

# XVI Congreso Argentino de Acústica

Buenos Aires, 22 y 23 de Noviembre 2018

Asociación Amigos del Museo Nacional de Bellas Artes



AdAAA 2018

## Control adaptativo robusto de ruido impulsivo con transformación no lineal del error

Robust active control of impulsive noise with nonlinear transform of the error

AdAA2018-013

Clasificación: XX

Patricia N. Baldini<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Grupo SITIC, Departamento de ingeniería Electrónica. Facultad Regional Bahía Blanca, Universidad Tecnológica Nacional  
11 de Abril 461, Bahía Blanca, Argentina  
pnbaldi@frbb.utn.edu.ar

**Abstract**— Active control is a methodology based on the waves destructive interference that has proven to be effective for attenuating noise in the low frequency audible spectral range. However, the case of impulsive type noise sources, as harmful as frequent in industrial environments, represents a challenge to the convergence of the control algorithm that is still a matter of study. Outliers in the measured signals cause excessive corrections in the adaptive controller which can produce instability. This paper presents the results of applying a robust methodology to cancel impulsive noise in a single-channel system, which combines active control with a non-linear transformation of the measured signals. A new controller whose parameters are modified adaptively by means of a low computational cost algorithm is proposed, that has been shown to be effective applied in communications and fundamental component analysis. The preponderant effect of large outliers in the modification of the controller is avoided by preprocessing the signals used in the update. The convergence properties and the effectiveness of the control based on usual performance indices are verified by simulation. Noise is represented by the non-gaussian model proposed in the bibliography.

**Keywords:** impulsive noise; robust adaptive algorithm; active control, S&S distribution.

**Resumen**— El control activo es una metodología de comprobada eficacia para atenuar ruido en el rango espectral audible de baja frecuencia, basada en la interferencia destructiva de ondas. De todos modos, el caso de ruido impulsivo, tan nocivo como frecuente en ambientes industriales, representa un desafío a la convergencia del algoritmo de control que es aún motivo de estudio. Valores atípicos de gran amplitud en las señales medidas causan una gran variación repentina en el controlador adaptativo que

puede producir inestabilidad. En este trabajo se presentan los resultados de la aplicación a sistemas monocal de una metodología robusta en presencia de este tipo de ruido, que combina el control activo con una transformación no lineal de las señales medidas. Se propone un controlador cuyos parámetros son modificados adaptativamente mediante un algoritmo de bajo costo computacional que ha mostrado ser eficaz aplicado en comunicaciones y análisis de componente fundamental. El efecto preponderante de valores inusualmente grandes en la modificación del controlador se evita mediante el pre-procesamiento de las señales empleadas en la actualización. Las propiedades de convergencia y la efectividad del control se verifican mediante simulación en base a índices de desempeño usuales. El ruido se representa mediante el modelo no gaussiano propuesto en la bibliografía.

**Palabras clave:** ruido impulsivo; algoritmo adaptativo robusto; control activo; distribución S&S.

### I. INTRODUCCIÓN

El ruido es uno de los contaminantes ambientales más extendido en la actualidad. El concepto de contaminación acústica hace referencia a los niveles excesivos de ruido y vibraciones provocados por la actividad humana, que se constituyen en causa de una gran variedad de efectos nocivos para las personas y su entorno. Tradicionalmente, la gestión ambiental del ruido se realiza mediante las denominadas técnicas pasivas. Estas técnicas consisten en la introduc-

ción de barreras físicas, silenciadores o paneles de material absorbente que intentan aislar la fuente de ruido del entorno que le rodea y amortiguar el ruido reverberante, sin aporte de energía. Sin embargo, a medida que aumentan las longitudes de onda de la señal ruidosa que se desea silenciar, el control pasivo se torna ineficiente debido al incremento significativo en volumen y costo. En todo caso, resultan metodologías poco flexibles que no contemplan cambios del entorno acústico.

La alternativa actual para el rango acústico audible de bajas frecuencias, la representa el control activo (CAR) que trata de transformar favorablemente el campo sonoro mediante dispositivos electroacústicos. El uso de fuentes secundarias permite generar de forma controlada nuevas ondas de sonido, denominadas antirruído, para producir interferencia destructiva al superponerse al campo ruidoso original. Se crea así una zona de silencio o, al menos, un campo resultante del menor nivel sonoro posible en regiones del espacio tanto más grandes cuanto mayores sean las longitudes de onda del ruido a cancelar.

Si bien el avance tecnológico de los procesadores digitales de señal sumado al desarrollo de algoritmos de procesamiento adaptativo permitieron la implementación de sistemas de CAR eficaces en distintas aplicaciones, el caso de ruido de impacto o impulsivo representa aún un desafío que sigue siendo motivo de estudio. Este tipo de ruido se caracteriza por un número significativo de perturbaciones de gran amplitud que ocurren al azar con una baja probabilidad y no puede describirse mediante un modelo gaussiano. La presencia de valores atípicos, ya sea en el ruido a cancelar o en la señal de error, compromete la convergencia del algoritmo adaptativo pudiendo causar inestabilidad [1], [2]. Los métodos propuestos para atenuarlo pueden clasificarse en tres categorías. La primera incluye a los algoritmos adaptativos que utilizan como información el ruido primario y la señal de error residual recortados a un umbral conveniente para suavizar el efecto de los valores atípicos sobre la actualización del controlador [3]. La segunda categoría se refiere a los algoritmos basados en la minimización del momento fraccional de orden  $p$  ( $p < 2$ ) del error residual, considerando que no existe momento de segundo orden para la descripción

estadística del ruido impulsivo, [4], [5]. Una tercera categoría, desarrolla el algoritmo de adaptación en base al gradiente de la señal error transformada mediante una función predefinida que tiene en cuenta la naturaleza impulsiva del error [6]-[12].

El principal inconveniente para el control activo de ruido impulsivo (CARI) es la necesidad de estimar parámetros desconocidos del modelo estadístico no gaussiano, muy relevantes para definir el rendimiento del algoritmo adaptativo. Por otra parte, el alto costo computacional implícito en el uso de transformaciones no lineales tiene efecto directo sobre el tiempo de procesamiento o "latencia" del algoritmo, es decir, el retardo de tiempo entre la detección del impulso y la generación de la señal de cancelación, comprometiendo su eficacia.

En este trabajo se propone emplear procesos no lineales basados en la función tangente hiperbólica modificada que admite una representación matemática de bajo costo computacional y una fácil implementación en hardware [13]-[15]. La idea principal es dar automáticamente un peso adecuado a las diversas muestras usadas en el algoritmo de optimización para que el sistema permanezca estable y mejore la velocidad de convergencia. El procesamiento adaptativo de la señal actualiza continuamente los coeficientes del controlador de modo de minimizar una función modificada del error residual que justifica la transformación adoptada.

Los resultados se analizan por simulación en base a los índices de comportamiento usuales y el ruido impulsivo se modela mediante estadística no gaussiana de uso común en la bibliografía [16].

## II. ESTRUCTURA DE UN SISTEMA BÁSICO DE CAR

El CAR se basa en el principio de interferencia destructiva entre ondas acústicas. Esencialmente, el ruido se cancela en una determinada región del espacio mediante la superposición de otro ruido en contrafase generado de forma controlada. Como se muestra en la Fig. 1, un sistema de CAR de un solo canal de tipo feedforward o alimentación directa, comprende: un sensor de referencia para captar el ruido fuente o primario,  $x(n)$ ; un parlante que actúa como transductor electroacústico para propagar la señal de cancelación,  $y(n)$ , que es generada por el filtro adaptativo con función transferencia  $H(z)$ , y un micrófono de error para detectar el nivel de ruido

residual,  $e(n)$ , en la zona de silencio predefinida.

El sistema adaptativo depende de cuatro elementos básicos: la estructura del filtro; los parámetros a ajustar dentro de esta estructura que son los coeficientes que definen la función transferencia que modela el filtro; las señales que se procesan, y el algoritmo adaptativo que describe la actualización de los parámetros en cada instante de tiempo,  $n$ . Este algoritmo optimiza el control en base a la minimización de una función de costo. El error cuadrático medio ha sido la opción más utilizada bajo la suposición implícita de que el error resultante es de tipo gaussiano, justificada por el teorema del límite central. De todos modos, la presencia de ruido de tipo impulsivo representa un desafío a los algoritmos adaptativos convencionales debido a que la gran amplitud ocasional en las señales medidas produce una actualización repentina significativa de coeficientes del filtro que puede comprometer la convergencia e inestabilizar al sistema.

Si bien se han propuesto distintos algoritmos para superar estas limitaciones, el obstáculo común para implementarlos en la práctica es la complejidad computacional asociada, [3]-[12].

En este trabajo se propone usar una función de costo alternativa para el proceso de optimización, que ha sido usada con buenos resultados en análisis de componentes independientes y eliminación de ruido en comunicaciones que conduce a un algoritmo de bajo costo computacional, [13], [15].

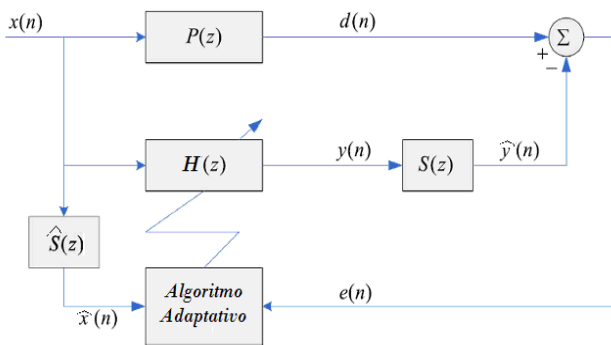


Fig. 1. Esquema del sistema de CAR monocanal de tipo *feedforward*.

#### A. Algoritmo Adaptativo Propuesto para CARI

Las no linealidades se utilizan a menudo para mejorar la robustez de los sistemas lineales convencionales. En CAR, mediante una trans-

formación no lineal se ponderan los valores del error residual para asegurar que ningún componente impulsivo tenga una gran influencia en la estimación de los coeficientes del controlador. El algoritmo desarrollado se basa en la minimización de la potencia instantánea de la señal de error transformada.

En este trabajo se propone usar la función de costo alternativa de la ecuación (1), para el proceso de optimización. Esta función ha sido usada con buenos resultados en análisis de componentes independientes y eliminación de ruido en comunicaciones [13],[15].

$$J(n) = \frac{1}{\beta} \log [\cosh(\beta e(n))] \quad (1)$$

El parámetro  $\beta$  ( $\beta > 0$ ) permite controlar la concavidad en la función de costo en torno al origen y la sensibilidad a valores atípicos grandes en el valor de  $e(n)$ , como se muestra en la Fig. 2.

Para una estructura de filtro con respuesta al impulso finita (FIR) de longitud  $L$ , con vector de coeficientes  $\mathbf{H}$  y un vector de salida del filtro  $\mathbf{y}$ , dados por:

$$\mathbf{H}(n) = [h_1(n) \ h_2(n) \cdots h_L(n)]^T \quad (2)$$

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

donde  $[\cdot]^T$  denota transposición, el error residual queda definido por

$$e(n) = d(n) - \mathbf{S}^T \mathbf{y}(n) + v(n) \quad (3)$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{H}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad d(n) = \mathbf{P}(n)^T \mathbf{x}(n),$$

$\hat{\mathbf{S}}$ ,  $\mathbf{S}$  y  $\mathbf{P}$  son los vectores de las respuestas al impulso estimada y real del camino secundario y real del camino primario, modelados por las funciones transferencias  $\hat{S}(z)$ ,  $S(z)$  y  $P(z)$ , respectivamente. Los procesos  $v(k)$  y  $u(k)$  representan ruido de medida.

El método del Gradiente Descendente conduce a la siguiente ecuación para la actualización de los coeficientes:

$$\mathbf{H}(n+1) = \mathbf{H}(n) + \mu \tanh(\beta e(n)) \hat{\mathbf{x}}(n) \quad (4)$$

donde  $\mu > 0$  es la razón de aprendizaje y

$$\hat{\mathbf{x}}(n) = \hat{\mathbf{S}}^T(n) (\mathbf{x}(n) + \mathbf{u}(n)) \quad (5)$$

El algoritmo adoptado presenta dos características fundamentales para el CARI. Una de ellas es la robustez de la función de costo propuesta a la presencia de *outliers* dado que la señal error transformada satura para valores extremos. La contribución de valores atípicos en la actualización de coeficientes es limitada y se controla fácilmente con el parámetro de forma  $\beta$ .

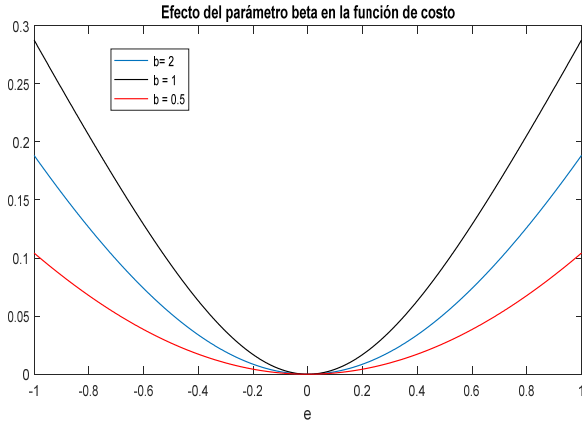


Fig. 2. Efecto de  $\beta$  sobre la función de costo.

Por otra parte, existe una implementación en hardware de baja complejidad para la tangente hiperbólica basada en lógica borrosa:

$$\tanh(\beta e(n)) = \begin{cases} \text{sig}(e(n)) & \text{si } |e(n)| \geq \frac{1}{\beta} \\ (-\beta^2 |e(n)| + 2\beta)e(n) & \text{de otro modo} \end{cases} \quad (6)$$

La ecuación de actualización de coeficientes finalmente resulta:

$$\mathbf{H}(n+1) = \begin{cases} \mathbf{H}(n) + \mu \text{sig}(e(n)) \hat{\mathbf{x}}(n) & \text{si } |e(n)| \geq \frac{1}{\beta} \\ \mathbf{H}(n) + \mu(-\beta^2 |e(n)| + 2\beta)e(n) \hat{\mathbf{x}}(n), & \text{de otro modo} \end{cases} \quad (7)$$

La función de activación tangente hiperbólica se modela mediante variables lingüísticas. En el contexto de la lógica borrosa, la variable  $z$  se clasifica dentro de uno de los conjuntos lingüísticos: *bajo*, *medio*, *alto* (Fig.3), según el valor de las funciones de pertenencia o membresía,  $\mu_i$ , adoptadas de tipo triangular y trapezoidal por simplicidad (fig. 4). La función resultante para un valor dado de  $z$  está dada por

$$f(z) = -\mu_1(z) + \beta \mu_0(z) z + \mu_2 \quad (8)$$

La función (6) puede ser obtenida de (8) con  $z = \beta e$ . Las funciones de membresía son fácilmente realizables en hardware y simplifican

la implementación de la función de activación en un procesador digital de señal o microcontrolador [14].

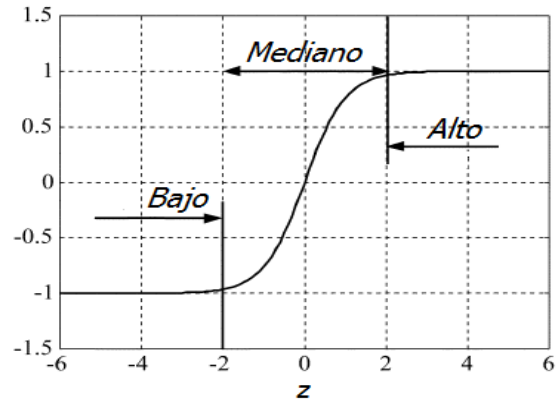


Fig.3. Variables lingüísticas [13].

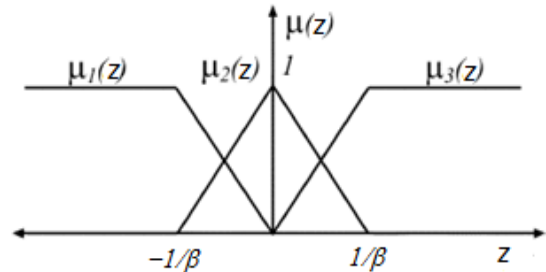


Fig. 4. Funciones de membresía de los conjuntos borrosos.

#### B. Modelo estadístico del ruido impulsivo

El ruido impulsivo se caracteriza por la aparición de muestras de gran valor con baja probabilidad de ocurrencia. En la literatura reciente sobre CARI es una práctica habitual modelar este tipo de ruido no gaussiano usando una distribución alfa-estable simétrica (S $\alpha$ S), [3], [4], [11], [16]. Un proceso aleatorio se denomina S $\alpha$ S, si la función característica se puede expresar como

$$\varphi(x) = e^{-\gamma |x|^\alpha} \quad (9)$$

donde  $\gamma$  ( $>0$ ) es el parámetro de dispersión y  $\alpha$  ( $0 < \alpha \leq 2$ ) es el exponente característico. Sin embargo, salvo casos especiales, no se puede encontrar una forma analítica para la función de densidad de probabilidad correspondiente. En particular, se considera que la fuente de ruido se modela mediante una distribución S $\alpha$ S estándar ( $\gamma=1$ ), donde el grado de impulsividad será tanto mayor cuanto menor sea el exponente característico  $\alpha$  (Fig. 5). Para el caso particular en que  $\alpha=2$  se obtiene la distribución Gaussiana que es la única que admite momento de segundo orden

finito. En el resto de los casos de ( $\alpha < 2$ ) solo existen momentos de orden fraccional inferior,  $p < \alpha$ . Como consecuencia de este hecho, el CAR basado en el algoritmo de mínimos cuadrados con filtrado previo (FxLMS) resulta inapropiado.

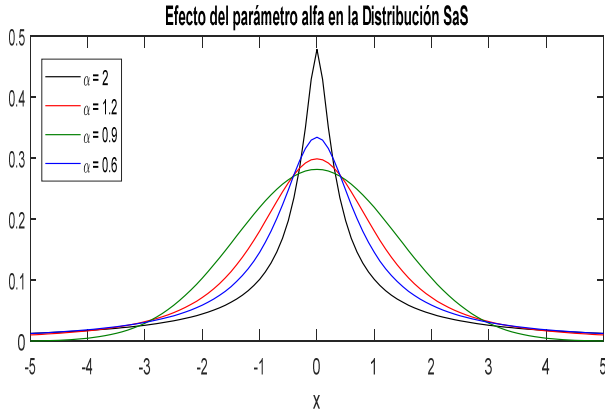


Fig. 5. Función distribución de probabilidad SaS en función de  $\alpha$ .

### III. EXPERIMENTOS DE SIMULACIÓN

Los resultados de aplicar el algoritmo propuesto fueron analizados, en una primera instancia, mediante simulación computacional. Se consideraron distintas experiencias variando el grado de impulsividad del ruido primario mediante el parámetro  $\alpha$  incluyendo el caso de su variación en el tiempo. El índice de desempeño usado para medir la velocidad de convergencia fue la reducción de ruido promedio, RRP, siguiendo la bibliografía, [3]-[14], definida por la ecuación (10).

$$RRP(n) = 20 \log_{10} \left( \frac{A_e(n)}{A_d(n)} \right) \quad (10)$$

donde

$$\begin{aligned} A_e(n) &= \lambda A_e(n-1) + (1-\lambda)|e(n)| \\ A_d(n) &= \lambda A_d(n-1) + (1-\lambda)|d(n)| \end{aligned} \quad (11)$$

con  $\lambda = 0.99$ , promediando una serie de 20 realizaciones generadas aleatoriamente.

En todo caso, las figuras muestran el ruido primario, el ruido residual y la ANR.

#### A. Primer Experimento

En esta experiencia se considera un ruido medianamente impulsivo, con  $\alpha = 1.4$  y funciones transferencia (FT) de los caminos primario y secundario de fase no mínima (FNM) (Fig. 6 y 7).

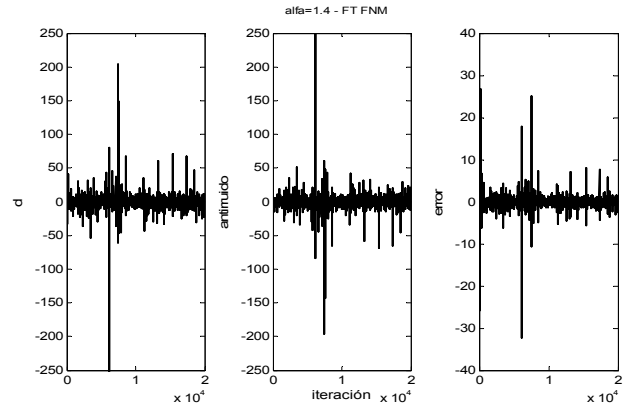


Fig. 6. Experimento 1: Ruido a cancelar, antiruido y ruido residual.

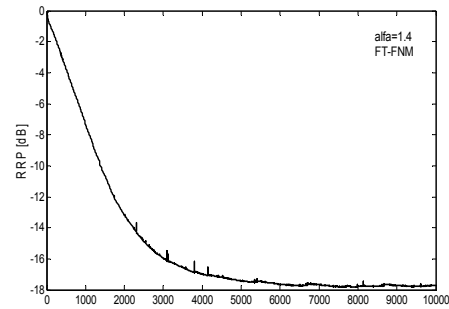


Fig. 7. Experimento 1: Reducción de ruido promedio muestral.

#### B. Segundo Experimento

En este caso se analiza ruido primario con mayor grado de impulsividad, con  $\alpha = 1.2$ , con las FT de FNM (Fig. 8 y 9) y de FNM (Fig. 10 y 11).

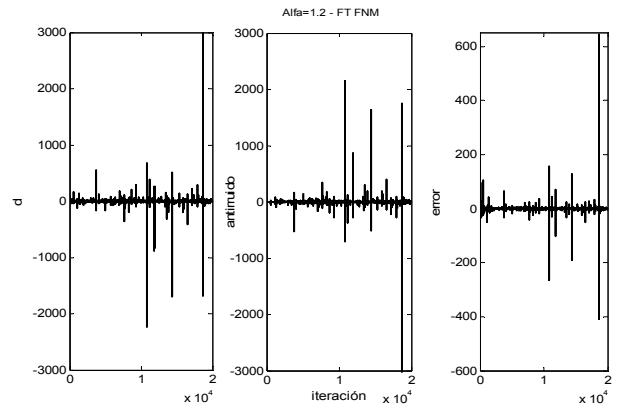


Fig. 8. Experimento 2 (caso FT FNM): Ruido a cancelar, antiruido y ruido residual

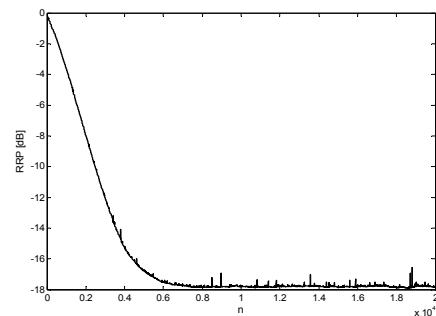


Fig. 9. Experimento 2 (caso FT FNM): RRP muestral.

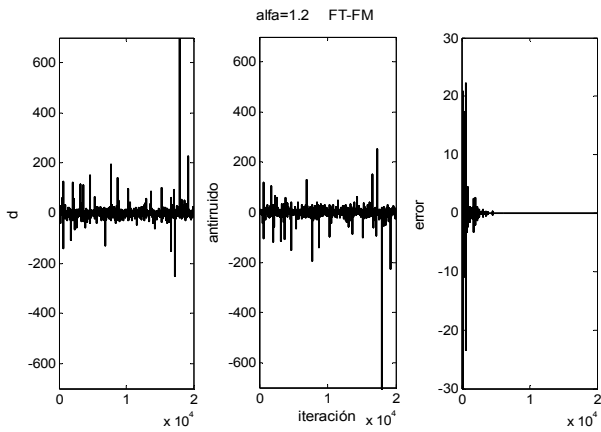


Fig. 10. Experimento 2 (caso FT FM): Ruido a cancelar, antirruído y ruido residual.

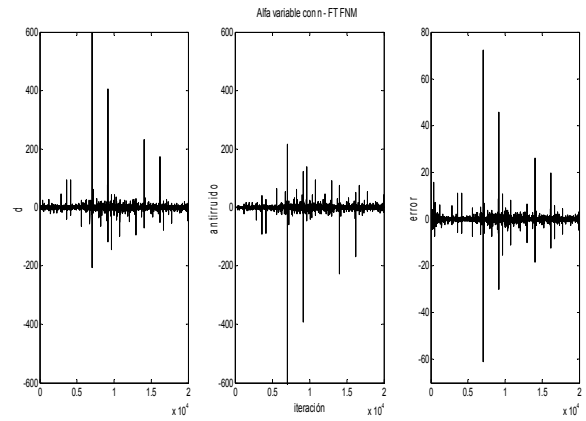


Fig. 14. Experimento 3 (caso cambio abrupto de alfa y FT FNM): Ruido a cancelar, antirruído y ruido residual

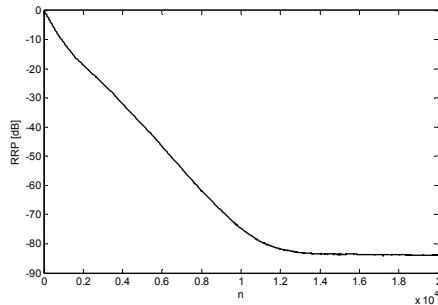


Fig. 11. Experimento 2 (caso FT M): RRP muestral

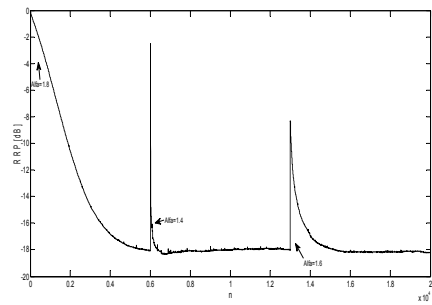


Fig. 15. Experimento 3 (caso cambio abrupto de alfa y FT FNM): RRP

C. Tercer Experimento

En esta experiencia se contempla ruido impulsivo con características probabilísticas variables en el tiempo [4].

Se considera un cambio abrupto del grado de impulsividad luego de un cierto tiempo, según se indica en la expresión (12), para modelar una modificación de la probabilidad de ocurrencia de outliers (FT FM: Fig. 12 y 13 y FT FNM: Fig. 14 y 15).

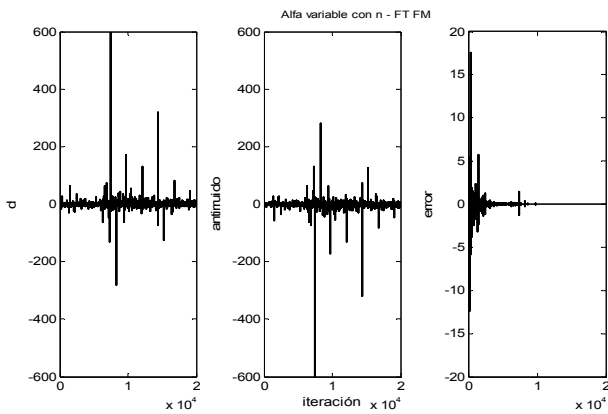


Fig. 12. Experimento 3 (caso cambio abrupto de alfa y FT FM): Ruido a cancelar, antirruído y ruido residual.

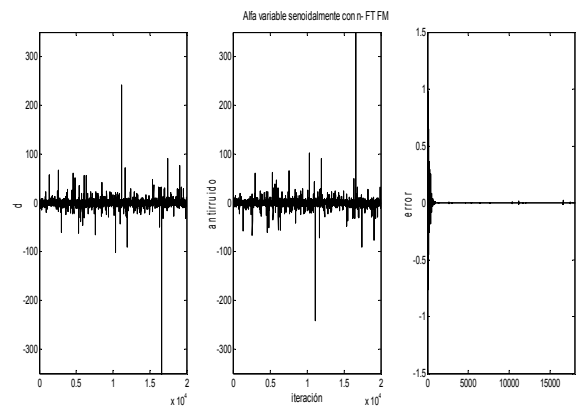


Fig. 16. Experimento 3 (caso cambio senoidal de alfa y FT FM): Ruido a cancelar, antirruído y ruido residual.

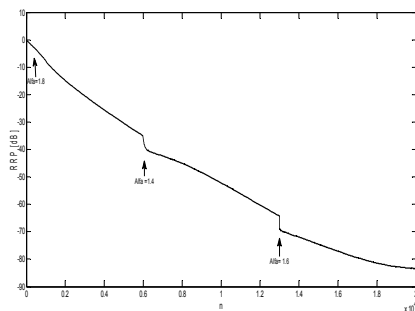


Fig. 13. Experimento 3 (caso cambio abrupto de alfa y FT FM): RRP.

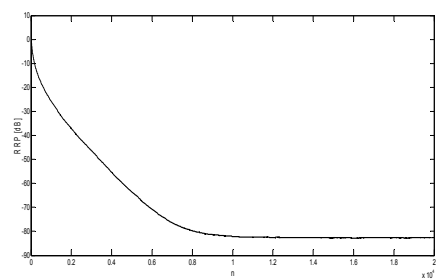


Fig. 17. Experimento 3 (caso cambio senoidal de alfa y FT FM): RRP.

Por otra parte, también se analiza una variación suave de tipo senoidal como se muestra en la ecuación (13) (FY FM: Fig. 16 y 17 y FT FNM: Fig. 18 y 19).

$$\begin{cases} \alpha = 1.8 & , 0 \leq n \leq 6000 \\ \alpha = 1.4 & , 6000 < n \leq 13000 \\ \alpha = 1.6 & , 13000 < n \leq 20000 \end{cases} \quad (12)$$

$$\alpha(n) = 1.6 + 0.3 \operatorname{sen}\left(\frac{2\pi}{5 \times 10^4} n\right) \quad (13)$$

Las FT usadas en este caso son de tanto de FM y de FNM.

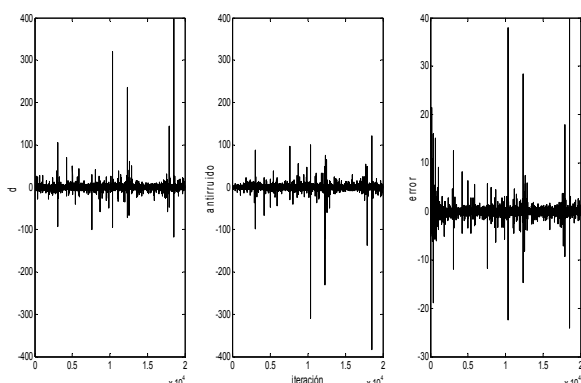


Fig. 18. Experimento 3 (caso cambio senoidal de alfa y FT FNM): Ruido a cancelar, antiruido y ruido residual.

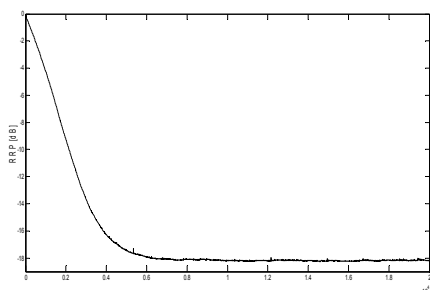


Fig. 17. Experimento 3(caso cambio senoidal de alfa y FT FNM): RRP.

#### IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se analiza la performance de una estrategia de control adaptativo para la atenuación de ruido impulsivo unidimensional, basada en la optimización de una función objetivo modificada del error de cancelación. La no linealidad introducida aporta robustez frente a *outliers* sin añadir complejidad computacional considerable y con buena velocidad de convergencia. Los filtros diseñados bajo esta teoría han sido usados en comunicaciones y análisis de componentes independientes, pero no en el contexto de control activo. Las simulaciones realizadas constituyen un

primer abordaje a la aplicación a CARI de este tipo algoritmos.

Se logra el objetivo planteado de atenuar eficazmente ruido con distintos grados de impulsividad y con características estadísticas no estacionarias. Se destaca que se consideraron en el análisis sistemas tanto de fase mínima como no mínima y se incluyeron los desajustes en la estimación de los modelos de los trayectos y errores de medida. La atenuación promedio para el caso de FNM fue aproximadamente de 18.4dB mientras que para el caso de FM se obtienen valores mucho mejores, como es de esperar, del orden de los 45dB. Esto nos permite esperar buenos resultados en la siguiente etapa que consistirá en la implementación basada en un DSP para su prueba sobre un prototipo de laboratorio.

#### AGRADECIMIENTOS

Se expresa el agradecimiento a la Secretaría de Ciencia y Tecnología de las Universidad Tecnológica Nacional por la financiación del proyecto de investigación en el marco del cual se desarrolló este trabajo.

#### REFERENCIAS

- [1] S. M. Kuo and D.R. Morgan D.R., *Active Noise Control Systems: Algorithms and DSP Implementations*, Wiley-Interscience, New York, USA, 1996.
- [2] S. J. Elliott, *Signal Processing for Active Control*, Academic Press, San Diego, USA, 2001.
- [3] M.T. Akhtar and W. Mitsuhashi, Improving performance of FxLMS algorithm for active noise control of impulsive noise, *Journal of Sound and Vibration*, vol. 327, pg. 647-656, 2009.
- [4] M. Bergamasco, F. Della Rossa and L. Piroddi, Active noise control with on-line estimation of non-Gaussian noise characteristics; *Journal of Sound and Vibration*, vol. 331, pg. 27-40, 2012.
- [5] P. Song and H. Zhao, "Filtered-x generalized mixed norm (FXGMN) algorithm for active noise control". *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 107, pg. 93-104, 2018.
- [6] L. Wu and X. Qiu, Active impulsive noise control algorithm with post adaptive filter coefficient filtering. *IET Signal Processing, Special Issue on Active Noise Control: Theory, Review, and Applications*, vol. 7, Iss. 6, pg. 515-521, March 2013.
- [7] L. Tan and J. Jiang, "Active control of impulsive noise using a nonlinear companding function", *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 58-59, pg. 29-40, 2015.
- [8] P. W. Chiang and D. C. Chang, "Modified Median FxLMS for Impulsive Noise Reduction in ANC", in *Proceedings of APSIPA Annual Summit and Conference*, 2015, pg. 1019-1022.
- [9] N. C. Kurian, K. Patel and N. V. George. "Robust active noise control: An information theoretic learning approach", *Applied Acoustic*, vol. 117, pg. 180-184, 2017.
- [10] M. T Akhtar, "An adaptive algorithm, based on modified tanh non-linearity and fractional processing, for impulsive active noise control systems", *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*, vol. 0, issue 0, pg. 1-14, 2017.
- [11] Y. Zhou, Q. Zhang and Y. Yin, "Active control of impulsive noise with symmetric  $\alpha$ -stable distribution based on an improved step-size normalized adaptive algorithm". *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 56-57, pg. 320-339, 2015.
- [12] A. M. Zeb. Improving performance of FxRLS algorithm for active noise control of impulsive noise. *Applied Acoustics*, vol. 116, pg. 364-374, 2017.

- [13] E. Soria-Olivas, J. D. Martín-Guerrero, A. J. Serrano-López, J. Calpe-Maravilla y J. Chambers. “Steady-state and tracking analysis of a robust adaptive filter with low computational cost”. *Signal Processing*, vol. 87, pg. 210–215, 2007.
- [14] M. Bataller-Mompean, A. Rosado-Muñoz, E. Soria-Olivas, J. Guerrero-Martínez, J. Vila-Francés, “Hardware Implementation of a Robust Adaptive Filter: Two Approaches based in High-Level Synthesis Design Tools”, in *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 42, issue 21, pg. 190-194, 2009,
- [15] E. Soria, J. D. Martín, A. J. Serrano, R. Magdalena, M. Martínez y J. Gómez-Sanchis, “Adaptive algorithms robust to impulsive noise with low computational cost using Order Statistic”, in *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 42, issue 21, pg. 149-153, 2009.
- [16] R. Weron. “On the Chambers-Mallows-Stuck method for simulating skewed stable random variables”, *Statistics & Probability Letters*, vol. 28, pg. 165-171, 1996.