

**ADAPTIVE LMS FILTER ALGORITHM FOR ACOUSTIC ECHO
CANCELLATION IN TELECOMMUNICATION SYSTEMS****ALGORITMOS LMS DE FILTRADO ADAPTATIVO PARA CANCELACIÓN DE
ECO ACÚSTICO EN SISTEMAS DE TELECOMUNICACIONES****MSc. Fabián Jiménez López, PhD. Juan Mauricio Salamanca**

Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia - Escuela de Ingeniería Electrónica
Avenida Central del Norte No. 39 - 115, Edificio Central, 2do Piso, Oficina 233.
Tunja, Boyacá, Colombia.
Tel.: (+578) - 740 5626, Fax: (+578) - 740 5626, Ext. 2565.
E-mail: {fabian.jimenez02, juan.salamanca}@uptc.edu.co

Abstract: This paper focuses on study and comparison of adaptive LMS filters modeling simulation and performance characteristics used for echo cancellation applications. In that sense, three conventional adaptive filtering algorithms are revised, Least Mean Squares algorithm (LMS), Normalized Least Mean Squares algorithm (NLMS) and Signed Least Mean Squares algorithm (SLMS). Finally the comparison between the algorithms was evaluated using performance indices such us Time Response, convergence velocity and ERLE spectral analysis.

Keywords: Acoustic echo canceller, least mean square adaptive algorithm, adaptive filters.

Resumen: Este trabajo se centra en el estudio y la comparación de las características de modelado, simulación y desempeño de filtros adaptativos LMS utilizados para aplicaciones de cancelación de eco. En ese sentido, tres algoritmos de filtrado adaptativo convencionales se revisan, el algoritmo de Mínimos Cuadrados Promediados Convencional (LMS), el algoritmo LMS Normalizado (NLMS) y el algoritmo LMS signado (SLMS). Por último, la comparación entre los algoritmos se evaluó mediante índices de desempeño tales como respuesta temporal, velocidad de convergencia y análisis espectral ERLE.

Palabras clave: Cancelador de eco acústico, algoritmo de mínimos cuadrados promediados LMS, filtros adaptables.

1. INTRODUCCIÓN

Los sistemas de comunicaciones móviles constan de una entrada acústica acoplada (micrófono) y dispositivos de salida (altavoz), los cuales están activos simultáneamente, como por ejemplo, los manos-libres en los sistemas de telefonía celular. Para aplicaciones específicas en sistemas de telecomunicaciones el eco acústico se produce cuando existe acoplamiento acústico entre un

micrófono y un altavoz situados en el interior de un recinto (Gay y Benesty, 2000).

Cuando tanto el micrófono como el altavoz pertenecen a un sistema de telecomunicaciones, la comunicación puede verse afectada porque los usuarios pueden llegar a escuchar su misma voz retrasada, reduciéndose así la capacidad de comunicación.

Este fenómeno se hace notable porque la señal de voz o audio reverbera en un entorno real, dando lugar a una señal compuesta por la señal original con atenuación, sumada a imágenes retrasadas de la misma señal, este fenómeno genera una interferencia de la señal acústica (Brening *et al.*, 1999).

Cuando una señal es recibida por el sistema, ésta sale a través del altavoz en un entorno acústico, y repercute en el medio ambiente, en donde la señal retorna al sistema a través del micrófono de entrada como se aprecia en la Fig. 1:

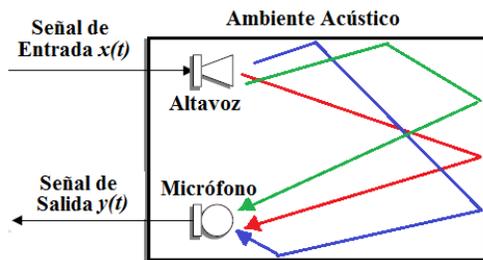


Fig. 1. Origen de eco acústico

El modelo de la señal de eco se ilustra en la Ecuación (1):

$$y(t) = \sum_{k=0}^N a_k x(t - t_k) \quad (1)$$

Estas señales que repercuten o reverberan contienen imágenes retrasadas de la señal original, que luego retornan al remitente original, en donde a_k corresponde a la magnitud de la atenuación de la señal y t_k al tiempo de retraso de la señal. En consecuencia, la ocurrencia del eco acústico en la transmisión de señales de audio o voz causan interferencia y reducción de la calidad de la comunicación.

Ese es el principio fundamental y la necesidad de la cancelación del eco acústico, el cual se presenta también en sistemas de teleconferencias, en los sistemas de comunicación al interior de vehículos, y en general es sistemas de comunicaciones móviles en donde el entorno acústico es sensitivo o está sometido a ruido.

2. EL PROBLEMA DEL RUIDO ACÚSTICO

En casi todas las conversaciones telefónicas los ecos están presentes, y, dependiendo de la demora entre la ecos y las fuentes de eco, estas interferencias pueden ser perceptibles o no. Si este retraso supera unas pocas décimas de milisegundos

el eco es perceptible y puede ser bastante molesto (Ahgren, 2004).

La cancelación de eco consiste en reconocer primero la señal acústica originalmente transmitida que retorna, con cierto retraso, en la señal transmitida o recibida. Una vez que se reconoce el eco, éste se elimina o remueve mediante la resta algebraica de la señal transmitida o recibida.

Gracias al desarrollo algorítmico del procesamiento digital de señales, una alternativa tecnológica eficaz para eliminar los ecos en entornos acústicos es el filtrado adaptativo, que mediante un modelo digital permite estimar el eco original de diferentes sonidos a partir de la trayectoria del eco, inclusive cuando las condiciones del entorno varíen en el tiempo como por ejemplo el desplazamiento de las personas, el movimiento o posicionamiento de los sistemas de telecomunicaciones y el cambio de las propiedades del medio ambiente en donde se estable la comunicación (entornos cerrados o abiertos, paredes, pisos, pasillos).

Adicionalmente la adaptación del filtro adaptativo es variable con el tiempo, implicando su naturaleza dinámica en tiempo real, sumado a ser una solución económicamente y técnicamente abordable con la tecnología de procesadores digitales de señal.

En la Fig. 2 se representa la estructura de un filtro adaptativo utilizado para cancelación de eco, el cual comprende bloques funcionales específicos como son el Filtro Digital Adaptativo, el Comparador y el Algoritmo de Adaptación.

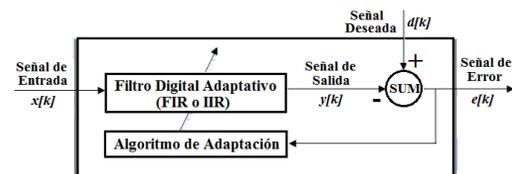


Fig. 2. Diagrama de bloques que define las entradas y salida de un Filtro Adaptativo Genérico (Adali and Haykin, 2010).

La configuración genérica de un filtro adaptativo para cancelación de eco mostrado en la figura 3, establece un número de iteraciones k , donde la señal de entrada se denota como $x[k]$, $x[k]$ ingresa al Filtro Digital Adaptativo y como resultado entrega la señal de salida $y[k]$. Al compararse $y[k]$ con la señal deseada o de referencia $d[k]$ se genera la señal de error $e[k] = d[k] - y[k]$. La señal de

error se usa en combinación con los elementos de entrada $x[k]$ para calcular una función de rendimiento (costo) que es requerida por el Algoritmo de Adaptación con el fin de determinar la actualización apropiada de los coeficientes del filtro, en base a algún criterio definido. El hecho de que el filtro digital adapte o actualice sus coeficientes, implica que tenga un comportamiento no lineal.

Adicionalmente, debido a la longitud de un trayecto de eco típica ($100 - 400 \text{ ms}$), el número de coeficientes de filtro puede ser bastante grande ($1000 - 10000$), por tanto, el cancelador de eco debe ser capaz de adaptarse rápidamente y la capacidad de seguimiento de filtros adaptativos puede ser útil para seguir estos cambios (Sayed, 2010).

2.1 Estructura de Filtrado Adaptativo para Cancelación de Eco

La Fig. 3. representa el esquema básico de cancelación de eco, considerando que existen exclusivamente un micrófono y un altavoz en el interior de un recinto, por lo que se habla en este caso de cancelación monocanal.

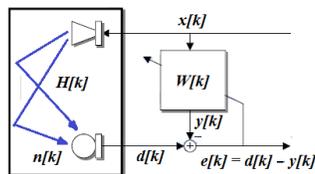


Fig. 3. Diagrama de bloques del sistema de cancelación de eco adaptativo.

El elemento principal del cancelador de eco (Sayed, 2000) es el filtro adaptativo que identifica o modela la función de transferencia de la trayectoria del eco acústico es decir, la respuesta al impulso $H[k]$ del sistema comprendido entre el altavoz, el recinto y el micrófono, para obtener una réplica $y[k]$ de la señal $y_h[k]$ por medio del filtro adaptativo $W[k]$ (Makino, Et. Al, 1993). Dado que la respuesta al impulso varía con las condiciones del entorno y el hablante, el filtro adaptativo se utiliza para identificar $H[k]$. La señal deseada $d[k]$ se obtiene mediante la convolución de la señal de entrada enviada al altavoz $x[k]$ con la respuesta al impulso del ambiente acústico, y una réplica de eco se crea a la salida del filtro adaptativo, que incluye otras señales, entre las que se destacan el ruido ambiente y la señal de voz del hablante representadas como $n[k]$. La réplica de eco $y[k]$ se sustrae a continuación de la señal de eco capturada

por el micrófono $d[k]$ obteniéndose la señal de error $e[k]$.

Los algoritmos de adaptación que alteran los coeficientes del filtro con el fin de minimizar la función de la diferencia entre la señal $d[k]$ y su salida actual $y[k]$ permiten obtener la función de costo o de peso del algoritmo adaptativo $W[k]$. En ese sentido $W[k]$ representa la dinámica del filtro adaptativo utilizado para cancelar la señal de eco, es decir representa la actualización continua de sus coeficientes. El filtro adaptativo intenta igualar su salida $y[k]$ a la salida del eco generado dentro del entorno acústico $d[k]$. En cada iteración $e[k] = d[k] - y[k]$, la señal de error se alimenta de nuevo en el filtro, donde sus características son en consecuencia variables (Haykin, 2013). La señal de error retorna al filtro para actualizar el peso o ganancia de sus coeficientes a partir de los algoritmos de adaptación con el fin de minimizar la función de esta diferencia. En el caso de cancelación de eco acústico ideal, la salida óptima del filtro adaptativo es igual al valor de la señal de eco, sin embargo esta cancelación o es perfecta (Bellanger, 2001).

Idealmente, cuando la salida del filtro adaptativo es igual a la señal deseada, la señal de error converge a cero, es decir se obtiene una señal libre de eco, el cual es cancelado por el sistema adaptativo y garantiza que el hablante u oyente no escuche ningún eco, silbido o interferencia acústica (Haykin, 2013; Diniz, 2008; Duttweiler, 2000).

En consecuencia, el Filtro Digital Adaptativo $W[k]$ es ajustado para disminuir la potencia de error en cada intervalo de muestreo k . El algoritmo de adaptación debe proporcionar un funcionamiento en tiempo real, de rápida convergencia, y un elevado mejoramiento de la estimación de pérdida de retorno del eco ERLE (*Echo Return Loss Enhancement*).

El rendimiento de un cancelador de eco se mide comúnmente por un parámetro llamado estimación de la pérdida de retorno de eco ERLE, que mide la cantidad de pérdida introducida por el filtro adaptativo, mediante la valoración de la relación entre la potencia de la señal entrante a cancelar $d[k]$ y la potencia de la señal de error residual $e[k]$ inmediatamente después de la cancelación (Ajadi *et al.*, 1997; Kuch, 2005). Este parámetro se mide en dB y constituye un criterio de evaluación significativo, ya que relaciona la mejora en la

impresión acústica del usuario lejano, es decir, establece en forma efectiva si la potencia de la señal del eco se reduce o no. Este parámetro depende del tamaño del filtro adaptativo y del diseño de los algoritmos, y cuanto mayor sea el valor de ERLE, mejor será el desempeño del cancelador de eco. La definición de este parámetro es:

$$ERLE[k]_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{E(d^2[k])}{E(e^2[k])} \right) \quad (2)$$

Donde el operador $E(\cdot)$ corresponde a la esperanza estadística, que se calcula como promedio. Otro parámetro de evaluación de desempeño del filtro adaptativo es el Error Medio Cuadrático MSE (*Mean Square Error*), el cual estima la energía del error residual mediante la Ecuación (3), (Duttweiler, 2000):

$$MSE[k] = E(e^2[k]) = E((d[k] - y[k])^2) \quad (3)$$

3. ALGORITMOS LMS PARA FILTRADO ADAPTATIVO

Los algoritmos de adaptación son algoritmos de optimización cuya finalidad es obtener los parámetros o coeficientes que definen la naturaleza del filtro que minimicen algún criterio preestablecido. En esta aplicación el criterio a minimizar gira entorno a la señal capturada en el punto de cancelación, el error de cancelación. Esquema general de un sistema cancelador de eco mostrado en la Fig. 2, se compone de dos entradas, la entrada primaria $d[k]$ (señal deseada), y la entrada de referencia $x[k]$ (señal con eco). $H(z)$ representa la función de transferencia de la trayectoria del eco acústico (Olivares, 2001; Lankila, 2008; Cuenca, 2005).

3.1 Algoritmo LMS (*Least Mean Square*)

El algoritmo de mínimos cuadrados promediados fue propuesto por primera vez por *Widrow* y *Hoff* en 1960, y es el algoritmo de filtrado adaptativo más usado ya que realiza una simplificación del cálculo del vector gradiente posible modificando apropiadamente la función de costo (Stearns and Widrow, 1985; Widrow and Hoff, 1960). Este algoritmo pertenece a la familia de algoritmos de gradiente estocástico, fundamentado en la búsqueda del gradiente descendente, el cual calcula el sentido de la máxima variación de la función de error y posteriormente, se mueve por la superficie de error en sentido negativo del gradiente

apuntando hacia un mínimo local (Fig. 4). El algoritmo LMS típico se describe en la ecuación (4) (Muñoz, 2007):

$$W[k] = W[k-1] - \mu \nabla \quad (4)$$

Donde $W[k]$ es el vector de coeficientes del filtro, ∇ es el gradiente de la superficie de error cuadrático medio y μ es un parámetro constante que controla la estabilidad y velocidad de adaptación del algoritmo. En consecuencia este algoritmo ajusta los pesos del filtro hasta que el error cuadrático medio sea minimizado (MSE), donde el gradiente ∇ de la superficie de error es un vector de derivadas con respecto a cada uno de los pesos dado por la Ecuación (5) (Velasquez, 2006):

$$\nabla = E \left[\frac{\partial e^2[k]}{\partial W_0}, \frac{\partial e^2[k]}{\partial W_1}, \dots, \frac{\partial e^2[k]}{\partial W_{N-1}} \right]^T \quad (5)$$

Y como la señal de error definido a partir de la Fig. 2 está dada por:

$$e[k] = d[k] - y[k] = d[k] - W^T[k] X[k] \quad (6)$$

Se puede definir el gradiente como:

$$\nabla = -2E[e[k]x[k], e[k]x[k-1], \dots, e[k]x[k-N+1]]^T \quad (7)$$

Pero el cálculo del gradiente no es tan simple en la práctica debido a la presencia del operador esperanza $E[\cdot]$. Debido a que la superficie de error, o función de error no es conocida y debe ser estimada a partir de la información de la entrada $x[k]$. A esta dificultad (Stearns and Widrow, 1985) propuso reemplazar el gradiente instantáneo por un gradiente estimado:

$$\hat{\nabla} = 2 \left[\frac{\partial e^2[k]}{\partial W_0}, \frac{\partial e^2[k]}{\partial W_1}, \dots, \frac{\partial e^2[k]}{\partial W_{N-1}} \right]^T \quad (8)$$

Que a partir de la Ecuación (6) se puede redefinir como:

$$\hat{\nabla} = -2[e[k]x[k], e[k]x[k-1], \dots, e[k]x[k-N+1]]^T \quad (9) \\ = -2e[k]X[k]$$

Donde $X[k]$ corresponde al vector de entradas del filtro. Entonces sustituyendo la ecuación 10 en la Ecuación (6) se obtiene la expresión que define el algoritmo de adaptación LMS definitivo:

$$W[k] = W[k-1] + 2\mu e[k]X[k] \quad (10)$$

$$W[k+1] = W[k] + 2\mu e[k]X[k] \quad (11)$$

El algoritmo LMS expresado en la Ecuación (11) indica que el peso del coeficiente del filtro en un estado siguiente $W[k+1]$ depende del peso del coeficiente del filtro en su estado actual $W[k]$, del factor de convergencia \mathbf{m} de la señal de error $e[k]$ y de la señal de entrada del filtro $X[k]$. La variación o ajuste de los coeficientes del filtro con este algoritmo se realiza hasta que el error cuadrático medio sea minimizado (Fig. 4). La selección del valor del factor de convergencia \mathbf{m} es fundamental ya que determina el error mínimo local óptimo en la solución de Widrow-Hopf, así como la velocidad de convergencia y estabilidad del filtro (Paleogu, Et. Al 2009).

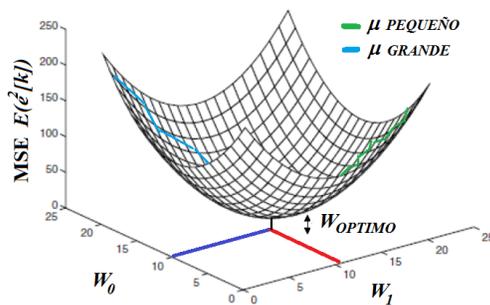


Fig. 4. Superficies Mean Square Error (MSE).

El algoritmo LMS, así como los relacionados con él, debido a su simplicidad computacional resume su comportamiento en la iteración y actualización de los pesos de las etapas del filtro adaptativo de acuerdo con las ecuaciones 12, 13, 14 y 15:

Inicialización:

$$X[0] = W[0] = [0 \ \dots \ 0]^T \quad (12)$$

Para $k = 0$:

Salida del Filtro:

$$y[k] = \sum_{i=0}^{N-1} W[i] \cdot X[k-i] = W^T[k] X[k] \quad (13)$$

Cálculo del error:

$$e[k] = d[k] - y[k] = d[k] - W^T[k] X[k] \quad (14)$$

Cálculo de Coeficientes:

$$W[k+1] = W[k] + 2\mathbf{m}e[k]X[k] \quad (15)$$

Donde $X[k] = [x_0[k] \ x_1[k] \ \dots \ x_N[k]]^T = [x[k] \ x[k-1] \ \dots \ x[k-N]]^T$ es el vector de entrada que representa una línea de retardo con derivaciones, $W[k] = [W_0[k] \ W_1[k] \ \dots \ W_N[k]]^T$ representa el vector de adaptación o actualización de coeficientes del filtro, N corresponde a la longitud, orden o número de etapas del filtro, y μ es el

parámetro constante que determina la velocidad de convergencia y adaptación del algoritmo. En cuanto al factor de convergencia μ , éste debe cumplir la condición de la Ecuación (16) (limitación de estabilidad) para garantizar la convergencia de los coeficientes, el cual debe ser elegido dentro del intervalo:

$$0 < \mathbf{m} < 1/I_{\max} \quad (16)$$

Donde I_{\max} es el mayor valor propio de la matriz auto-correlación de $X[k]$ (Poularikas, 2006). La limitación de estabilidad en μ dada en la Ecuación (16) no es práctica, porque computacionalmente el cálculo de los valores propios I_{\max} es complejo cuando N es muy grande. Entonces el valor de μ debe ser calculado sobre la base de una serie de criterios tales como la tasa de muestreo, efectos del medio ambiente que tendrá en $d[k]$ y el 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. En este sentido, si el valor μ es pequeño la velocidad de convergencia es baja y el tiempo que tarda el filtro adaptativo en converger a una solución óptima será demasiado largo, a pesar de que el error medio cuadrático disminuye; y si el valor de μ es grande el error medio cuadrático es elevado y el filtro adaptativo puede volverse inestable y su salida puede diverger, pero en contraprestación la velocidad de convergencia es elevada (Eneman, 2003; Khrisna, 2010).

Al diseñar un filtro adaptativo la complejidad computacional del algoritmo de adaptación para el funcionamiento en tiempo real está determinada por dos factores principales (Manikandan, 2006; Duttweiler, 2000). El número de multiplicaciones (o divisiones) por iteración, y la precisión necesaria para realizar las operaciones aritméticas. En cada iteración, el algoritmo LMS requiere aproximadamente N multiplicaciones para calcular la salida del filtro y $N+1$ multiplicaciones para calcular $\mathbf{m}e[k]X[k]$, es decir en total requiere de $2N + 1$ multiplicaciones y sumas reales por iteración (Meler, 2005).

Existen mejoras al algoritmo LMS tradicional para obtener velocidades de convergencia más rápidas o para simplificar el algoritmo, las cuales se clasifican en dos grupos: variantes con baja complejidad computacional y variantes con factor de convergencia variable.

3.2 Algoritmos SLMS

Los algoritmos SLMS o LMS Signados permiten simplificar el algoritmo LMS original disminuyendo el número de operaciones matemáticas realizadas, dependiendo del signo del error o del signo del dato de entrada o del Signo.

Al tener en cuenta el 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 una convergencia inversamente proporcional a la magnitud del error. Otra variante de algoritmos signados, es el algoritmo LMS con signo del dato que altera la dirección del vector actualizado. Por este motivo, es menos robusto que el LMS, y en algunos casos los coeficientes divergen mientras alcanzan la convergencia.

Finalmente el algoritmo LMS con signo del signo, introduce un término de pérdidas para garantizar la estabilidad. Generalmente, este algoritmo converge más lentamente que el algoritmo LMS y tiene un exceso MSE mayor, pero su simplicidad lo ha hecho muy popular.

3.3 Algoritmo NLMS

El algoritmo LMS Normalizado (Zhao, Et al, 2013; Jamel, 2013), tiene por objetivo independizar la convergencia de la potencia de la señal de entrada, por ello, es más robusto que el algoritmo LMS. El algoritmo NLMS emplea el método de máxima pendiente, en donde la estimación del gradiente es muy ruidosa, y el factor de convergencia presenta un compromiso entre la convergencia y la precisión, es decir μ varía en el tiempo.

El NLMS es el algoritmo más conveniente cuando se desconoce cuál es el factor de convergencia adecuado para conseguir un funcionamiento óptimo del filtro, 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 factor de convergencia tiende a acercarse al límite superior admisible sobre todo en etapas iniciales. Las ecuaciones que especifican el algoritmo NLMS, se resumen en las ecuación 17, la cual, al ser sustituidas en la ecuación 11 definen la expresión de la ecuación 18:

$$u[k] = \frac{1}{2x^T[k]x[k]} = \frac{1}{2\|x[k]\|^2} \quad (17)$$

$$W[k+1] = W[k] + \frac{1}{2\|x[k]\|^2} e[k]X[k] \quad (18)$$

En la práctica, una forma de asegurar la recursión es utilizando la ecuación 19:

$$W[k+1] = W[k] + \frac{1}{2\|x[k]\|^2} \frac{\bar{\mu}}{\epsilon + x^T[k]X[k]} e[k]X[k] \quad (19)$$

Donde $\bar{\mu}$ y ϵ son parámetros constantes. En general, para ambos métodos, un estimado suave de la potencia ocurre cuando la longitud (efectiva) de la ventana ϵ es mayor, pero entonces, el filtro no podrá responder a repentinos cambios de potencia (Zhao, Et. Al, 2013). Intuitivamente, en el algoritmo NLMS, el número de operaciones aumenta con respecto al LMS, al calcular la potencia de la señal de entrada. No obstante, la complejidad del algoritmo NLMS es relativamente baja del orden $O(3N)$, lo que implica que en cada iteración, la actualización de un coeficiente requiere $3N + 1$ multiplicaciones y $3N$ sumas.

4. SIMULACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1 Implementación Digital del Cancelador de Eco usando Matlab

Para la implementación de los algoritmos de filtrado adaptativo del Cancelador de Eco se empleó el *Signal Processing Toolbox* de Matlab[®]-Simulink[®] y los bloques funcionales comúnmente usados como *From Media File*, *Delay*, *Signal to Workspace*, *To Audio Device*, *LMS Filter*, *NLMS Filter* y *SLMS Filter* entre otros.

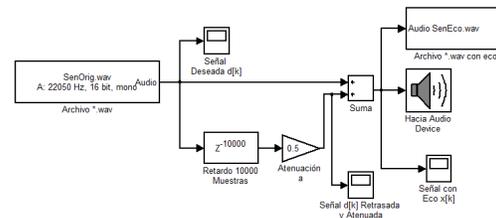


Fig. 5 Modelo Generador de Eco en Simulink[®]

El modelo de generación de eco mostrado en la Fig. 5 se implementó a partir de una señal de audio de voz en formato *.wav muestreada uniformemente con modulación PCM de 16 bits signados (Pulse Code Modulation), a una tasa de muestreo de 22 050 Hz.

Cada bloque de filtrado de Simulink® posee en la parte superior los puertos de entrada y salida de señal (*Input* y *Output* respectivamente) y en la parte inferior se disponen la entrada de señal deseada y la salida del error (*Desired* y *Error* respectivamente). Cada bloque se configuro de la siguiente manera: en el puerto *Input* se introduce la señal de audio generada del modelo de eco, es decir, la señal original de audio más su eco; en la entrada *Desired* se introdujo la señal de audio deseada original; en el puerto *Output* se entrega la señal con supresión de eco definitiva que ingresa a un bloque *Signal to Workspace* para ser visualizada y en la salida *Error* se obtiene la diferencia entre la señal deseada y la salida del filtro adaptativo que ingresa a un bloque *Signal to Workspace* para ser visualizada. Los modelos implementados y simulados se muestran en la Fig. 6, en donde las condiciones de simulación el número de etapas fueron equivalentes (100 etapas), el modelo se replicó para los algoritmos LMS, NLMS y SLMS.

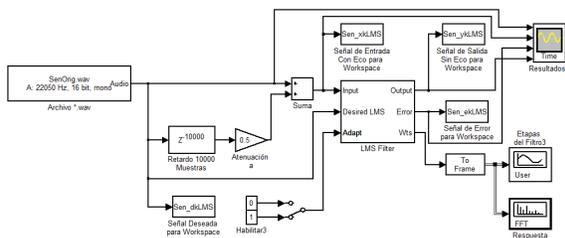


Figura 6. Modelo Cancelador de Eco con Algoritmo NLMS simulado.

4.2 Procedimiento Experimental

El procedimiento experimental de simulación y captura de información de los algoritmos de cancelación de eco se realizó en cuatro etapas: la primera etapa correspondió a la configuración de los bloques funcionales de los filtros bajo condiciones de operación equivalentes para poder comparar el resultado y la definición del tiempo de simulación; la segunda etapa correspondió a la simulación y cálculo de la estimación del error medio cuadrático de las respuestas de los algoritmos, en tercera instancia se realizó la medición del parámetro ERLE (Estimación de Pérdida de Retorno del Eco) para evaluar el desempeño del cancelador de eco y finalmente se evaluó mediante simulación del tiempo de retardo entre la señal con eco y la señal con eco suprimido para evaluar el costo computacional de los algoritmos. A continuación se describen cada una de las etapas descritas.

4.3 Análisis de Resultados

4.3.1 Análisis Temporal y Acústico

A continuación se realiza el análisis de los algoritmos adaptativos para cada uno de los canceladores de eco implementados teniendo en cuenta los parámetros de aproximación de la señal original deseada $d[k]$ con la señal de salida $y[k]$ cuyos resultados se aprecian en las Fig.s 7, 8 y 9.

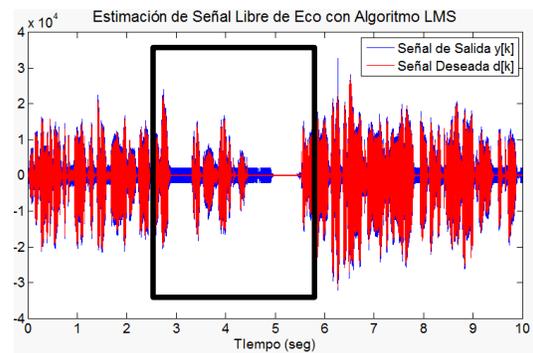


Fig. 7. Señal deseada $d[k]$ original sin eco y señal de salida del filtro adaptativo $y[k]$ con Algoritmo SLMS.

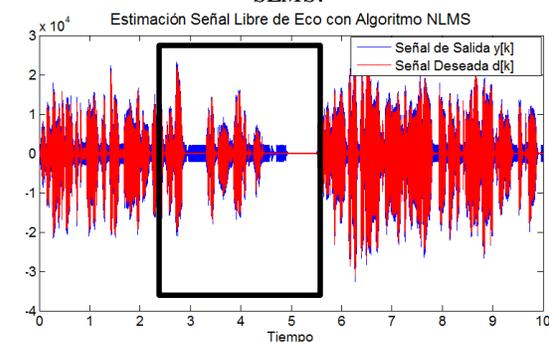


Fig. 8. Señal deseada $d[k]$ original sin eco y señal de salida del filtro adaptativo $y[k]$ con Algoritmo NLMS.

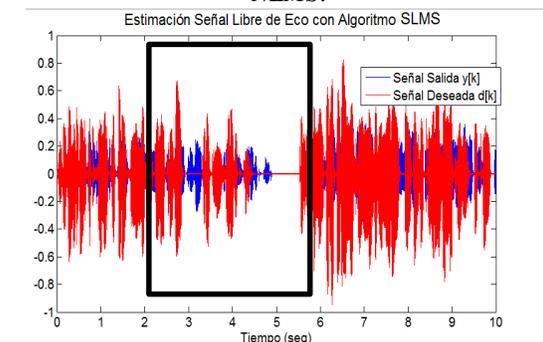


Fig. 9. Señal deseada $d[k]$ original sin eco y señal de salida del filtro adaptativo $y[k]$ con Algoritmo LMS.

Al observar el resultado de las simulaciones de las Figs. 7, 8 y 9 se puede apreciar que las

componentes de eco presentes no fueron removidas apropiadamente por los tres algoritmos de filtrado adaptativo. Se puede apreciar además que el filtro adaptativo NLMS (Fig. 8) presenta un mejor desempeño con respecto a los otros dos filtros específicamente en regiones como las marcadas en los recuadros, seguido por el filtro SLMS y del filtro LMS respectivamente. En los recuadros se aprecia en cierta manera el error introducido al realizar la eliminación del eco estimado. Al escuchar la señal de salida del filtro en el parlante se aprecia la cancelación de la señal de eco

4.2.2 Análisis Error Medio Cuadrático

Las figs. 10, 11 y 12 muestran la respuesta frecuencial del error medio cuadrático estimado para los tres algoritmos LMS.

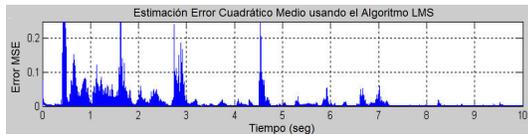


Fig. 10. Estimación del Error Medio Cuadrático del cancelador de eco Algoritmo LMS.

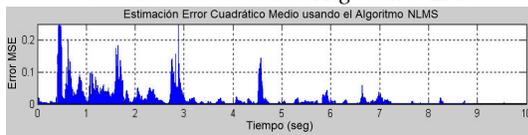


Fig. 11. Estimación del Error Medio Cuadrático del cancelador de eco Algoritmo SLMS.

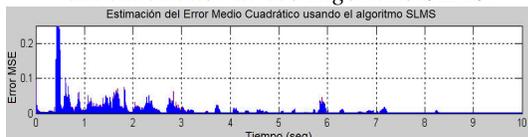


Fig. 12. Estimación del Error Medio Cuadrático del cancelador de eco Algoritmo NLMS.

Es evidente que el algoritmo NLMS tiene menor tiempo de convergencia y presenta un desajuste bajo en comparación con los algoritmos LMS y SLMS, esta característica se manifiesta en la baja amplitud de la señal de Error MSE.

4.2.3 Análisis ERLE

Como se señaló anteriormente, la unidad ERLE mide el potencial de cancelación de eco. Este se calculó a partir de la Ecuación (2). Las gráficas del parámetro ERLE para los algoritmos de cancelación de eco simulados se representan en la Fig. 13.

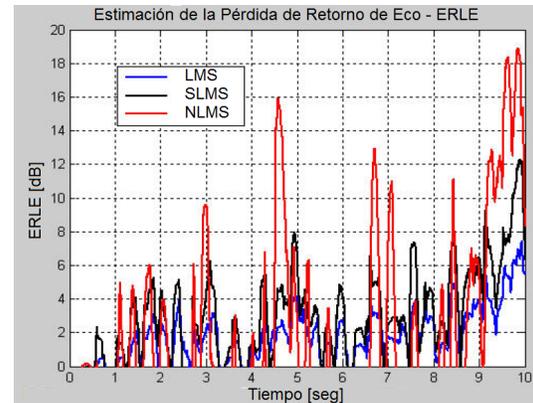


Fig. 13. Análisis de la Pérdida de Retorno de Eco - ERLE para los algoritmos simulados.

En la Fig. 13 se aprecia que el algoritmo NLMS presenta el mayor valor ERLE, seguido del algoritmo SLMS y finalmente el algoritmo LMS convencional describe el menor valor ERLE. El hecho de que el valor ERLE sea mayor indica que se consigue una mejor supresión de eco. El orden de la mejora de este parámetro es de 8 dB a 10 dB, del algoritmo NLMS con respecto al algoritmo SLMS y LMS respectivamente.

A partir de los resultados de la simulación se evidencia que, el tamaño del paso variable del algoritmo adaptativo LMS normalizado da un error más pequeño y proporciona un mejor rendimiento que el algoritmo convencional de paso fijo LMS y el algoritmo LMS signado.

4.3.2 Análisis de Convergencia

Este parámetro permite determinar el tiempo que tarda el algoritmo de filtrado adaptativo para calcular el valor óptimo de coeficientes para obtener la señal de salida del filtro libre de eco.

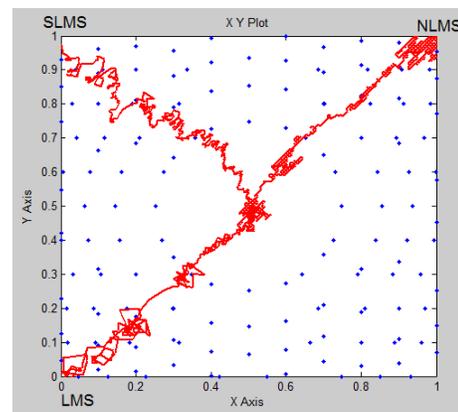


Figura 14. Resultados de cálculo de convergencia para el cancelador de eco usando algoritmos de adaptación LMS, NLMS y SLMS.

La Fig. 14 representa la ruta de convergencia para los algoritmos de adaptación simulados, donde se observa que el tiempo de convergencia es mínimo para el algoritmo NLMS (1,5 seg) y máximo para el algoritmo LMS (2,1 seg), mientras que la amplitud del retraso para el algoritmo SLMS describió un tiempo intermedio (1.9 seg). Por lo tanto, el algoritmo NLMS ofrece mejor desempeño desde el punto de vista de costo computacional en la cancelación del eco.

5. CONCLUSIONES

Se llevó a cabo con éxito el desarrollo de los algoritmos de filtrado adaptativo LMS, SLMS y NLMS con el soporte de la herramienta de simulación Matlab[®], así como la comprobación de su funcionalidad para compensar el eco de una señal de voz. Estos resultados permiten conocer y anticipar el comportamiento de las señales, y sirven de base para la ejecución de los algoritmos para ser implementados en procesadores digitales de señal. Teniendo en cuenta el análisis temporal, análisis espectral ERLE y el análisis de convergencia de tres algoritmos de filtrado adaptativo, este trabajo concluye que el algoritmo NLMS es el más adecuado para la cancelación de eco. Al analizar el comportamiento de la respuesta en el tiempo y escuchando las respuestas de audio de la estimación de la señal de salida, también se puede concluir que la calidad temporal percibida y la textura es mejor para el algoritmo NLMS, seguido del algoritmo SLMS y LMS.

REFERENCIAS

- Adali, T. and Haykin, S. (2010). *Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications, and Control*, John Wiley & Sons.
- Asjadi, H. and Ababafha, M. (1997). "Adaptive Echo Cancellation Based On Third Order Cumulant, International Conference on Information, Communications and Signal Processing, ICICS '97 Singapore, Sept. 1997.
- Bellanger, M. (2001). *Adaptive Digital Filters and Signal Analysis*, Marcel Deckr, New York 2nd Edition.
- Breining, C., Dreiseitel, P., Hansler, E., Mader, A., Nitsch, B., Puder, H., Schertler, T., Schmidt, G., and Tilp, J. (1999). "Acoustic Echo Control". *IEEE Signal Proc. Magazine*, 16, 42 – 69.
- Cuenca, D. y Muñoz, A. (2005). *Control Activo de Ruido*. Universidad de Costa Rica.
- Diniz, P. S. (2008). *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation*. 3rd edition Springer, New York, NY, USA.
- Duttweiler, D. L., (2000). "Proportionate normalized least mean square adaptation in echo cancellers", *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol. 8, pp. 508–518, Sept. 2000.
- Duttweiler, D.L. (2000). "Proportionate Normalized Least Mean Square Adaptation in Echo Cancellers," *IEEE Trans. Speech Audio Processing*, vol. 8, pp. 508-518, Sept. 2000.
- Eneman, K. and Moonen, M. (2003). "Iterated partitioned block frequency-domain adaptive filtering for acoustic echo cancellation," *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, vol. 11, pp. 143-158, Mar. 2003.
- Gay, S. L. and Benesty, J. (2000). *Acoustic Signal Processing for Telecommunication*. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA.
- Haykin, S. (2013). *Adaptive Filter Theory*, Pearson Education, Prentice Hall. 5th Edition.
- Jamel, T. (2013). "Performance Enhancement of Adaptive Acoustic Echo Canceller Using a New Time Varying Step Size LMS Algorithm (NVSSLMS)". *International Journal of Advancements in Computing Technology (IJACT)*, Korea, Vol. 3, No. 1, Jan. 2013.
- Krishna, E.H.; Raghuram, M.; Madhav, K.V and Reddy, K.A. (2010). "Acoustic echo cancellation using a computationally efficient transform domain LMS adaptive filter," 2010 10th International Conference on Information sciences signal processing and their applications (ISSPA), pp. 409-412, May. 2010.
- Kuch, F. (2005). *Adaptive Polynomial Filters and their Application to Nonlinear Acoustic Echo Cancellation*. PhD thesis, Der Technischen Fakultät der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg, Germany.
- Lankila, A. (2008). *Simulation Model for an Active Noise Control System - Development and Validation*. Helsinki University Of Technology. Espoo.
- Makino, S., Kaneda, Y. and Koizumi, N. (1993). "Exponentially weighted step size NLMS adaptive filter based on the statistics of a room impulse response", *IEEE Trans. on*

- speech and audio Processing, vol. 1, No.1, pp.101-108, Jan 1993.
- Manikandan, S. Mythili, S. (2006). *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.
- Meler, L. (2005). *Variantes del Algoritmo LMS. Aplicación a un Sistema Cancelador de Ecos*. Escuela Universitaria Politécnica de Teruel. Universidad de Zaragoza.
- Muñoz, E.A. y Tapia, X. A. (2007). *Diseño e Implementación de un Sistema de Reducción del Ruido Industrial en la Comunicación entre Operadores*. Escuela Politécnica Nacional.
- Olivares, A. P. (2001). *Desarrollo de un Prototipo de Control Activo de Ruido Utilizando el DSP de Punto Flotante TMS320C31*. Instituto Tecnológico y de estudios superiores de Monterrey.
- Paleologu, C.; Benesty, J.; Grant, S.L. and Osterwise, C. (2009). "Variable step-size NLMS algorithms for echo cancellation" Conference Record of the forty-third Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, pp. 633-637, Nov 2009.
- Per Ahgren, (2004). *An environment for real time laboratory exercises in acoustic echo cancellation*, Ph.D. Dissertation, Department of systems and control, Uppsala University, Uppsala, Sweden.
- Poularikas, D. and Ramadan, Z. (2006). *Adaptive Filtering Primer with MATLAB*, CRC Press.
- Sayed, A. (2008). *Adaptive Filters*, John Wiley & Sons.
- Stearns, S. D. and Widrow, B. (1985) *Adaptive Signal Processing*, Prentice-Hall, Inc. Englewood Cliffs, N.J, 1985.
- Velazquez, J., Sanchez, J. y Perez, H. (2006). "Adaptive filters with codified error LMS Algorithm", International Journal Electromagnetic Waves and Electronic Systems, Vol. 1, pp. 23 – 28, Jul. 2006.
- Widrow, B. and Hoff, M. E. (1960). Adaptive Switching Circuits, IRE Wescon Conv.Rec., pt. 4, pp. 96 – 104.
- Zhao, H.; Hu, S.; Li, L. and Wan, X. (2013). "NLMS Adaptive FIR Filter Design Method", 2013 IEEE Region 10 Conference TENCON, pp. 1- 5.
- Zhao, L., Hu, S., Li, L. and Wan, X. (2013). "Implementation of Recursive Least Squares (SLMS) Adaptive Filter for Noise Cancellation". International Journal of Scientific Engineering and Technology. Vol. No.1, Issue No.4, pp. 46-48.