

# **EVALUACIÓN DEL ALGORITMO ECLMS CON ESTRUCTURA MODIFICADA APLICADO A SISTEMAS DE CONTROL ACTIVO DE RUIDO ACÚSTICO**

*EVALUATION OF ECLMS ALGORITHM WITH MODIFIED STRUCTURE APPLIED TO ACTIVE CANCELLATION SYSTEM OF ACOUSTIC NOISE*

**Ángel Alfonso Vázquez Piña**

Instituto Politécnico Nacional, México  
*avazquezp1301@alumno.ipn.mx*

**Xochitl Maya Rosales**

Instituto Politécnico Nacional, México  
*xmayar1300@alumno.ipn.mx*

**Laura Jazmín Hidalgo Hernández**

Instituto Politécnico Nacional, México  
*laurahidalgoh97@gmail.com*

**David Tepepa Cantero**

Instituto Politécnico Nacional, México  
*david.tepepacan@gmail.com*

**Juan Gerardo Avalos Ochoa**

Instituto Politécnico Nacional, México  
*javaloso@ipn.mx*

**Juan Carlos Sánchez García**

Instituto Politécnico Nacional, México  
*jcsanchezgarcia@gmail.com*

**Recepción:** 30/octubre/2020

**Aceptación:** 4/diciembre/2020

## **Resumen**

Actualmente las personas viven expuestas a una gran cantidad de fuentes de ruido provenientes de diversas actividades, lo cual genera distintos problemas de salud. Una de las técnicas con mas auge es el control activo de ruido, la cual emplea algoritmos adaptativos, estos deben tener una alta velocidad de convergencia para adaptarse a los cambios de la fuente de ruido. El objetivo de este trabajo es desarrollar una variante del algoritmo de mínimos cuadrados promediados, la cual

permita incrementar la velocidad de convergencia sin aumentar el costo computacional. Con el fin de evaluar su comportamiento se simuló un sistema de control activo de ruido aplicado a un ducto de ventilación, el cual fue expuesto a distintas fuentes de ruido. Los resultados obtenidos demuestran un incremento de la velocidad de convergencia sin elevar significativamente el número de operaciones en comparación con su versión original, lo cual permitirá desarrollar implementaciones en hardware.

**Palabras Clave:** Algoritmo ECLMS, control activo de ruido, filtrado adaptativo.

### **Abstract**

*Recently, people live exposed to a large amount of noise sources, which may cause health problems. One of the most popular techniques is active noise control, which uses adaptive algorithms, these must have a high speed of convergence to adapt to changes in the noise source. The objective of this paper is to develop a variant of the least mean square algorithm, which will allow to improve the convergence speed without increasing the number of operations. In order to compare its behavior an active noise control system applied to a ventilation duct exposed to different sources of noise was simulated. The results demonstrated a faster convergence speed without increasing significantly the computational cost compared to its original version, which allows efficient hardware implementations.*

**Keywords:** Active noise control, adaptive filters, ECLMS algorithm.

## **1. Introducción**

La contaminación acústica es un problema común en la vida cotidiana, comúnmente, de zonas urbanas. Las principales fuentes de ruido son el tráfico vial, ferroviario, aéreo, construcciones y obras públicas, sistemas de ventilación, artefactos domésticos e incluso los equipos informáticos.

La exposición constante a dichas fuentes de ruido puede perjudicar la salud de las personas, ya que puede producir estrés, presión arterial alta, problemas cardiacos, problemas respiratorios, trastornos del sueño e incluso generar una pérdida auditiva con el tiempo.

Los sistemas de Control Activo de Ruido (ANC – Active Noise Control) se han convertido en una solución atractiva para mitigar el ruido ambiental, ya que estos sistemas logran atenuar eficientemente fuentes de ruido de baja frecuencia en comparación con los métodos pasivos. Estos sistemas utilizan técnicas de filtrado adaptativo para generar una señal anti-ruido, la cual atenúa la fuente de ruido mediante el principio de superposición, véase figura 1.

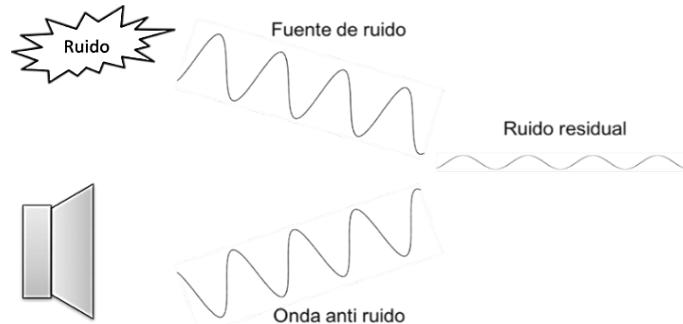


Figura 1 Principio de control activo de ruido.

El esquema general de un filtro adaptativo se muestra en la figura 2, esta estructura requiere de tres señales fundamentales: la señal de entrada,  $x(n)$ , la señal deseada,  $d(n)$ , y la señal de salida del filtro digital,  $y(n)$ . El algoritmo adaptativo es el encargado de ajustar los coeficientes del filtro,  $w(n)$ , para minimizar el error cuadrático promediado (MSE - Mean Square Error) de la señal de error,  $e(n)$ , la cual esta dada por la diferencia entre  $d(n)$  y  $y(n)$ . Por lo tanto, los coeficientes del filtro se ajustan para minimizar el error progresivamente, en función del objetivo dado [Kuo, 1996].

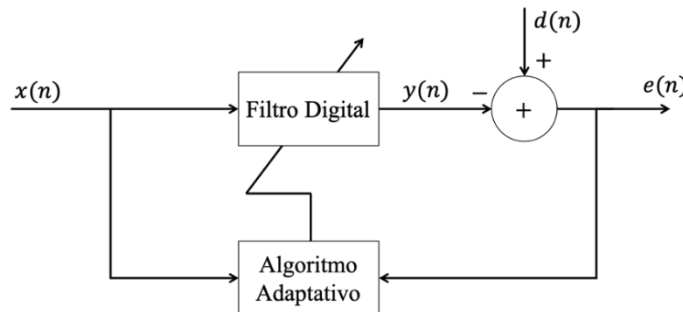


Figura 2 Estructura general de un filtro adaptativo.

Dentro de los algoritmos adaptativos comúnmente los de bajo costo computacional suelen presentar velocidad de convergencia lenta, restringiendo la comercialización de sus productos debido a una ineficaz respuesta en la cancelación de señales. Por otra parte, los algoritmos con velocidad de convergencia rápida tienen un costo computacional muy elevado, lo cual complica su implementación en hardware. Por este motivo, la selección del algoritmo debe realizarse cuidadosamente para una aplicación en particular.

Anteriormente, en [Velázquez, 2006] se propuso el algoritmo de Mínimos Cuadrados Promediados con Error Codificado (ECLMS), el cual está basado en el algoritmo de Mínimos Cuadrados Promediados (LMS). Dicho algoritmo disminuye el número de operaciones de punto flotante a través de un proceso en el cual se codifica la señal de error, además, utiliza un umbral preestablecido que determina si los coeficientes del filtro se actualizan constantemente, por lo tanto, el costo y la carga computacional se reducen considerablemente. Este algoritmo ha sido utilizado en diversas aplicaciones, por ejemplo, en [Pichardo, 2017] se implementó un sistema de ANC para un ducto de ventilación, en [Vázquez, 2019] se desarrolló un sistema de ANC multicanal para ventanas y en [Rodríguez, 2018] se presentó la combinación convexa del algoritmo FxECAP y FxECLMS aplicado a sistemas de ANC. Incluso, se han presentado otros trabajos donde implementan la técnica de Error Codificado con otros algoritmos para aplicaciones de ANC [Rodríguez, 2017] [Avalos, 2017] [Vázquez, 2019]. Sin embargo, todos ellos utilizan la técnica de Filtrado- $x$   $F(x)$  la cual tiene limitaciones, es decir, convergencia lenta debido a un retraso en la trayectoria secundaria.

La estructura  $Fx$  modificada ha sido utilizada principalmente en algoritmos de la familia de proyecciones afines, debido a que estos algoritmos necesitan de la señal deseada para poder calcular su vector de error [Ferrer, 2008], asegurando una mayor estabilidad y una mejora en la velocidad de convergencia con respecto a la técnica de  $Fx$  convencional, [Kim, 2011].

En este artículo se presenta, por primera vez, la combinación del algoritmo ECLMS y la estructura  $Fx$  modificado, esta unión permitirá aprovechar las características de ambas partes, obteniendo como resultado un incremento en la velocidad de

convergencia sin aumentar de forma significativa el número de operaciones y por ende el costo computacional.

## 2. Métodos

Los sistemas de ANC son comparables con los identificadores de sistemas, la diferencia radica en que la señal de salida del controlador,  $y(n)$ , debe ser opuesta a la del sistema desconocido,  $d(n)$ , además, esta atraviesa un camino acústico también conocido como trayectoria secundaria,  $S(z)$ , que altera sus propiedades, por esta razón es necesario contrarrestar sus efectos.

Actualmente existen muchas técnicas que buscan disminuir el efecto de  $S(z)$ , una de las más usadas es la de  $Fx$ , debido a su baja complejidad computacional. Este método consiste en filtrar la señal de referencia,  $x(n)$ , con un modelo de la respuesta al impulso de la trayectoria secundaria,  $S'(z)$  para obtener la señal de referencia filtrada,  $x'(n)$ , posteriormente,  $x'(n)$  y la señal de error,  $e(n)$ , son usadas para actualizar los pesos del filtro adaptativo, ver figura 3.

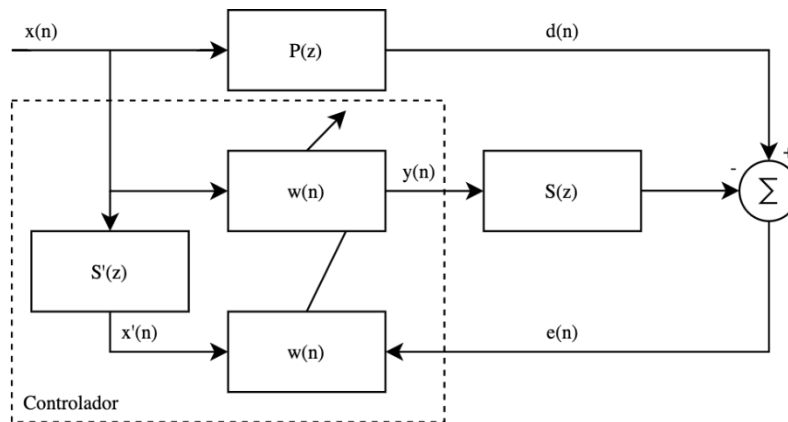


Figura 3 Estructura de Filtrado-x.

### Algoritmo mínimos cuadrados promediados con error codificado (ECLMS)

El algoritmo de ECLMS, fue desarrollado con el objetivo de reducir el número de operaciones de punto flotante mediante la codificación de la señal de error. Este algoritmo ha sido probado en diversas aplicaciones, demostrando una mejora en la velocidad de convergencia y una mejor reducción de la señal de error en

comparación con su versión convencional. La actualización de los coeficientes  $w(n)$  está definida por la ecuación 1.

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

Donde  $x(n)$  es la señal de entrada,  $\mu$  el factor de convergencia y  $C[e(n)]$  es el error codificado, dado que el producto entre el error codificado y la señal de entrada es una operación de valores enteros, el número de operaciones de punto flotante se reduce. La codificación del error se lleva a cabo mediante un método de cuantización en la señal de error y posteriormente asignando un código a la muestra cuantizada. Este proceso se realiza mediante la ecuación 2.

$$C[e(n)] = \text{round}\left(\frac{Q[e(n)]}{Res}\right) \quad (2)$$

Siendo  $Q[e(n)]$  la cuantización del error,  $Res$  la resolución del codificador y  $\text{round}$  la función que redondea el resultado obtenido de la división entre ambos, la resolución se obtiene con la ecuación 3.

$$Res = \frac{e_{m\acute{a}x}}{2^b - 1} \quad (3)$$

Donde  $e_{m\acute{a}x}$  es el error máximo probable, comúnmente se considera que es el 90% de la amplitud de la señal de entrada al filtro adaptativo, y  $b$  es el número de bits utilizados para la codificación del error. La elección de  $b$  afecta el comportamiento del algoritmo, ya que es proporcional a la velocidad de convergencia.

Conforme el proceso de adaptación avanza la señal de error es minimizada, de tal forma que al aplicar la función de redondeo los valores se ajustan a 0 o 1, y si estos valores no cambian, no será necesario actualizar los coeficientes del filtro, dicho proceso se expresa mediante la ecuación 4.

$$\mathbf{w}(n + 1) = \begin{cases} \mathbf{w}(n) & \text{si } C[e(n)] = 0 \text{ o } 1 \\ \mathbf{w}(n) + \mu C[e(n)]\mathbf{x}(n) & \text{si } C[e(n)] \neq 0 \text{ o } 1 \end{cases} \quad (4)$$

### Algoritmo de filtrado-x modificado ECLMS

El algoritmo Fx modificado es una estrategia basada en el sistema de control feedforward para sistemas de ANC, esta estructura fue propuesta por distintos autores durante el mismo periodo [Bao, 1992] [Bjarnason, 1992]. El proceso que

realiza consiste en restar a la señal de error,  $e(n)$ , una estimación de la señal de control,  $y(n)$ , una vez que ha atravesado al camino secundario,  $S(z)$ . El objetivo es obtener la aproximación de la señal deseada,  $d(n)$ , la cual se denota como  $d'(n)$ , posteriormente esta señal se utiliza para obtener una nueva señal de error,  $e_m(n)$ , empleada para actualizar los pesos del filtro adaptativo. De esta manera el esquema de adaptación se vuelve equivalente al cancelador de ruido eléctrico [Elliott, 2000]. La figura 4 muestra el diagrama de bloques de la estructura  $Fx$  modificada, donde  $x(n)$  es la señal de entrada, también conocida como señal de referencia,  $d(n)$  es la señal de perturbación o señal deseada,  $P(z)$  es el camino primario,  $S(z)$  es el camino secundario y  $S'(z)$  es la estimación del camino secundario.

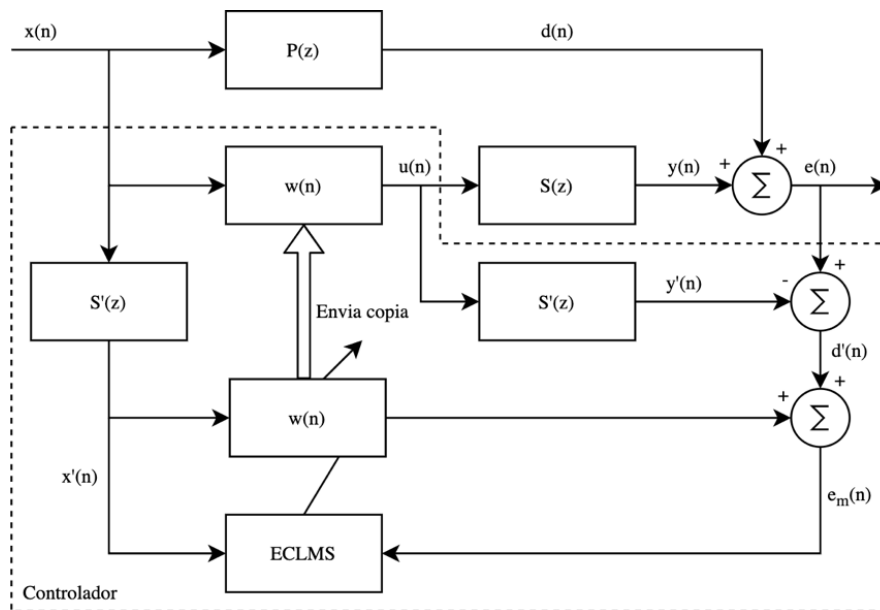


Figura 4 Estructura de Filtrado-x modificado con el algoritmo ECLMS.

Para lograr la reducción de la señal deseada el controlador debe generar una señal antiruido,  $u(n)$ , definida por la ecuación 5.

$$u(n) = x(n)w^T(n) \quad (5)$$

La señal  $u(n)$  atraviesa el camino secundario, dando como resultado la señal de control,  $y(n)$ , descrita por la ecuación 6.

$$y(n) = u(n)s^T(n) \quad (6)$$

La señal de error es la suma acústica de  $d(n)$  y  $y(n)$ ,  $y'(n)$  es una estimación de la señal  $y(n)$  que se obtiene usando el modelo  $S'(z)$  tal como se muestra en la ecuación 7.

$$y'(n) = \mathbf{u}(n)\mathbf{s}'^T(n) \quad (7)$$

La aproximación de la señal deseada,  $d'(n)$ , se obtiene con  $d'(n) = e(n) - y'(n)$  y él  $e_m(n)$  se calcula mediante la ecuación 8.

$$e_m(n) = d'(n) - \mathbf{x}'(n)\mathbf{w}^T(n) \quad (8)$$

Y la señal de referencia filtrada,  $x'(n)$ , se obtiene con la ecuación 9.

$$x'(n) = \mathbf{u}(n)\mathbf{s}'^T(n) \quad (9)$$

Por lo tanto, para realizar la codificación del error se emplea ecuación 10, donde se utiliza  $e_m(n)$ , y la actualización de coeficientes está definida por ecuación 11.

$$C[e_m(n)] = \text{round}\left(\frac{Q[e_m(n)]}{Res}\right) \quad (10)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \begin{cases} \mathbf{w}(n) & \text{si } C[e_m(n)] = 0 \text{ o } 1 \\ \mathbf{w}(n) + \mu C[e_m(n)]\mathbf{x}(n) & \text{si } C[e_m(n)] \neq 0 \text{ o } 1 \end{cases} \quad (11)$$

### 3. Resultados

Con el fin de probar la efectividad del algoritmo propuesto se plantearon tres casos, cada uno utilizó como señal de referencia distintos sonidos (ruido blanco gaussiano, ruido de motor y ruido ambiental), la frecuencia de muestreo utilizada fue de 8 kHz y la duración de las grabaciones fue de 10 segundos. Tanto el factor de convergencia como el número de bits empleados para la codificación de la señal de error fueron seleccionados a prueba y error con la intención de obtener la máxima velocidad de convergencia sin que los algoritmos se vuelvan inestables, es decir, buscando el mejor funcionamiento de cada algoritmo con el fin de hacer una comparación adecuada. La señal deseada se contaminó usando ruido aditivo con SNR de 30 dB. El nivel de MSE se graficó para cada caso con el fin de examinar la velocidad de convergencia y el error en estado estacionario. Las curvas de aprendizaje se generaron promediando 50 experimentos con las primeras 10,000 iteraciones de cada uno. Los resultados obtenidos se compararon con su versión



original, el algoritmo FxELMS. Ambos algoritmos se simularon en un sistema de ANC con configuración 1:1:1, es decir, un sensor de referencia, una fuente de control y un sensor de error, como se observa en la figura 5. Para simular los efectos del camino primario y el camino secundario se utilizaron las funciones de transferencia rescatadas de [Kuo, 1996], posteriormente se obtuvo la respuesta al impulso de ambas plantas para obtener filtros FIR de 256 y 128 coeficientes, respectivamente. El modelado del camino secundario se realizó fuera de línea usando el algoritmo LMS y un filtro FIR de orden  $M = 128$ , mientras que para generar la señal antiruido se utilizó un filtro FIR de orden  $N = 100$ .

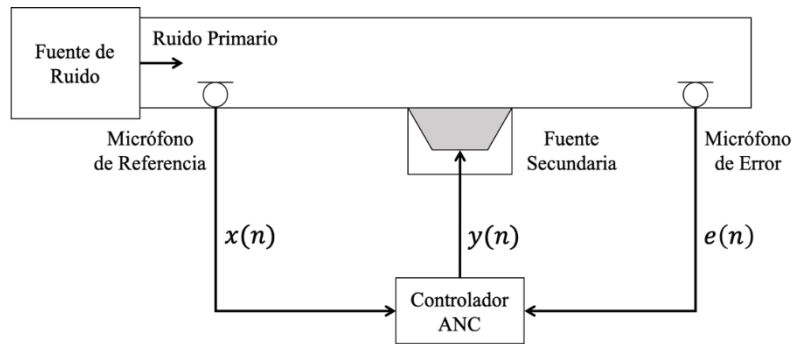


Figura 5 Esquema de un sistema de ANC aplicado a un ducto de ventilación.

### Caso 1

Para el primer caso, la señal de referencia empleada fue ruido gaussiano blanco. Específicamente para este caso se generaron dos pruebas, la primera prueba consistió en codificar la señal de error con 8 bits y el factor de convergencia,  $\mu$ , es de  $6e^{-6}$  y  $1-e^5$  para el algoritmo FxELMS y el algoritmo propuesto, respectivamente. Para la segunda prueba el error se codificó a 10 bits, con un  $\mu = 16e^{-6}$  para el algoritmo FxELMS y  $\mu = 3e^{-6}$  para la versión modificada, los resultados finales se muestran en la figura 6.

### Caso 2

La segunda prueba consistió en utilizar como fuente de ruido una grabación del ruido generado por un motor de combustión interna a revoluciones constantes. El factor de convergencia fue de  $1e^{-4}$  para el algoritmo FxELMS y de  $3e^{-4}$  para el

algoritmo propuesto, la señal de error se codificó a 6 bits para todos los experimentos. En la figura 7, se muestran los resultados obtenidos.

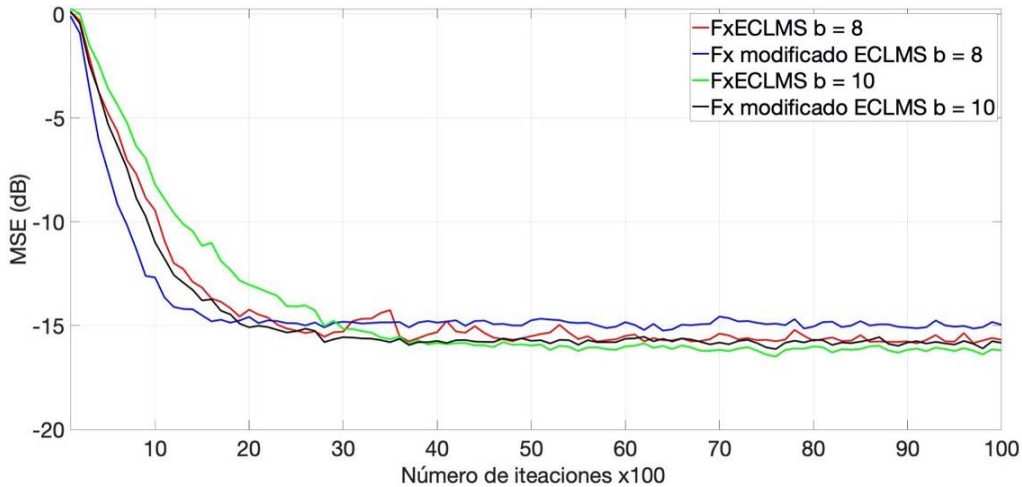


Figura 6 MSE utilizando ruido blanco como señal de referencia.

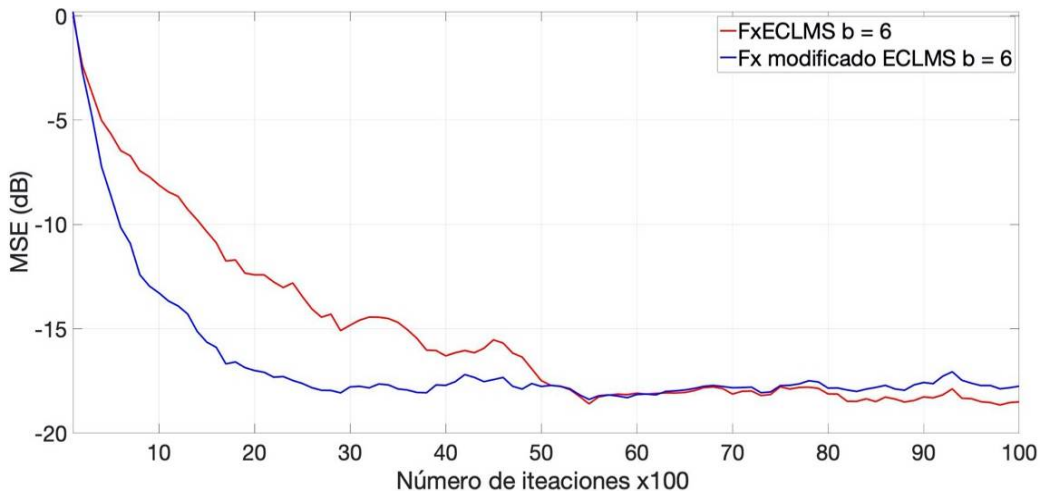


Figura 7 MSE utilizando el sonido de un motor como señal de referencia.

### Caso 3

Por último, se realizó una prueba utilizando como fuente de ruido una grabación de una cafetería donde se perciben en su mayoría voces y ruido ambiental, para este caso el error se codificó con 12 bits y el factor de convergencia para los algoritmos fue de  $2e^{-7}$  para el algoritmo FxECLMS y  $1e^{-6}$  para la versión propuesta. La figura 8 muestra el nivel de MSE obtenido por los dos algoritmos.

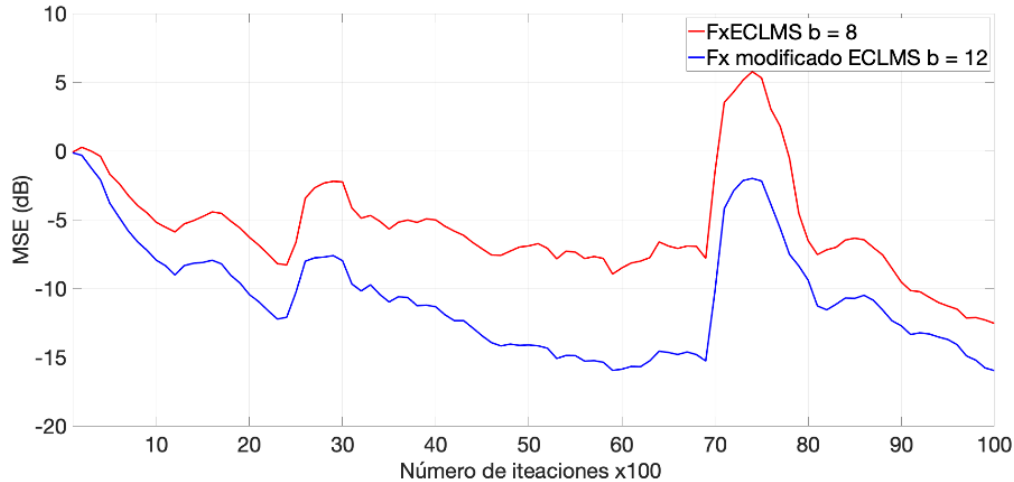


Figura 8 MSE utilizando ruido ambiental como señal de referencia.

#### 4. Discusión

Como se puede observar, en los tres casos el algoritmo propuesto presentó un comportamiento superior con respecto a su versión convencional, dado que la velocidad de convergencia fue mayor. Incluso, en el caso 3 donde se tiene una señal no estacionaria como fuente de ruido, el algoritmo propuesto presentó una mayor atenuación y una mejora significativa en la velocidad de convergencia.

Debido a que la elección del número de bits afecta directamente el comportamiento del algoritmo, este se debe elegir de acuerdo con la señal a la cual el sistema va a ser expuesto. Como se puede apreciar en el caso 1, un menor número de bits permite una mayor velocidad de convergencia, pero la precisión del algoritmo se ve afectada. Para el caso 2, donde la señal de referencia es estacionaria, se puede emplear una menor cantidad bits para codificar el error, lo que aumenta las probabilidades de que la codificación de error sea igual a 0 ó 1 y por lo tanto se actualicen con menor frecuencia los pesos del filtro adaptativo. En el caso 3, donde la señal de referencia cambia constantemente, es necesario elevar la precisión del algoritmo para que este consiga disminuir la señal de error.

En tabla 1 y 2 se muestra el número de operaciones que requieren los algoritmos en cada iteración de acuerdo con el número de coeficientes del filtro adaptativo,  $N$ , y de la estimación del camino secundario,  $M$ . Se observa, que el algoritmo propuesto requiere de  $N + M$  multiplicaciones y sumas más que el algoritmo FxECLMS.

Tabla 1 Número de operaciones del algoritmo FxECLMS.

Operación	Multiplificaciones	Sumas
$u(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{w}^T(n)$	$N$	$N - 1$
$\mathbf{x}'(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{s}'^T(n)$	$M$	$M - 1$
$C[e(n)]$	1	0
$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu C[e(n)]\mathbf{x}(n)$	$N + 1$	$N$
Total	$2N + M + 2$	$2N + M - 2$

Tabla 2 Número de operaciones del algoritmo  $Fx$  modificado con el algoritmo ECLMS.

Operación	Multiplificaciones	Sumas
$u(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{w}^T(n)$	$N$	$N - 1$
$\mathbf{x}'(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{s}'^T(n)$	$M$	$M - 1$
$\mathbf{y}'(n) = \mathbf{u}(n)\mathbf{s}'^T(n)$	$M$	$M - 1$
$d'(n) = e(n) - \mathbf{y}'(n)$	0	1
$em(n) = d'(n) + \mathbf{x}'(n)\mathbf{w}^T(n)$	$N$	$N$
$C[em(n)]$	1	0
$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu C[em(n)]\mathbf{x}(n)$	$N + 1$	$N$
Total	$3N + 2M + 2$	$3N + 2M - 2$

## 5. Conclusiones

El algoritmo propuesto demostró ser una excelente alternativa para ser utilizado en sistemas de ANC, donde la velocidad de convergencia es un factor importante ya que es la velocidad a la que se cancela el ruido. Este algoritmo se comporta de manera estable ante señales no estacionarias, y además al no realizar constantemente la actualización de sus coeficientes permitiría su implementación en sistemas donde el consumo de energía es vital.

## 6. Bibliografía y Referencias

- [1] Avalos, J. G., Rodríguez, A., Martínez, H. M., Sánchez, J. C., & Pérez, H. M. Multichannel Filtered-X Error Coded Affine Projection-Like Algorithm with Evolving Order, Shock and Vibration, 2017.
- [2] Bao, C., Sas, P., & Van Brussel, H. A novel filtered-x LMS algorithm and its application to active noise control of sound, Proceedings of the EUSIPCO, 1992.
- [3] Elliott, S. Signal processing for active control. Elsevier, 2000.

- [4] Bjarnason, E. Active noise cancellation using a modified form of the filtered-x LMS algorithm, Proceedings of the EUSIPCO, 1992.
- [5] Ferrer, M., Gonzalez, A., de Diego, M., & Pinero, G. Fast affine projection algorithms for filtered-x multichannel active noise control, IEEE transactions on audio, speech, and language processing, 16(8), 1396-1408, 2008.
- [6] Kim, H. W., Park, H. S., Lee, S. K., & Shin, K. Modified-filtered-u LMS algorithm for active noise control and its application to a short acoustic duct, Mechanical Systems and Signal Processing, 25(1), 475-484, 2011.
- [7] Kuo, Sen M., and Dennis R. Morgan. Active noise control systems. Vol. 4. Wiley, New York, 1996.
- [8] Pichardo, E., Maya, X., Vázquez, A. A., Ochoa, J. G. Á., & Sánchez, J. C. Implementación de un cancelador activo de ruido en un ducto usando el algoritmo FX-ECLMS. Res. Comput. Sci., 137, 51-61, 2017.
- [9] Rodríguez, J., Ibarra, I., Pichardo, E., Avalos, J. G., & Sánchez, J. C. Convex Combination of FXECAP–FXECLMS Algorithms for Active Noise Control, 2018 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC), 2018.
- [10] Rodríguez, S. A., Avalos, O. J. G., & Sánchez, G. J. C. Filtered-x Error Coded Affine Projection algorithm with Evolving order for active noise control, 2017 IEEE 8th Latin American Symposium on Circuits & Systems (LASCAS), 2017.
- [11] Vázquez, Á. A., Maya, X., Avalos, J. G., Sánchez, G., Sánchez, J. C., Pérez, H. M., & Sánchez, G. A time-efficient method for determining an optimal scaling factor and the encoder resolution in the multichannel FXECAP-L algorithm with evolving order for active noise control. Applied Sciences, 9(3), 2019.
- [12] Vázquez, Á., Maya, X., Fernández, A., Avalos, G., Sánchez, G., Sánchez, J. C., & Pérez, H. FXECLMS Algorithm for active acoustic windows: An experimental report, IEEE Latin America Transactions, 17(01), 63-70, 2019.
- [13] Velázquez, J., Sánchez, J. C., & Pérez, H. M. Adaptive filters with codified error LMS Algorithm, Telecommunications and Radio Engineering, No. 65, 6-10, 2006.