontrar el vector de pesos óptimo  $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ . La complejidad de este algoritmo se reduce a realizar cálculos con un único parámetro de ajuste ( $\mu$ ), que tras el estudio de convergencia<sup>11</sup> se establece dentro de un margen especificado por la ecuación

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{tap} - \text{input power}} \quad 2.15$$

$$\text{tap} - \text{input power} = \sum_{k=0}^{M-1} E[|x(n-k)|^2] \quad 2.16$$

donde M, es el número de coeficientes del filtro. Dentro del límite del parámetro  $\mu$  (ecuación 2.15), la velocidad de convergencia y el ruido o diferencia entre el vector

---

<sup>11</sup> HAYKIN, pág 390

solución y el óptimo, queda determinada por el valor del paso  $\mu$ <sup>12</sup>. A mayor valor en este parámetro, mayor velocidad de convergencia, con la consecuencia de obtener un vector solución que se aleja en mayor medida del vector de pesos óptimo. Lo contrario sucede, si se reduce el valor del parámetro con el objeto de reducir el ruido, a costa de una disminución en la velocidad de convergencia del algoritmo<sup>13</sup>.

### 2.2.2 Control Activo de Ruido de Banda Ancha en Feedforward

Este sistema está basado en un sensor de ruido primario, un micrófono de error y un parlante productor de ruido secundario, teniendo así el esquema de único canal acústico en ducto con sistema de ANC, su estructura se muestra en la figura 2.2. Aquí, el ruido primario muestreado por el micrófono de referencia, se procesa por medio del sistema de ANC para producir la señal que maneja el parlante. El micrófono de error sensa la señal residual con la cual se monitorea el desempeño del sistema de ANC.

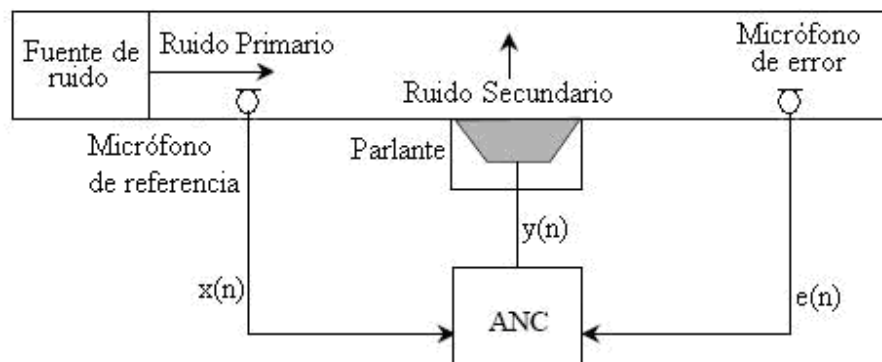


Figura 2.2. Sistema de ANC de banda ancha en feedforward

El bloque básico sobre la cual el sistema de ANC se construye, se muestra en al figura 2.3, en donde el filtro adaptativo  $W(z)$  es usado para estimar la planta desconocida  $P(z)$  ó

<sup>12</sup> WIDROW, pág 102

<sup>13</sup> HAYKIN, pág 404

camino primario y está compuesto por la respuesta acústica del sonido al propagarse desde el micrófono de referencia hasta el micrófono de error.

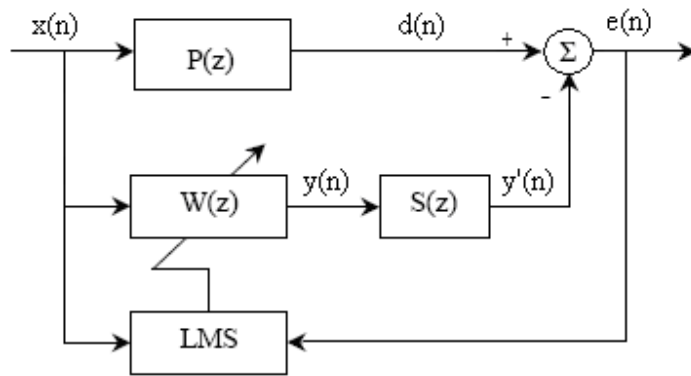


Figura 2.3. Diagrama del sistema de ANC

La superposición acústica representada como una diferencia en el diagrama de la figura 2.3, se lleva a cabo entre el parlante y el micrófono de error, en donde el ruido primario se combina con el ruido secundario, este hecho, hace necesario la inclusión de una planta  $S(z)$  que incluye el conversor digital-análogo (D/A), filtro de reconstrucción, amplificador de potencia, parlante, camino acústico entre el parlante y el micrófono de error, micrófono de error, preamplificador, filtro antialiasing y conversor análogo-digital (A/D). La salida de la planta  $S(z)$  se representa como  $y'(n)$ , el cual es la señal  $y(n)$  filtrada. La salida del sistema de la figura 2.3, es el error  $e(n)$ , que se representa en transformada  $z$  como:

$$E(z) = [P(z) - S(z)W(z)]X(z) \quad 2.17$$

Una vez el algoritmo alcanza la convergencia, el error se hace cero  $E(z) = 0$  y  $W(z)$  se iguala a la función de transferencia optima

$$W^0(z) = \frac{P(z)}{S(z)} \quad 2.18$$

es decir, que el filtro  $W(z)$  debe simultáneamente modelar  $P(z)$  y el inverso de  $S(z)$ . Con un adecuado modelo de la planta, el sistema puede responder instantáneamente a los cambios en la señal de entrada causados por los cambios en las fuentes de ruido<sup>14</sup>. Aunque se debe implementar un filtro FIR de alto orden para aproximar la función racional  $1/S(z)$ , es imposible compensar el retardo inherente debido a  $S(z)$  si el camino primario  $P(z)$  no contiene por lo menos un retardo de igual longitud.

### 2.2.3 Algoritmo Filtered-X LMS

Al utilizar el algoritmo LMS para adaptar el filtro  $W(z)$  como se sugiere en el sistema de la figura 2.3, el error  $e(n)$  es calculado a partir de la salida de la planta  $S(z)$  y no directamente de la salida del filtro  $W(z)$ , tal como lo requiere el algoritmo LMS. Este cambio, causa en la mayoría de los casos inestabilidad, ya que el error no está alineado en tiempo con la señal de referencia debido a la presencia de la planta  $S(z)$ , en otros casos se encontrará una solución irrelevante<sup>15</sup>. La solución es, colocar un filtro idéntico a  $S(z)$ , en el camino de la señal de referencia que actualiza los pesos de  $W(z)$ , naciendo así el llamado *filtered-X LMS* (FxLMS), el nuevo sistema de ANC así formado se muestra en la figura 2.4.

La obtención de la ecuación que rige la actualización de los pesos del filtro sigue los mismos lineamientos del algoritmo LMS. Se parte de la ecuación de error expresada mediante

$$e(n) = d(n) - s(n) * [\mathbf{w}^T(n)x(n)] \quad 2.19$$

donde  $s(n)$  es al respuesta impulso del camino secundario  $S(z)$  y  $*$  denota convolución

---

<sup>14</sup> KUO, pág 945

<sup>15</sup> WIDROW, pág 289

lineal. Asumiendo la función de costo  $\xi(n) = E[e^2(n)]$  para la ecuación 2.19, el filtro minimizará el valor instantáneo del cuadrado del error  $\xi(n) = e^2(n)$ . Al aplicar el operador gradiente a la función de costo se obtiene que  $\nabla \xi(n) = \nabla e^2(n) = 2[\nabla e(n)]e(n)$ . De la misma forma, se aplica el operador gradiente a la ecuación 2.19  $\nabla e(n) = -s(n) * x(n) = -x'(n)$ , en donde  $x'(n) = [x'(n), x'(n+1) \dots x'(n-L+1)]^T$  y  $x'(n) = s(n) * x(n)$  el cual es la señal  $x(n)$  filtrada por la planta  $S(z)$ . Reemplazando el gradiente de la función de costo en el algoritmo del gradiente descendente (ecuación 2.9), se obtiene el algoritmo FxLMS.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}'(n)e(n) \quad 2.20$$

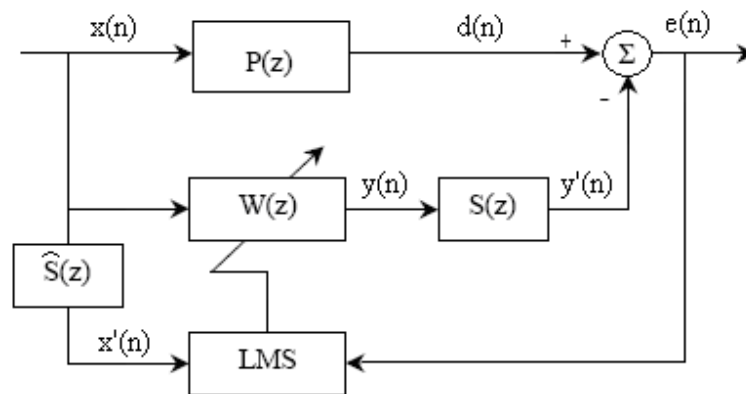


Figura 2.4. Sistema de ANC con algoritmo FxLMS

En la aplicación práctica,  $S(z)$  no es conocida y debe ser estimada por un filtro adicional  $\hat{S}(z)$ . Por lo tanto  $x'(n) = \hat{s}(n) * x(n)$ , donde  $\hat{s}(n)$  es la respuesta impulso de  $\hat{S}(z)$ . El valor máximo del paso  $\mu$  que puede usarse en el algoritmo FxLMS está aproximado por<sup>16</sup>:

<sup>16</sup> KUO, pág 946

$$\mu_{\max} = \frac{1}{P_{x'}(L + \Lambda)} \quad 2.21$$

donde  $P_{x'} = E[x'^2(n)]$ , es la potencia de la señal de referencia filtrada  $x'(n)$ , y  $\Lambda$  es el número de muestras correspondientes al retardo total en el camino secundario. Por lo tanto, el retardo en el camino secundario influye en la respuesta dinámica del sistema de ANC, reduciendo el máximo valor del paso que es posible tomar para el algoritmo FxLMS.

### 2.2.4 Feedback ANC

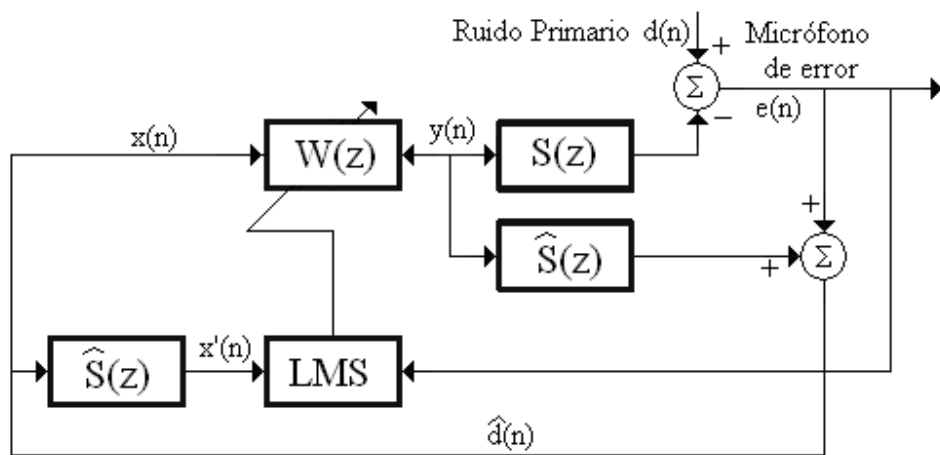


Figura 2.5. Sistema de ANC en feedback de banda ancha con FxLMS

La señal de referencia muestreada por el micrófono de ruido primario, es afectada por la onda de cancelación producida por el parlante, produciéndose la realimentación acústica. Por lo tanto, se hace uso de sistemas de ANC en feedback que no utilizan micrófono de referencia, la señal de referencia, ahora es estimada por el mismo algoritmo, en una estructura como la de la figura 2.5.

El ruido primario es estimado y usado como señal de referencia  $x(n)$  para el filtro de ANC. En el dominio  $z$ , la señal deseada toma la forma  $D(z) = E(z) + S(z)Y(z)$ , donde  $E(z)$

es la señal obtenida del micrófono de error y  $Y(z)$  es la señal generada por el filtro. Si  $\hat{S}(z) \approx S(z)$ , entonces se puede estimar el ruido primario  $d(n)$  y usarlo como señal de referencia  $x(n)$  sintetizada, es decir:

$$X(z) \equiv \hat{D}(z) = E(z) + \hat{S}(z)Y(z) \quad 2.22$$

en este sentido, la señal  $y(n)$  se filtra por el modelo de la planta  $\hat{S}(z)$  y se agrega la señal de error con el objeto de generar el ruido primario. En el dominio discreto, la ecuación 2.22 se describe como

$$x(n) \equiv \hat{d}(n) = e(n) + \sum_{m=0}^{M-1} \hat{s}_m y(n - m) \quad 2.23$$

donde,  $\hat{s}_m$ ,  $m = 0, 1, \dots, M-1$  son los coeficientes del filtro FIR de orden  $M$ , usado para estimar el camino secundario.

De la figura 2.5, si la estimación  $\hat{S}(z)$  se iguala a la planta  $S(z)$ , entonces  $x(n)$  se hace igual a  $d(n)$ . Si el tamaño del paso  $\mu$  es pequeño (baja convergencia), el filtro  $W(z)$  puede conmutarse con  $S(z)$ . Si adicionalmente se asume que el camino secundario puede modelarse simplemente como un retardo, es decir,  $S(z) = z^{-\Delta}$ , entonces la figura 2.5 se asemeja al esquema estándar de un filtro de predicción lineal como el de la figura 2.6. La respuesta del sistema desde  $d(n)$  hasta  $e(n)$  es llamado el filtro de error de predicción  $H(z)$ . El filtro  $W(z)$  actuará como un predictor adaptativo de ruido primario  $d(n)$  para minimizar el error residual  $e(n)$ , entonces el desempeño del sistema de ANC quedará determinado por la capacidad del sistema de predecir el ruido primario  $d(n)$ .

Cuando  $\hat{S}(z) = S(z)$ , la función de transferencia de  $H(z)$  del sistema de feedback desde

$d(n)$  hasta  $e(n)$  queda determinada por

$$H(z) = \frac{E(z)}{D(z)} = 1 - S(z)W(z) \quad 2.24$$

de esta forma, el sistema en feedback bajo condiciones ideales es equivalente al sistema en feedforward visto en la sección 2.2.2.

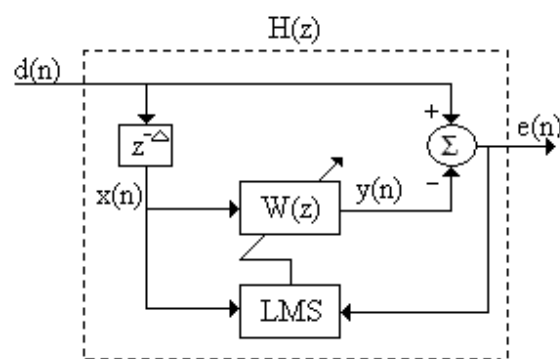


Figura 2.6. Filtro de predicción lineal



### 3. ESPECIFICACIONES

Con el objetivo principal de implementar y evaluar el algoritmo FxLMS para cancelación activa de ruido en audífonos, se desarrollan en primera instancia simulaciones en software por medio de la herramienta MATLAB® v. 6.5. Estas simulaciones, se centran en obtener una evaluación del comportamiento de los algoritmos LMS, RLS y FxLMS sobre un sistema de ANC que emula las características del medio de propagación acústica. Las simulaciones se basan en la variación del tamaño del filtro y del parámetro  $\mu$ , el cual determina la velocidad de convergencia. El sistema se estimula con señal senoidal a la cual se añade ruido gaussiano de determinada SNR y se evalúa la respuesta de estos algoritmos por medio del uso de gráficas en tiempo y en potencia.

Con el objeto de implementar el algoritmo FxLMS para ANC en tiempo real, se implementa una estructura de evaluación como en la figura 3.1. Aquí, el generador de audio, produce ruido senoidal cuya potencia se adecua a las condiciones de saturación de la plataforma de desarrollo TMS320C6713.

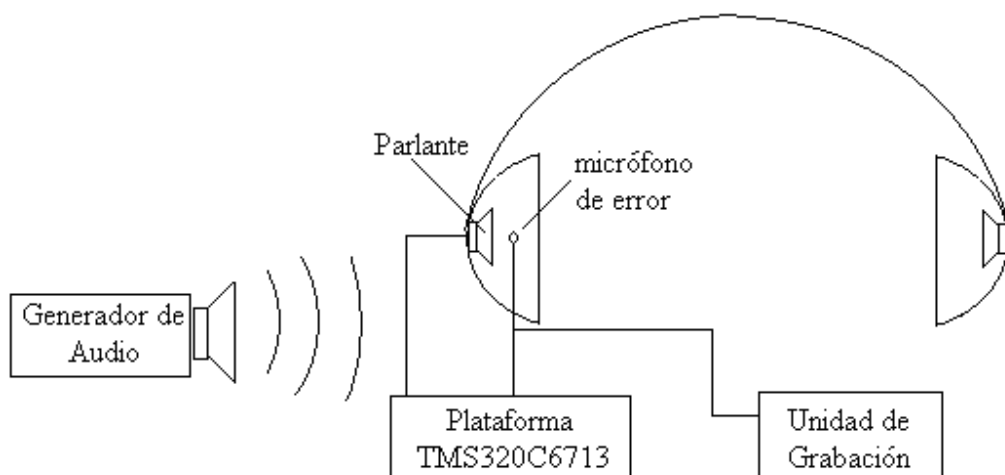


Figura 3.1. Montaje para evaluación del sistema de ANC con FxLMS

Previa a la implementación del algoritmo FxLMS, se identifica la planta, compuesta por el parlante, el camino acústico entre el parlante y el micrófono de error, el micrófono de error y la plataforma de desarrollo. Esta identificación se realiza por medio de la implementación de un sistema adaptable como el de la figura 3.2, en el cual, por medio del algoritmo LMS y mediante el uso de ruido blanco gaussiano generado dentro del DSP, se identifica la planta  $S(z)$  como un filtro FIR  $W(z)$ , cuyo tamaño depende de la efectividad del algoritmo para realizar esta tarea.

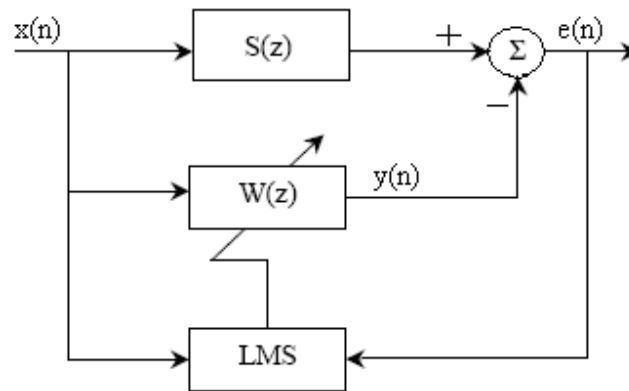


Figura 3.2. Sistema de Identificación de Planta  $S(z)$

La evaluación del algoritmo FxLMS se realiza implementando en el DSP el sistema de ANC en feedback visto en la figura 2.5, que junto con la estructura de evaluación, figura 3.1, constituyen la plataforma de prueba de este algoritmo. A la frecuencia de muestreo de 8000 Hz, se evalúa el algoritmo usando como ruido primario señal senoidal, realizando variaciones en frecuencia de 0 a 2500 Hz, y analizando por medio de graficas la variación en potencia del ruido cancelado. Por medio de ruido de motor eléctrico a diferentes velocidades, se evaluará la efectividad del sistema de ANC para cancelar este tipo de ruido.

## 4. DESARROLLOS

Con el objeto de tener una visión de lo que se puede esperar a la hora de implementar en tiempo real el algoritmo FxLMS, se desarrollan las estructuras de simulación para los algoritmos LMS, RLS y FxLMS con el uso de MATLAB<sup>®</sup> v.6.5. Posteriormente, se desarrolla la implementación del algoritmo FxLMS en la estructura de ANC para audífonos establecida. A continuación se detallan estos desarrollos.

### 4.1 Simulación de los algoritmos adaptables RLS, LMS y FxLMS.

#### 4.1.1 Simulación de los algoritmos RLS y LMS

De manera general, el modelo de simulación para los algoritmos LMS y RLS, se muestra en la figura 4.1, este consta, de un generador de ruido de banda angosta, compuesto de una señal seno sumada a una de ruido blanco gaussiano con una SNR de 30dB, a una frecuencia de muestreo de 8 KHz. Esta señal pasa por un filtro FIR (ecuación 4.1), que simula el camino de propagación del ruido primario cuando viaja desde el micrófono de referencia hasta el micrófono de error, este filtro se representa mediante un bloque  $P(z)$  en la figura 4.1. Un segundo filtro FIR (ecuación 4.2), simula la planta como un sistema de fase no mínima (ceros afuera del círculo unitario), el cual produce la señal de salida  $y(n)$ , este filtro se representa mediante el bloque  $S(z)$  en la figura 4.1. Estos filtros son apenas una aproximación que permiten simular las condiciones electroacústicas de los sistemas de cancelación activa de ruido en audífonos y están basados en resultados experimentales<sup>17</sup>.

---

<sup>17</sup> XU Sun, GUANG Meng, "LMS Algorithm for Active Noise Control With Improved Gradient Estimate", Science Direct, Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 920-938, pág 932

Camino de propagación:  $P(z) = z^{-15} - 0.3z^{-16} + 0.2z^{-17}$  (4.1)

Planta:  $S(z) = z^{-7} + 1.5z^{-8} - z^{-9}$  (4.2)

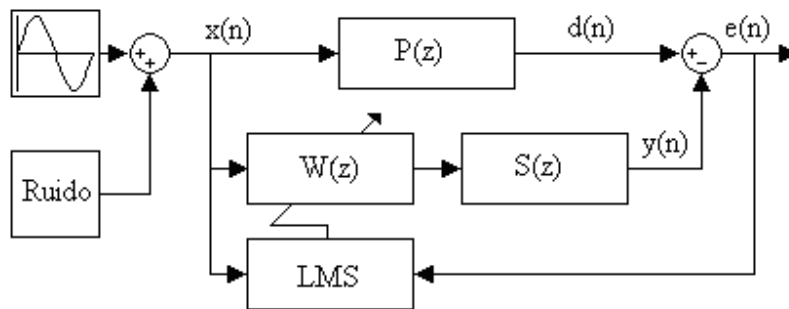


Figura 4.1. Diagrama de simulación para LMS y RLS

En la simulación del algoritmo LMS se tienen en cuenta las variaciones en el parámetro  $\mu$ , ecuación 2.15, el cual tiene efectos en la velocidad de convergencia de este. El número inicial de coeficientes del filtro se escoge de 60 y se estima la potencia de la señal de entrada en 1 W, con esto, el rango  $0 < \mu < 0.033$  es el tenido en cuenta para realizar variaciones en esta simulación. Con respecto al algoritmo RLS<sup>18</sup>, el cual tiene tasas de convergencias mas rápidas a costa de una mayor complejidad computacional, se realizan las simulaciones teniendo en cuenta el factor exponencial de peso, también llamado factor de olvido, representado mediante  $\lambda$  y especifica cuan rápido el filtro “olvida” las muestras precedentes de la información, con  $\lambda = 1$  se tiene memoria infinita; típicamente toma valores entre  $0.95 \leq \lambda \leq 1$ <sup>19</sup>. Para esta simulación se toma  $\lambda = 1$ .

<sup>18</sup> PROAKIS, J. G. and MANOLAKIS D. G. “Digital Signal Processing”, Fourth Edition, prentice Hall, USA, 2007.

<sup>19</sup> MATLAB HELP, DSP Blockset: RLS Adaptive Filter, Version 6.5.0 Release 13, June 18 de 2002

### 4.1.2 Simulación algoritmo FxLMS

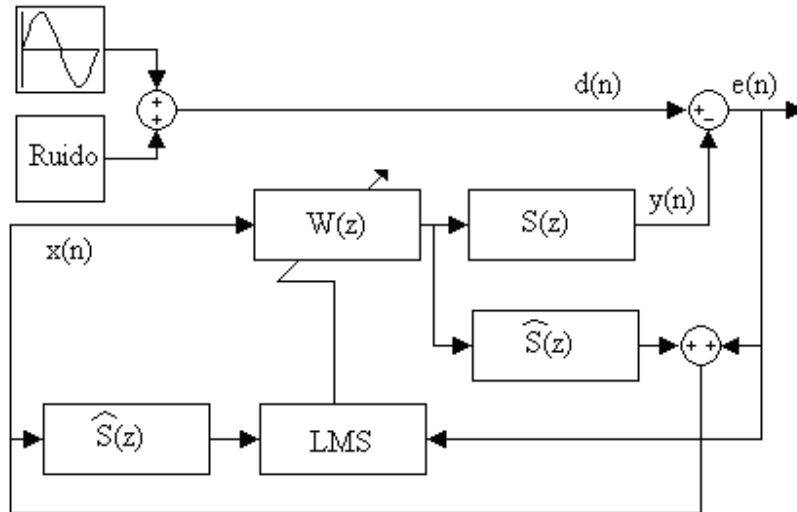


Figura 4.2. Diagrama de simulación para FxLMS

El diagrama de la figura 4.2, muestra el esquema de ANC con el cual se simula el algoritmo FxLMS. Esta difiere de las simulaciones de LMS y RLS en que el filtro  $P(z)$  que modela el camino de propagación del ruido primario, desaparece, puesto que no presenta efectos en la convergencia del algoritmo. La señal de estímulo es igual que para las simulaciones de LMS y RLS. El parámetro  $\mu$  que maneja el algoritmo FxLMS se establece dentro del margen dado por la ecuación 2.21. Con el objeto de tener en cuenta la diferencia existente entre el modelo de la planta  $\hat{S}(z)$  y la planta  $S(z)$ , se realizan variaciones entre esta y su modelo, por un factor  $\Delta = 0, \pm 2, \pm 4, \pm 6$ .

Planta: 
$$S(z) = z^{-7} + 1.5z^{-8} - z^{-9}$$

Modelo de planta: 
$$\hat{S}(z) = z^{-\Delta} S(z)$$

## 4.2 Implementación del algoritmo FxLMS para ANC en audífonos

Previo a la implementación en tiempo real del sistema de cancelación activa de ruido sobre audífonos utilizando el algoritmo FxLMS, se identifica la planta  $S(z)$ .

### 4.2.1 Identificación de la planta $S(z)$ para el sistema de ANC

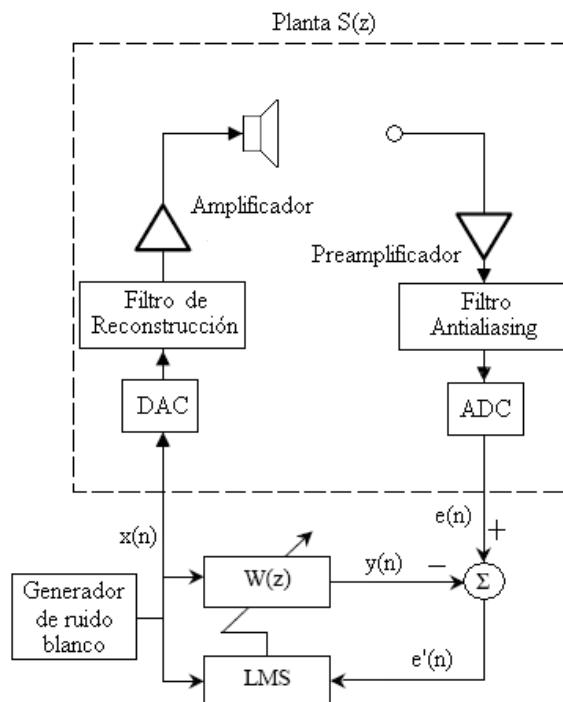


Figura 4.3. Diagrama de identificación de camino secundario  $S(z)$

La figura 4.3, muestra la implementación del sistema de identificación usando la plataforma de desarrollo TMS320C6713 de Texas Instruments, el parlante y el micrófono de error. El generador de ruido blanco, produce sucesivamente muestras que son extraídas fuera del DSP y pasan por el camino secundario, al tiempo que son procesadas por el sistema de identificación, hasta que el algoritmo LMS converge y el filtro  $W(z)$  se asemeje a las características del la planta  $S(z)$ .

#### 4.2.2 Montaje y evaluación del Algoritmo FxLMS en línea

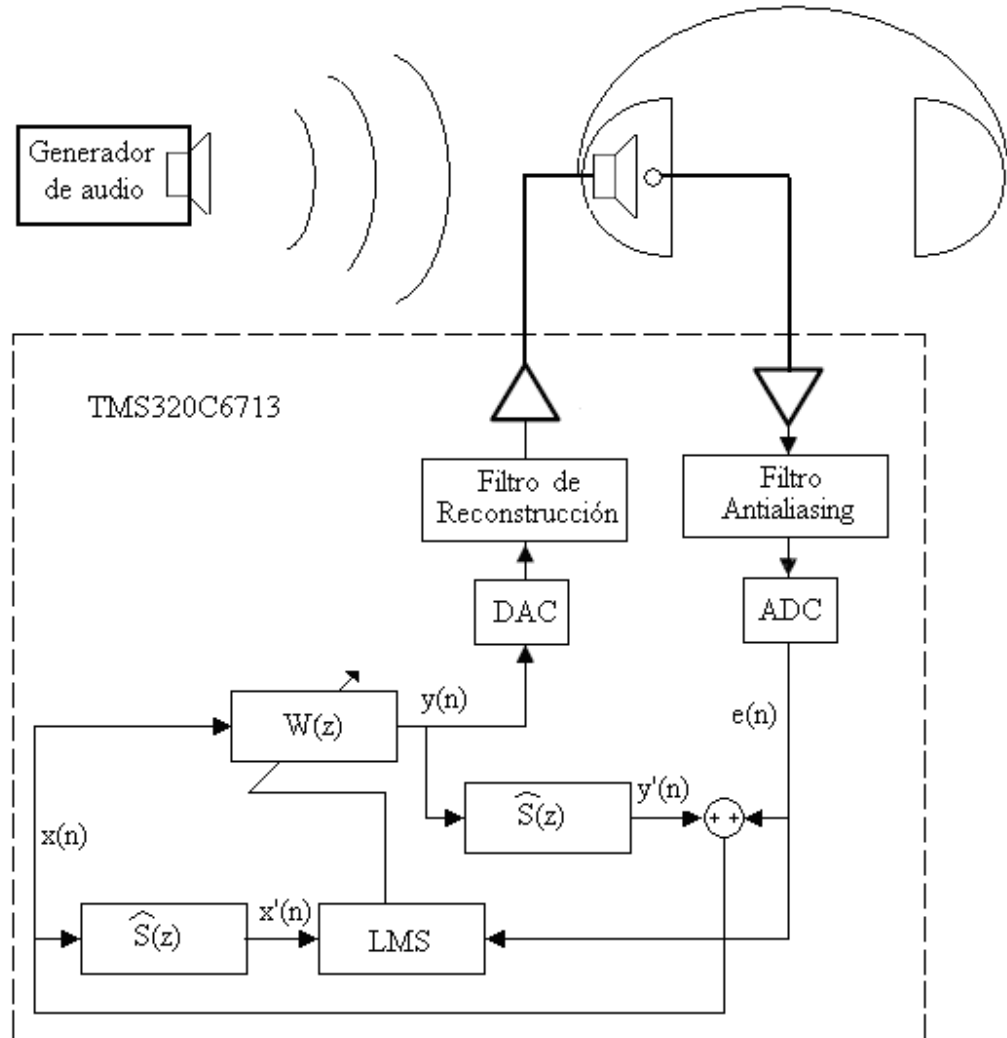


Figura 4.4. Montaje de FxLMS en un sistema de ANC para audífonos

El montaje del sistema de cancelación activa de ruido en audífonos usando algoritmo FxLMS, se observa gráficamente en la figura 4.4. A la frecuencia de muestreo de 8000 Hz, se toma la muestra de señal de error  $e(n)$  proveniente de la entrada de micrófono del DSP. Esta muestra se agrega a la señal  $y'(n)$  para producir la señal  $x(n)$  estimada, el cual posteriormente se filtra por el modelo de planta  $\hat{S}(z)$  para producir la señal filtrada  $x'(n)$

que junto con la señal de error  $e(n)$  ajustan los coeficientes del filtro  $W(z)$ , según la ecuación de actualización de pesos del algoritmo FxLMS (ecuación 2.20). La salida  $y(n)$  que produce el filtro  $W(z)$ , se extrae por la salida de audio del DSP, simultáneamente se filtra esta señal por el modelo de planta  $\hat{S}(z)$  y el ciclo empieza nuevamente hasta lograr la convergencia del algoritmo.

## 5. ANALISIS DE RESULTADOS

Los siguientes análisis se basan en los resultados experimentales obtenidos en la simulación en software de los algoritmos adaptables LMS, RLS y FxLMS. Así como los resultados obtenidos de la implementación en línea del sistema de ANC para audífonos utilizando el algoritmo FxLMS.

### 5.1 Simulaciones algoritmos LMS y RLS

Comparar mediante simulación en software el desempeño del algoritmo FxLMS con los algoritmos LMS y RLS, es uno de los objetivos específicos de este trabajo, por tanto, se presentan a continuación los resultados de las simulaciones de los algoritmos LMS y RLS que posteriormente se compararan con los resultados obtenidos de la simulación del algoritmo FxLMS

La gráfica de la figura 5.1, muestra la capacidad que tiene el algoritmo LMS para realizar ANC. La línea discontinua muestra la densidad espectral de potencia (PSD), sin realizar ANC, de la señal de ruido primario, la cual tiene una potencia promedio de 3.1519 W y la línea continua, muestra la PSD de esta señal, que realizando ANC presenta una potencia promedio de 0.0935 W, esto redundo en una atenuación del ruido de -35.173 dB.



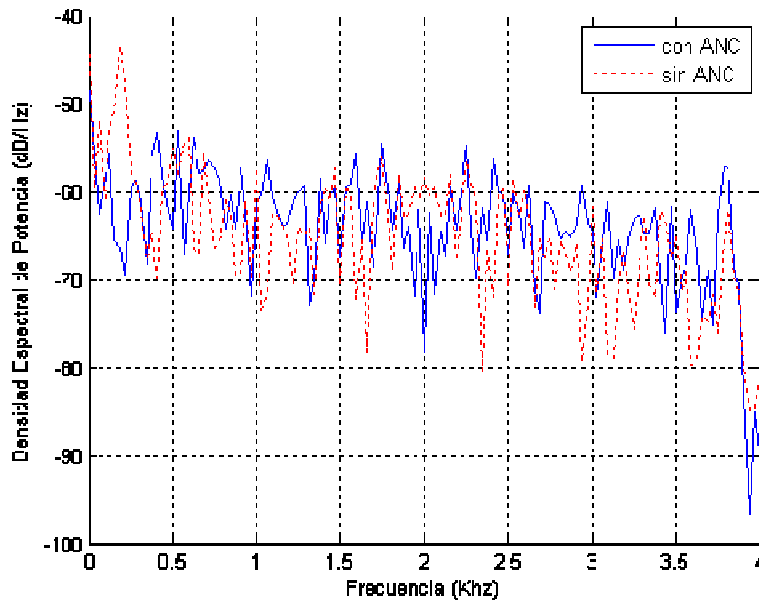


Figura 5.1. Simulación LMS con ruido primario de 400 Hz y SNR = 30 dB

Las gráficas de la figura 5.2, muestran la señal de salida de error, en esta se ve el efecto que tiene la variación del parámetro  $\mu$ , en la velocidad de convergencia del algoritmo LMS. Al comparar las figuras 5.2.a y 5.2.b, se ve que la variación del parámetro de un valor de 0.001 a un valor de 0.01 respectivamente, afecta la velocidad de convergencia del algoritmo, haciéndolo mas rápido.

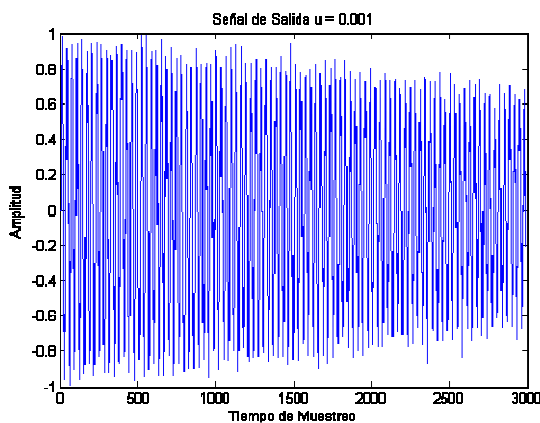


Figura 5.2.a. Señal de error para  $u = 0.001$

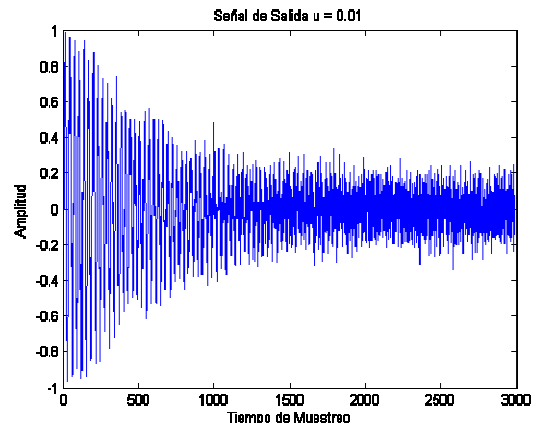


Figura 5.2.b. Señal de error para  $u = 0.01$

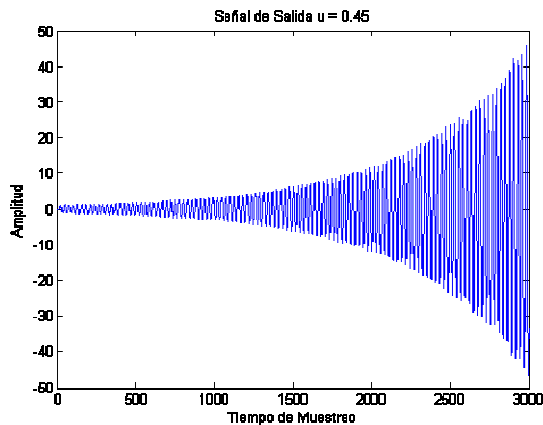


Figura 5.3. Señal de error para  $u = 0.045$

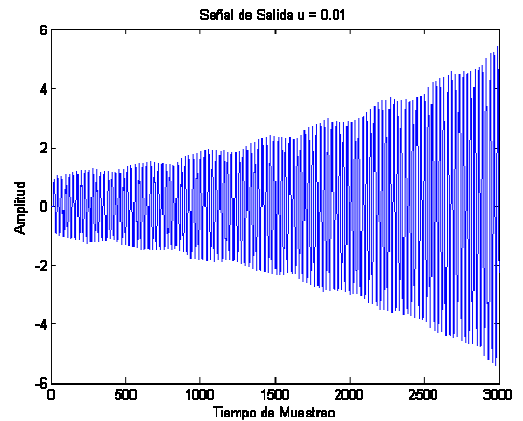


Figura 5.4. Señal de error para  $F=600$  Hz

La figura 5.3, muestra el efecto de divergencia del algoritmo, al incrementar el parámetro  $\mu$  a 0.045, el cual está por encima del rango especificado por el estudio de convergencia. Esto concuerda con las predicciones hechas en el marco teórico. La figura 5.4, muestra la divergencia del algoritmo al trabajar con frecuencias superiores a 600 Hz, esto concuerda con el hecho de que el algoritmo LMS no se desempeña de buena forma al trabajar con sistemas de ANC<sup>20</sup>.

Las simulaciones del algoritmo RLS se realizan bajo las mismas condiciones que para LMS. La gráfica de la figura 5.5.a, muestra que con  $\lambda = 1$ , frecuencia de ruido de 500 Hz y SNR de 30 dB el algoritmo se hace inestable. Con el fin de lograr estabilidad, se reduce la frecuencia del ruido a 100 Hz con SNR = 100dB, el resultado se observa en la figura 5.6, en donde se logra la convergencia del algoritmo. La figura 5.6, muestra la PSD de la señal de ruido primario antes de realizar ANC (línea discontinua), con una potencia promedio de 0.0218 W y la señal de ruido al realizar ANC (línea continua) de potencia promedio 0.00048 W, consiguiéndose una atenuación en el ruido primario de -38.99 dB.

<sup>20</sup> WIDROW, pág 289

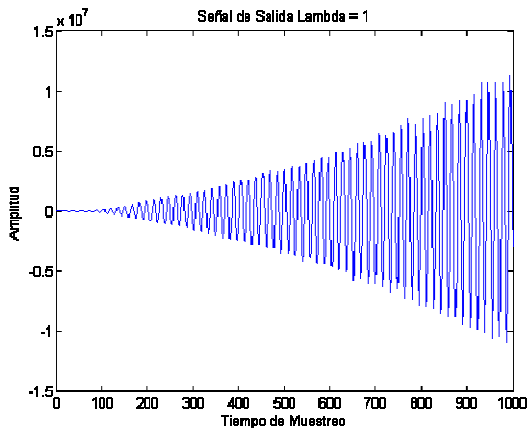


Figura 5.5.a. Señal de error divergente en RLS

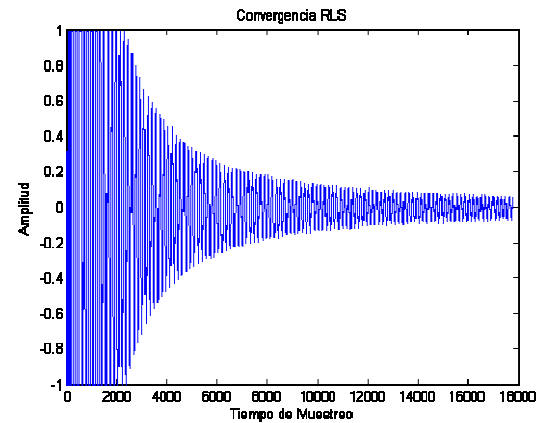


Figura 5.5.b. Convergencia de RLS

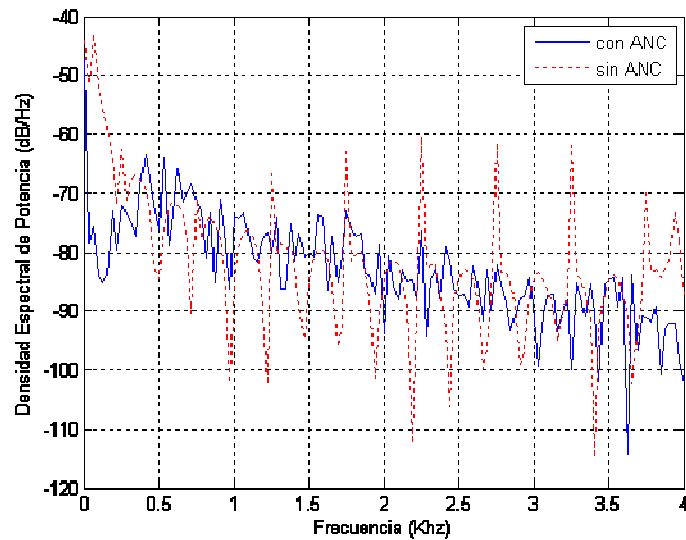


Figura 5.6. Simulación RLS con ruido primario de 100 Hz y SNR = 100 dB

## 5.2 Simulaciones algoritmo FxLMS

Simular y evaluar la estructura de cancelación activa de ruido por medio del algoritmo FxLMS, es el objetivo específico de este trabajo, que permite tener una visión global de lo que se puede esperar a la hora de implementar este algoritmo en tiempo real sobre una estructura de ANC para audífonos, así mismo, permite tener un punto de comparación con los resultados de las simulaciones de los algoritmos LMS y RLS.

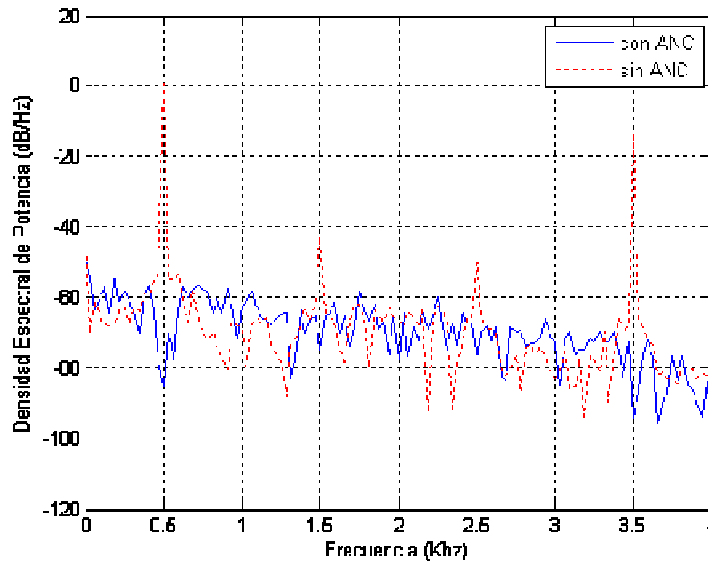


Figura 5.7. Simulación FxLMS con ruido primario de 1000 Hz y SNR = 30 dB

La gráfica de la figura 5.7, muestra la capacidad que tiene el algoritmo FxLMS para realizar ANC. En línea discontinua se muestra la PSD sin realizar ANC, de la señal de ruido primario, la cual tiene una potencia promedio de 3.8295 W y en línea continua se muestra la PSD de esta señal, que realizando ANC presenta una potencia promedio de 0.0018 W, esto redunda en una atenuación del ruido de -76.5693 dB.

La variación del parámetro  $\mu$ , dentro de las simulaciones del algoritmo FxLMS afecta así como el algoritmo LMS la velocidad de convergencia. La figura 5.8.a, muestra la convergencia del algoritmo con  $\mu$  de 0.01 y la figura 5.8.b, muestra el incremento de la velocidad de convergencia al variar el parámetro a  $\mu = 0.1$ .

Las gráficas de la figura 5.9, muestra el efecto que tienen las variaciones de fase en el modelo de la planta  $\hat{S}(z)$ . Para la figura 5.9.a, se observa que para la frecuencia considerada (señal de 1000 Hz y frecuencia de muestreo 8000 Hz), la diferencia de dos muestras ( $90^\circ$ ) en el modelo de la planta  $\hat{S}(z)$  con respecto a la planta  $S(z)$ , tanto en atraso como en

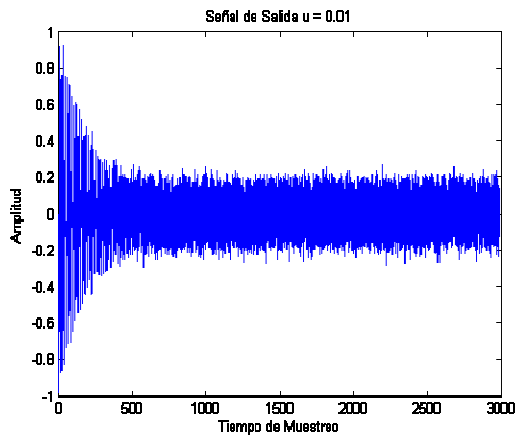


Figura 5.8.a. Señal de error para  $\mu=0.01$

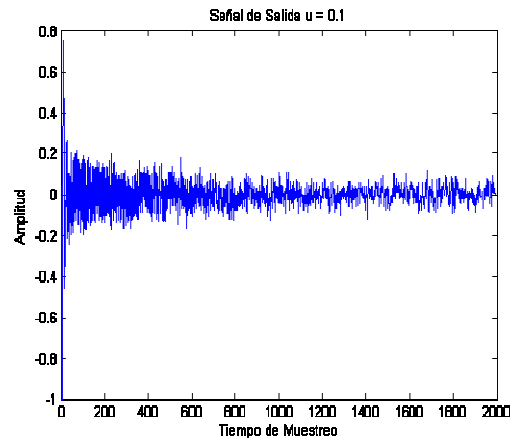


Figura 5.8.b. Señal de error para  $\mu = 0.1$

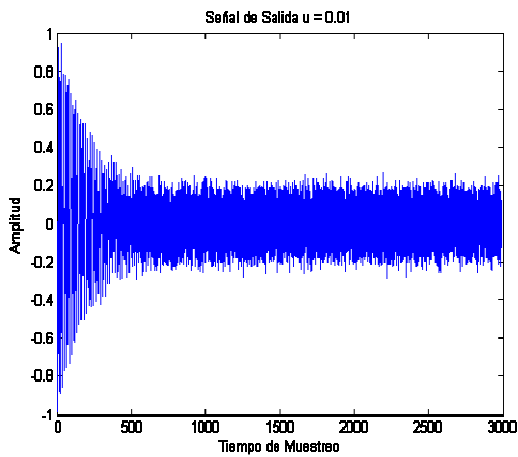


Figura 5.9.a. Señal de error para  $\Delta=\pm 2$

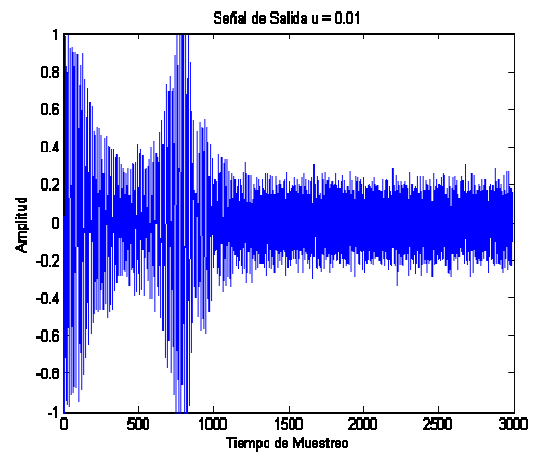


Figura 5.9.b. Señal de error  $\Delta=+4$

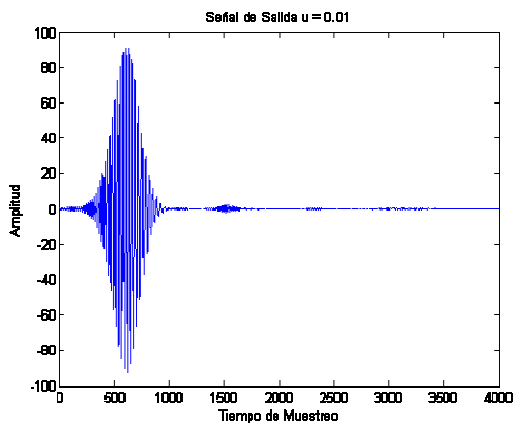


Figura 5.9.c. Señal de error para  $\Delta=\pm 6$

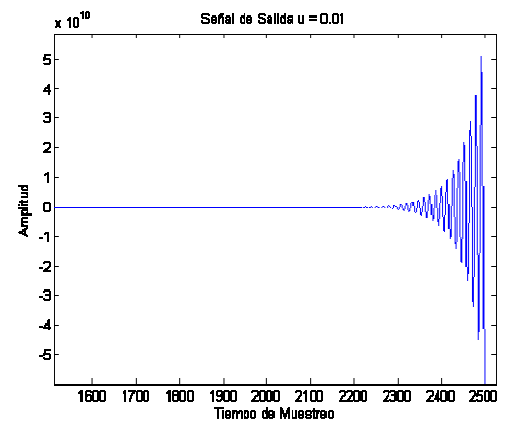


Figura 5.9.d Señal de error para  $\Delta=-4$

adelanto, no tiene efectos visibles en la convergencia del algoritmo. Para la figura 5.9.b, el adelanto de cuatro muestras ( $180^\circ$ ), presenta un transitorio que finalmente converge, para la figura 5.9.d, el atraso de cuatro muestras redunda en una inestabilidad del algoritmo, no es así para un adelanto o atraso del modelo en seis muestras ( $270^\circ$ ), como se observa en la figura 5.9.c. Los resultados anteriores concuerdan con las investigaciones<sup>21</sup>, en que el desfase de más de  $\pm 90^\circ$  en el modelo de planta con respecto a la planta, redunda en la inestabilidad del algoritmo, el cual resulta estable si el desfase se mantiene dentro de este margen.

De los resultados obtenidos en las anteriores simulaciones se extraen conclusiones (ver inciso numero 6), que ayudan a la implementación del algoritmo FxLMS en tiempo real y a realizar las comparaciones de su desempeño en simulación con respecto a los algoritmos LMS y RLS.

### 5.3 Identificación de la planta o camino secundario

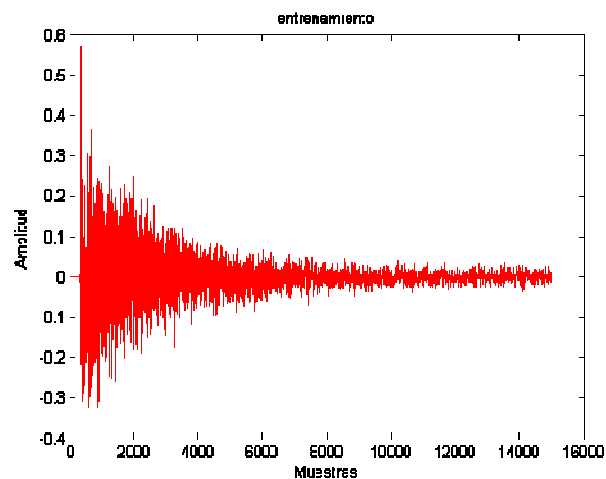


Figura 5.10. Convergencia de la señal de error al identificar la planta

<sup>21</sup> XU Sun, GUANG Meng, pág 930

En este inciso, se cumple con el objetivo de identificar la planta o camino secundario  $\hat{S}(z)$ . La figura 5.10, muestra la señal de error  $e'(n)$ , del sistema de identificación propuesto (figura 4.3). Se observa que después de 1200 muestras (1.5 segundos a la frecuencia de muestreo de 8000 Hz) de iniciado el proceso de entrenamiento, el algoritmo LMS converge con un parámetro  $\mu = 0.001$  y con un tamaño de filtro de 60 coeficientes, logrando la identificación de la planta, cuya respuesta en frecuencia se muestra en la figura 5.11. Similares resultados se encuentran en Kuo<sup>22</sup>.

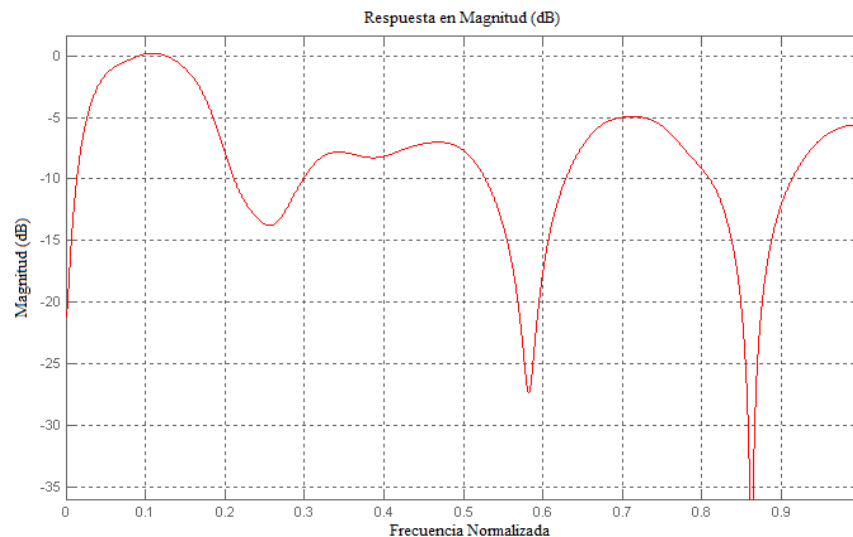


Figura 5.11. Respuesta en frecuencia del modelo de planta

## 5.4 Evaluación del sistema de ANC con algoritmo FxLMS

Implementar y evaluar el algoritmo FxLMS para cancelación activa de ruido en audífonos es el objetivo principal de este trabajo. Por lo tanto, la implementación del algoritmo se realiza según lo establecido en el diagrama de bloques de la figura 4.4. Una

<sup>22</sup> Sen M. Kuo and Dipa Vijayan, "A Secondary Path Modeling Technique for Active Noise Control Systems", IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol. 5, No 4, July 1997, pág 377

vez se implementa, se alcanza un punto óptimo de trabajo el cual se establece con el parámetro  $\mu = 0.1$  y con tamaño del filtro  $W(z)$  de 250 coeficientes. La figura 5.12, compara la señal de ruido en el micrófono de error (línea discontinua), antes de realizar ANC, la cual tiene una potencia promedio de 0.199 W, con la misma señal realizando ANC (línea continua), con una potencia promedio de 0.00040 W. La anterior prueba realizada con una señal senoidal de 625 Hz redundante en una atenuación del ruido primario de -62.0959 dB.

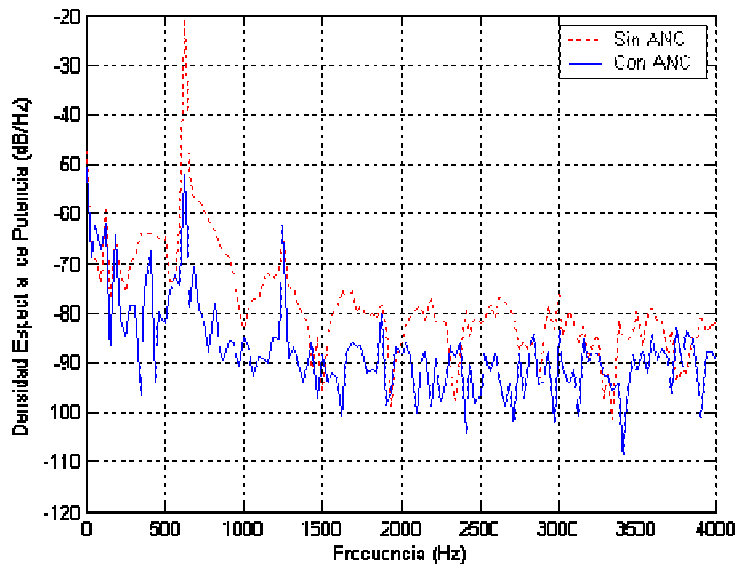


Figura 5.12. Atenuación de ruido primario con FxLMS tiempo real

Posteriormente, se realizan pruebas del sistema de ANC variando la frecuencia del ruido primario (onda senoidal) desde los 0 Hz hasta los 2200 Hz y se grafica la atenuación de este tipo de ruido cuando el sistema esta encendido, con respecto al ruido cuando el sistema esta apagado. La figura 5.13, muestra el resultado de estas pruebas, en donde se observa la variación en la atenuación del ruido primario con respecto de la frecuencia.



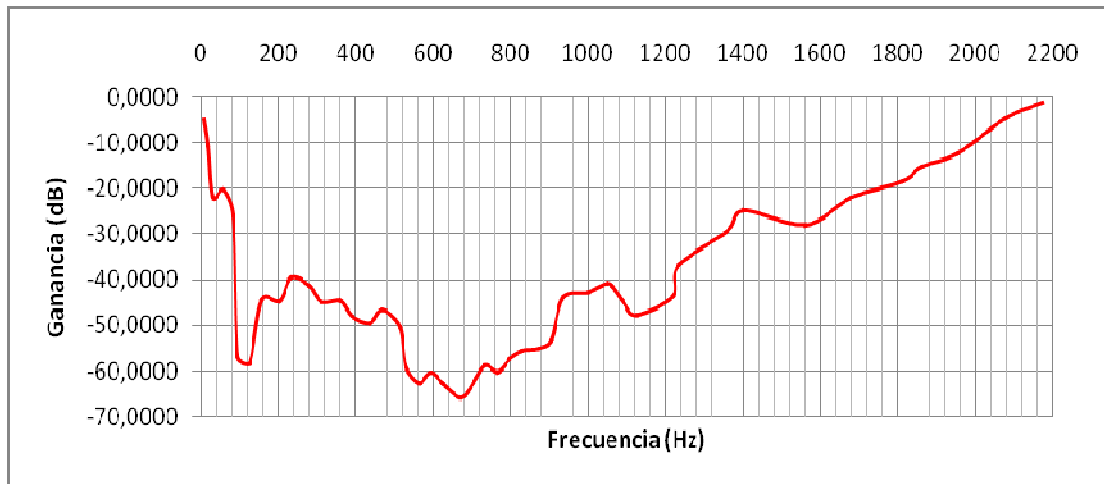


Figura 5.13. Atenuación de ruido primario con respecto a la frecuencia

Así mismo, con el objeto de evaluar el algoritmo FxLMS para otro tipo de ruido, se estimula el sistema de ANC montado, con ruido de motor eléctrico (moto-tool) a diferentes velocidades. En la figura 5.14, la línea discontinua, muestra la PSD de la señal de ruido primario (moto-tool a 8000 rpm), recogida en el micrófono de error con el sistema apagado y en línea continua, se muestra la misma señal pero esta vez con el sistema encendido, es decir realizando ANC. Se logra una atenuación para este tipo de ruido de -8.7322 dB. Así mismo, se muestra en la figura 5.15, el resultado de incrementar la velocidad de la maquina rotativa a 24000 rpm. La tabla 5.1, muestra los resultados obtenidos en la atenuación del ruido, para las diferentes velocidades de la maquina eléctrica rotativa.

Kuo<sup>23</sup>, realiza una investigación sobre ANC para audífonos, concentrada en la variación de la posición del micrófono de error dentro de la copa de los audífonos y sus efectos en el desempeño del sistema. Los resultados aquí obtenidos en la atención del ruido primario con respecto a la frecuencia, son similares a los presentados por su investigación.

<sup>23</sup> KUO Sen M, MITRA Sohini, GAN Woon-Sen, "Active Noise Control System for Headphone Applications", IEEE Transactions on Control Systems, Vol 14, No 2, March 2006, pág 334.

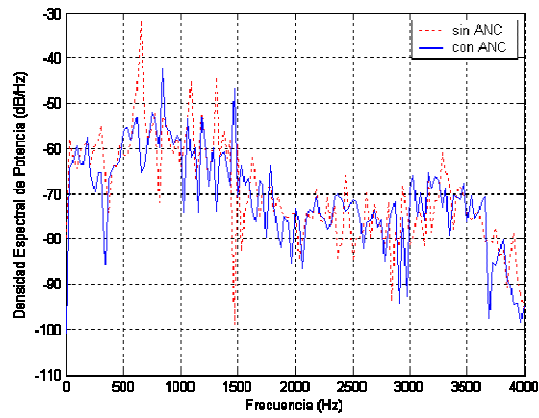


Figura 5.14. Atenuación del ruido de moto-tool a 8000 rpm

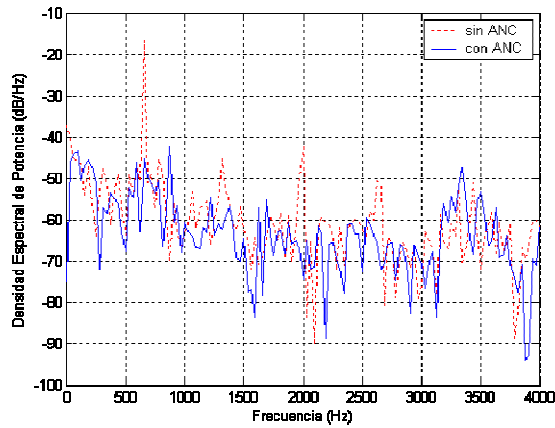


Figura 5.15. Atenuación del ruido de moto-tool a 24000 rpm

<i>Velocidad (rpm)</i>	<i>Magnitud (dB)</i>
<b>8000</b>	<b>-8,7322</b>
<b>12000</b>	<b>-14,2879</b>
<b>16000</b>	<b>-12,6926</b>
<b>20000</b>	<b>-21,96</b>
<b>24000</b>	<b>-34,5</b>
<b>30000</b>	<b>-23,26</b>

Tabla 5.1. Atenuación del ruido de un moto-tool a diferentes velocidades

## 6. CONCLUSIONES

Los sistemas de ANC, por el hecho de trabajar con sistemas electroacústicos, requieren de algoritmos sencillos que no exijan grandes cargas computacionales para lograr que cada muestra procesada, en este caso por un DSP, sea equiparable en tiempo al tiempo que tarda esta misma muestra en pasar por la planta del sistema de ANC. Por tal razón, la modificación del muy sencillo algoritmo LMS en FxLMS para que pueda trabajar con sistemas de ANC, se hizo vital a la hora de cancelar ruido ambiental de forma activa. Esto se observa al comparar la simulación del algoritmo LMS y RLS frente al FxLMS, en donde no solo difiere la magnitud de atenuación del ruido (-35.173 dB para LMS, -76.5693 dB para FxLMS y -38.99 dB para RLS), sino el rango de frecuencias para el cual estos algoritmos trabajan, observando que para RLS no se logró convergencia por encima de los 100 Hz y para LMS se logró convergencia hasta una frecuencia de 500 Hz, mientras que para FxLMS se logró convergencia hasta una frecuencia de 2600 Hz (todas estas simulaciones a una frecuencia de muestreo de 8000 Hz).

El manejo del parámetro  $\mu$  (parámetro de convergencia), en el algoritmo FxLMS, tiene una remarcada importancia con el fin de lograr su óptimo desempeño. El cual se obtiene, partiendo de la restricción (ecuación 2.21) y realizando variaciones en las que se logra un equilibrio entre velocidad de convergencia y el error obtenido una vez el algoritmo converge. Las variaciones de este parámetro en las simulaciones del algoritmo, proporcionan experiencia al diseñador, la cual permite enfrentar los problemas asociados con la puesta a punto del mismo en el montaje del sistema de ANC en tiempo real.

El factor primordial a tener en cuenta en la implementación del algoritmo FxLMS en

tiempo real sobre un sistema de ANC para audífonos, es la óptima identificación de la planta o camino secundario. Esta se obtiene, con un sistema de identificación por algoritmo LMS el cual modela la planta como un filtro FIR, que para este caso se logra con un tamaño de 60 coeficientes. Se concluye, que debido a la dinámica de un sistema de ANC sobre audífonos, la mejor forma de tener en cuenta las variaciones de la planta en cada instante, es realizar su constante identificación, es decir en línea con el algoritmo FxLMS.

Los resultados obtenidos de la evaluación en tiempo real del algoritmo FxLMS para cancelar ruido de forma activa en audífonos, muestran la dependencia que tiene la atenuación con respecto de la frecuencia, en la que no se obtiene una respuesta plana para el rango de frecuencia considerado (10 Hz a 2200 Hz), presentándose variaciones en magnitud de atenuación para diferentes frecuencias del ruido primario. Para este caso, se logra atenuar ruido con un máximo de -65.96 dB para la frecuencia de 672 Hz, aumentado progresivamente hasta no obtener atenuación alguna para la frecuencia de 2200 Hz.

Con respecto a los resultados alcanzados en la cancelación de ruido de maquina eléctrica rotativa (moto-tool) a diferentes velocidades, se obtuvo una máxima atenuación de ruido primario de hasta -34.5 dB para la velocidad de 24000 rpm. Se puede concluir que este sistema es utilizable para ambientes industriales en donde se presenten este tipo de ruidos.

Es de importancia aclarar, que aunque este estudio se concentra en la evaluación del algoritmo FxLMS para realizar ANC sobre audífonos. Los sistemas electroacústicos aquí implementados (audífonos marca Genius y micrófono extraído de un sistema de manos libres de un celular), podrían mejorarse con el fin de diseñar un sistema de ANC que cancele frecuencias para las cuales el algoritmo no alcanza, por encima de los 2000 Hz,

complementando este sistema de cancelación activa con uno de cancelación pasiva de ruido.

Existen variedad de estudios realizados para realizar cancelación activa de ruido, en las que se evalúan modificaciones al algoritmo FxLMS para mejorar su eficiencia hacia diferentes tipos de ruido y ambientes. Se deja como inquietud hacia diferentes investigadores el realizar estudios en esta línea, con el fin de mejorar los sistemas de ANC los cuales están tomando cada vez mas importancia, debido al deseo de la industria de mejorar la condiciones medio ambientales de ruido, como son, medios de transporte mas silenciosos y mejores auriculares utilizados en medios de entretenimiento y comunicación entre otros.

## 7. BIBLIOGRAFÍA

- WIDROW B. & STEARNS S., “Adaptive Signal Processing”, Prentice-Hall, Inc, New Jersey, 1985
- KUO Sen M. & MORGAN Dennis R. “Active Noise Control: A tutorial Review”, Proceedings of the IEEE, Vol. 87. No. 6, June 1999.
- KUO Sen M and DIPA Vijayan, “A Secondary Path Modeling Technique for Active Noise Control Systems”, IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol. 5, No 4, July 1997.
- KUO Sen M, MITRA Sohini, GAN Woon-Sen, “Active Noise Control System for Headphone Applications”, IEEE Transactions on Control Systems, Vol 14, No 2, March 2006.
- HAYKIN, Simon. “Adaptive Filter Theory”, Third Edition, Prentice Hall, USA.
- TIPLER, A, Paul.”Física, Tercera Edición”, Editorial Reverte, Barcelona 1995.
- PROAKIS, J. G. and MANOLAKIS D. G. “Digital Signal Processing”, Fourth Edition, prentice Hall, USA, 2007.
- HAYES, Manson. “Statistical Digital Signal Processing and Modeling”, John Widely And Sons Inc, USA, 1996.
- SUN Xu, MENG Guang, “LMS Algorithm for Active Noise Control With Improved Gradient Estimate”, Scince Direct, Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 920-938.