

# CONTROL ACTIVO DE RUIDO EN CONDUCTOS

Carlos Hernández\* , Alberto Gonzalez\*\* , Antonio Albiol\*\*\*

\* Becario del Departamento de Comunicaciones, UPV

\*\* Profesor Titular de Escuela Universitaria

\*\*\* Profesor Titular de Universidad

Departamento de Comunicaciones, UPV, ETSI Telecomunicación

Camino de Vera, s/n, Universidad Politécnica de Valencia

46071, Valencia, España

Tel: (96) 387-7300, Fax: (96) 387-7309, e-mail: chernand@dcom.upv.es

## Abstract

El presente artículo define que es el *Control Activo de Ruido en Conductos*<sup>1</sup> dentro del campo del *Control Activo de Ruido*<sup>2</sup>. Cuál es el principio sobre el que se basa, las diferentes aplicaciones que posee así como los problemas prácticos que se presentan en su implementación. Se propone un algoritmo adaptativo que realiza la estimación de los coeficientes del filtro digital, no mediante técnicas del gradiente, sino mediante simples operaciones de evaluación de funciones, algoritmo *Downhill Simplex Method*<sup>3</sup>.

## INTRODUCCIÓN

El *Control Activo de Ruido* es una aplicación emergente del procesado digital de señales. La idea es conceptualmente simple: se desea atenuar una señal acústica indeseada, que denominaremos señal primaria; para ello se genera una segunda señal acústica mediante una fuente que llamaremos secundaria, que sumada a la señal primaria produzca la máxima cancelación posible. Aunque la idea es simple, su implementación práctica no está exenta de dificultades debido a numerosas razones, por lo que continua siendo un tema vigente de investigación. Dentro del CAR existen, principalmente, dos tipos de problemas, con dificultades y soluciones diferentes: por un lado el *Control Activo de Ruido en Conductos* y por el otro el *Control Activo de Ruido en Recintos*<sup>4</sup>.

El CAREC tiene aplicación en diferentes campos como son conductos de aireación, escapes de coches, etc, siendo su objetivo la cancelación del ruido a *la salida del mismo*. En cuanto al CARER el problema es bastante más complejo. Normalmente el CARER es propio del interior

de coches, aviones, salas y naves industriales, etc. En general el problema sólo es abordable en la práctica si las dimensiones del recinto son pequeñas en términos de longitudes de onda.

## CONTROL ACTIVO DE RUIDO EN CONDUCTOS

Un sistema CAR para CAREC, Fig. 1, es propio de aplicaciones donde se desea controlar el campo acústico en conductos estrechos y de gran longitud. El mismo tendrá un micrófono de referencia ubicado en la región *upstream*<sup>5</sup>, una fuente secundaria ubicada en la zona de cancelación y un micrófono de error ubicado en la región *downstream*<sup>6</sup>.

*La idea es conceptualmente simple: se desea atenuar una señal acústica indeseada, que denominaremos señal primaria*

---

La señal de referencia es procesada por el sistema CAR para generar la señal de control que excita el altavoz de cancelación. La señal captada por el micrófono de error servirá para controlar el proceso adaptativo. El objetivo del sistema CAR será minimizar la medida de la potencia de la señal de error y por tanto del error residual del ruido acústico. Aunque aquí el sistema CAR es

<sup>1</sup> CAREC

<sup>2</sup> CAR

<sup>3</sup> DSM

<sup>4</sup> CARER

<sup>5</sup> Región del conducto entre la fuente primaria y el altavoz de calibración

<sup>6</sup> Región del conducto entre el altavoz de cancelación y el micrófono de error



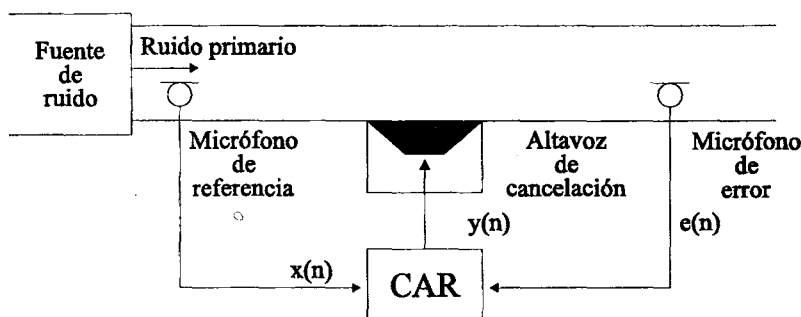


Figura 1. Sistema CAR para CAReC.

utilizado para el CAReC, los aspectos teóricos que se enuncian son extensibles a una gran variedad de problemas de control de ruido y vibraciones.

A partir de la Fig. 1 podemos obtener la estructura del sistema CAR para CAReC, Fig. 2. El ruido a cancelar será captado por el micrófono de referencia,  $x(n)$ , y procesado por el sistema CAR que implementa un filtro adaptativo. La salida de dicho filtro,  $y(n)$ , excitará la fuente secundaria en un intento de cancelar el ruido presente en la zona de cancelación,  $d(n)$ .

La señal de referencia  $x(n)$  estará correlada con el ruido a cancelar y proporciona información sobre el mismo antes de que este llegue a la zona de cancelación. Esto es una condición necesaria para que el sistema CAR sea *causal*. La señal de error  $e(n)$  será captada por el micrófono de error y utilizada para actualizar los coeficientes del filtro adaptativo, con el objetivo de lograr la minimización de la misma y por tanto alcanzar la cancelación del ruido primario.

Podemos considerar el procesamiento que realiza el sistema CAR como de *identificación de sistemas*. Esta identificación tiene como fin modelar un determinado proceso o función de transferencia desconocida. La idea

básica consiste en medir las señales producidas por el sistema desconocido para entonces elaborar un modelo del mismo, Fig. 3.

La función de transferencia del sistema desconocido será  $P(z)$ <sup>7</sup> mientras que  $W(z)$  se asociará con la del filtro adaptativo. Generalmente basados en algoritmos adaptativos que tratan de minimizar una señal de error residual  $e(n)$ , para estos filtros adaptativos el caso ideal de cancelación se corresponde con  $W(z) = P(z)$ .

Suministrando tanto al sistema desconocido como al filtro adaptativo la misma señal  $x(n)$ , y midiendo las salidas  $y(n)$  y  $d(n)$  de los mismos, se pueden determinar las características de  $P(z)$  mediante ajuste de los coeficientes de  $W(z)$  minimizando la diferencia entre ambas salidas. En las aplicaciones prácticas  $W(z) \approx P(z)$  debido a la presencia inevitable de ruido aditivo a la entrada del filtro adaptativo. En el caso en que el sistema desconocido sea variable en el tiempo, el filtro adaptativo deberá modificar constantemente su función de transferencia  $W(z)$  para poder *seguir* estas variaciones.

La diferencia entre un sistema CAR y un sistema de identificación está en la manera en que se obtiene la señal de error  $e(n)$ . En un sistema CAR la señal  $e(n)$  es el

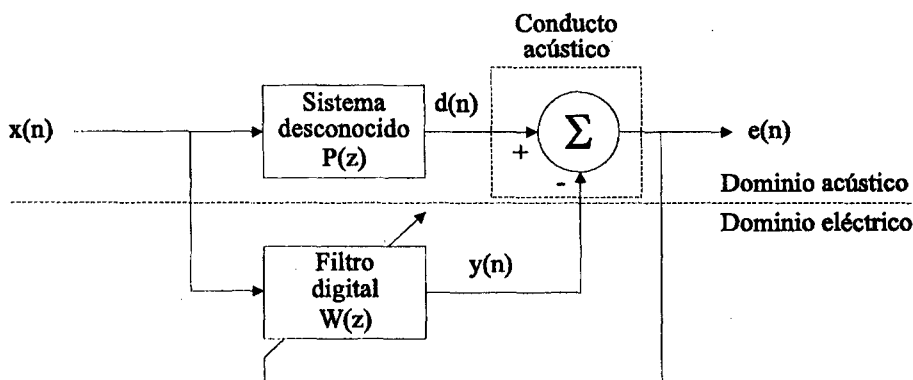


Figura 2. Sistema de identificación desde el punto de vista del CAR.

<sup>7</sup> También *planta*, del inglés *plant*, en la literatura del tema

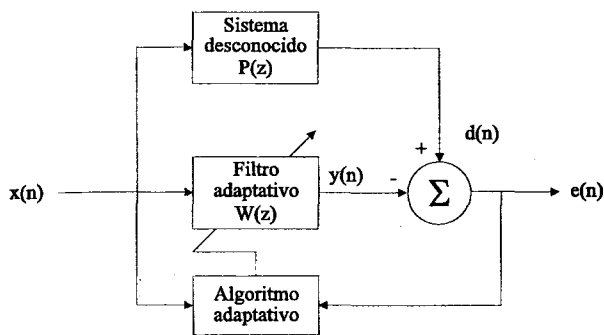


Figura 3. Estructura general de un identificador de sistemas adaptativos.

resultado de la suma acústica de la señal de ruido  $x(n)$  y de la señal de cancelación  $y(n)$ , mientras que en el sistema de identificación la señal  $e(n)$  será la diferencia, en el dominio eléctrico, entre la señal de salida del sistema a identificar y la señal de salida del filtro adaptativo.

Debemos tener en cuenta tres aspectos en un sistema de identificación: (1) la señal de entrada al sistema a identificar; (2) la estructura del filtro adaptativo; (3) el mecanismo de adaptación. Si la señal  $x(n)$  posee un gran contenido espectral y la función de transferencia del sistema a identificar  $P(z)$  es estrecha, el filtro adaptativo convergerá. Por otra parte, la estructura del filtro digital, FIR o IIR, deberá ser escogida según el caso específico del que se trate, teniendo en cuenta todas las ventajas e inconvenientes que ambos poseen. El algoritmo de adaptación podrá ser el clásico LMS o cualquier otro desarrollado.

De la Fig. 2 la señal  $e(n)$  en el dominio Z,  $E(z)$ , se puede expresar como:

$$E(z) = D(z) - Y(z)$$

$$E(z) = P(z)X(z) - W(z)X(z) \quad (1)$$

Idealmente  $E(z)=0$  cuando el algoritmo adaptativo converge. De la Ec. 1 tenemos entonces:

$$W(z) = P(z) \quad (2)$$

para  $X(z) \neq 0$ , lo cual implica que:

$$y(n) = d(n) \quad (3)$$

La Ec. 3 nos indica que cuando la salida del filtro adaptativo  $y(n)$  es idéntica a la señal de ruido  $d(n)$ , la combinación acústica de ambas señales provoca que la señal de error sea:

$$e(n) = d(n) - y(n) = 0 \quad (4)$$

lo cual resulta en una cancelación perfecta de ambas ondas acústicas, basados en el principio de superposición.

Si el modelo  $W(z)$  constituye una buena representación de la planta  $P(z)$ , entonces la aproximación hecha será capaz de cancelar señales con un gran ancho de banda, ruido aleatorio, con bastante efectividad. Esto asume que el sistema CAR dispone del tiempo suficiente para generar la señal de cancelación antes de que la señal de ruido llegue hasta la zona de cancelación. Dado que las señales pasan a través de la planta y del filtro adaptativo en paralelo, posibles cambios en la fuente primaria no afectarán el nivel de cancelación del ruido siempre que el filtro adaptativo represente con exactitud a la planta.

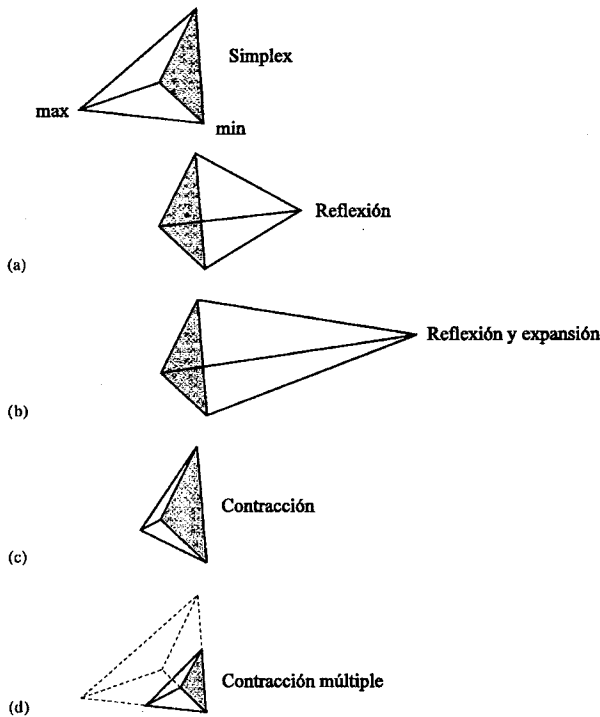
La generalidad de los algoritmos adaptativos pueden no converger debido a la presencia de realimentación acústica de la señal secundaria al micrófono de entrada así como al filtrado que sufre la señal que capta el micrófono de error, la cual es utilizada por el algoritmo adaptativo para actualizar los coeficientes del filtro adaptativo  $W(z)$ . Se trata entonces de sustituir estos algoritmos adaptativos, por otros donde la estimación de los coeficientes del filtro que logra la cancelación del ruido, se haga mediante un método numérico basado en la medida de la potencia de la señal de error.

## ALGORITMO DSM

El algoritmo DSM [NELDER 65] basa su búsqueda del mínimo de una función en la evaluación de la misma, evitando de esta manera el uso de derivadas para el cálculo de gradientes, etc, como es el caso del algoritmo LMS. Este algoritmo DSM no será muy eficiente en términos de la cantidad de evaluaciones que deberá realizar en la función a minimizar. Sin embargo, resultará muy útil en aplicaciones prácticas donde se desea contar con un método que realice una tarea con relativa rapidez, evitando grandes problemas computacionales.

*El algoritmo DSM basa su búsqueda del mínimo de una función en la evaluación de la misma, evitando de esta manera el uso de derivadas para el cálculo de gradientes*

La naturaleza geométrica de este método facilita mucho su descripción. Un *simplex* será una figura geométrica que contiene, en  $L$  dimensiones,  $L+1$  puntos o vértices, estando relacionados estos por segmentos y lados. En un espacio bidimensional  $R^2$ , el *simplex* será un



**Figura 4.** Posibles resultados al aplicar el algoritmo DSM al tetraedro irregular en  $R^3$ : (a) reflexión desde el vértice max; (b) reflexión y expansión desde el vértice max; (c) contracción en una dirección desde el vértice max; (d) contracción en todas las direcciones hacia el vértice min.

triángulo, mientras que en uno tridimensional  $R^3$ , el *simplex* será un tetraedro, no necesariamente regular. Serán de nuestro interés tetraedros *no degenerados*, o sea, aquellos que poseen un número finito de vértices, formando por tanto un volumen determinado de  $L$  dimensiones. Tomando cualquier vértice del *simplex* como *origen*, los  $L$  vértices restantes definirán  $L$  {vectores de dirección} que formarán el volumen del *simplex*, Fig. 4.

Entonces el algoritmo DSM comenzará a *descender* a través de una *topografía*  $L$  dimensional hasta encontrar un mínimo, ya sea este *local* o *global*, en la función multidimensional. El algoritmo DSM parte de un conjunto de  $L+1$  vértices que definen el *simplex*. A partir de uno de estos vértices como inicio  $P_0$ , no importando cuál pues no influirá en las propiedades de convergencia del algoritmo DSM, entonces los restantes vértices se definen según:

$$P_i = P_0 + \lambda e_i \quad (5)$$

donde  $e_i$  serán  $L$  vectores unitarios y  $\lambda$  un factor de escala, cuyo valor dependerá de las características de la función a minimizar, pudiéndose elegir  $\lambda_i$  diferentes para cada vector de dirección.

El algoritmo DSM entonces realiza una serie de pasos, la mayoría de ellos *moviendo* el vértice del *simplex*

donde la función es mayor, a través del lado opuesto del *simplex* en busca del valor menor. Estos pasos son llamados *reflexiones*, y tratan de mantener el volumen del *simplex*, evitando la degeneración del mismo, Fig. 4 (a)(b). Hecho esto, el algoritmo DSM *expande* el *simplex* en una dirección u otra, con diferentes valores de los vectores de dirección, Fig. 4 (c). Cuando alcanza un mínimo el *simplex* se *contrae* en todas las direcciones, Fig. 4 (d), ubicando todos los vértices alrededor del valor óptimo.

Los criterios para finalizar la minimización de una función multidimensional son críticos. Con la presencia de varias variables independientes así como la ausencia de un intervalo permitido para las mismas, solo se podrán imponer ciertos márgenes de tolerancia. Esto es, el algoritmo DSM concluye el proceso de búsqueda de un mínimo cuando el *vector distancia* en un determinado *ciclo* de procesamiento, sea fraccionalmente menor en magnitud que alguna tolerancia *tol*. Alternativamente, pudiéramos desear que el requerimiento de disminución de la función en cada ciclo de procesamiento sea fraccionalmente menor que alguna tolerancia *ftol*. Mientras que *tol* no debe ser menor que la raíz cuadrada de la precisión del DSP, es válido para *ftol* un valor del orden de dicha precisión, ligeramente mayor para evitar errores por redondeo en las operaciones del DSP [PRESS 92].

Los dos criterios anteriores no garantizan que bajo determinadas condiciones el algoritmo DSM no proponga una solución óptima, o sea, un mínimo local. Por tanto, será buena idea *reinicializar* el algoritmo DSM cuando este proponga una solución como óptima según los criterios de *tol* y *ftol*. Para esta reinicialización debemos reiniciar las variables auxiliares del algoritmo DSM, asignando valores a los  $L+1$  vértices del *simplex*, tomando como vértice  $P_0$ , Ec. 5, la solución óptima que propone el algoritmo DSM en el momento de la reinicialización. Este proceso no debe ser costoso desde el punto de vista de tiempo. En el caso de que el algoritmo DSM proponga nuevamente esta solución como óptima debemos tomarla definitivamente.

## RESULTADOS TEÓRICOS Y PRÁCTICOS

La simulación del algoritmo DSM se realizó utilizando *MATLAB*. En las Figs. 5 y 6 se muestra la adaptación de los coeficientes de un filtro adaptativo así como la señal de error. Para este caso:  $x(n)=\sin(2\pi n/N)$ ;  $d(n)=2\cos(2\pi n/N)$ ;  $L=2$ ;  $N=4$  y  $ftol=10^{-4}$ . Los valores óptimos para los coeficientes, cuando el algoritmo adaptativo haya convergido, se corresponderán con  $w_0^* = 0$  y  $w_1^* = -2$ .

La implementación práctica y comprobación de los resultados teóricos se realizó sobre un prototipo para CAREC que existe en el *Departamento de Comunicaciones de la UPV*, utilizando como dispositivo de procesamiento

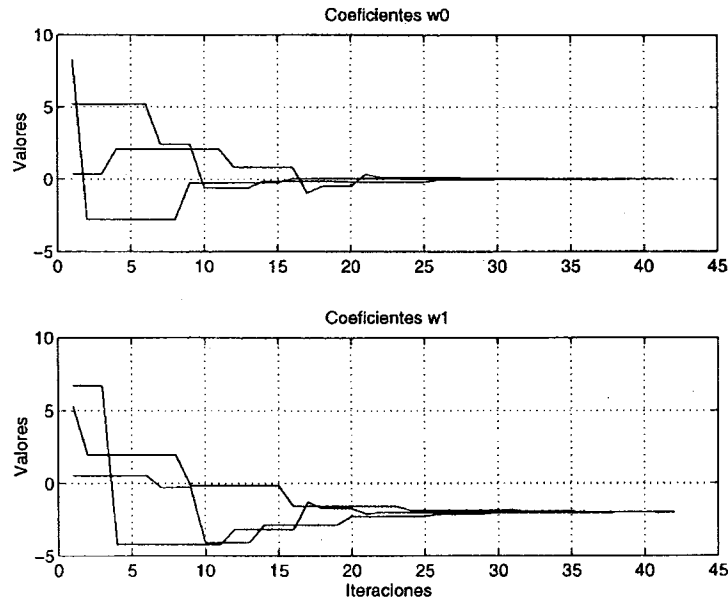


Figura 5. Coeficientes  $w_0$  y  $w_1$  para los  $L+1$  vértices del simplex

de señal el DSP32/32C de AT&T. En las Figs. 7 y 8 se muestra el resultado de la cancelación de una señal periódica, con dos armónicos y frecuencia fundamental de 100 Hz.

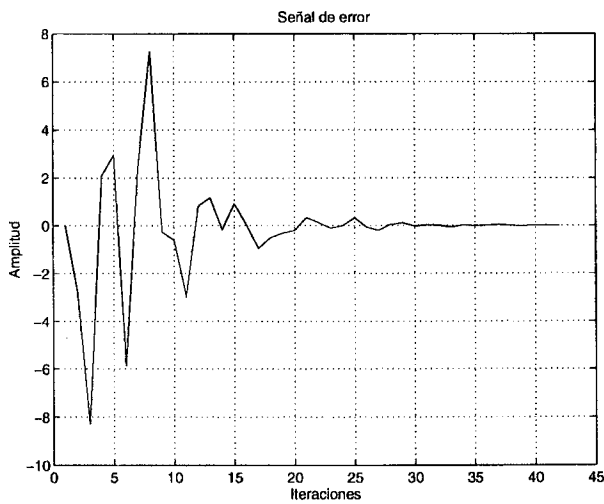


Figura 6. Señal de error durante la cancelación.

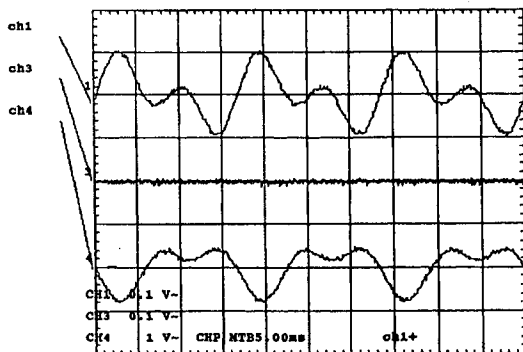


Figura 7. Señales antes de la cancelación: ch1 Señal  $x(n)$ , ch3 Señal  $y(n)$ , ch4 Señal  $e(n)$

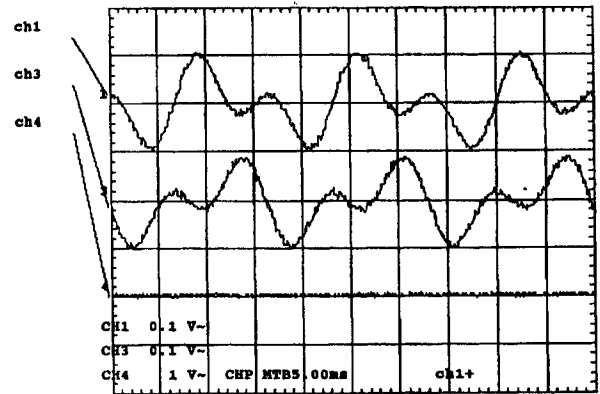


Figura 8. Señales después de la cancelación: ch1 Señal  $x(n)$ , ch3 Señal  $y(n)$ , ch4 Señal  $e(n)$

## BIBLIOGRAFÍA

- [ERIKSSON 90] ERIKSSON, L.J.: Computer-Aided Silencing: An Emerging Technology. Sound and Vibration, July 1990
- [KUO 96] KUO, S. M.; MORGAN, D. R.: Active Noise Control Systems. John Wiley & Sons Inc., 1996
- [NELSON 92] NELSON, P.; ELLIOTT, S.: Active Control of Sound. Academic Press, 1992
- [NELDER 65] NELDER, J. A.; MEAD, R.: A Simplex Method for Function Minimization. Computer Journal, Vol. 7, pp. 308-313, 1965
- [PRESS 92] PRESS, WILLIAM H.; TEUKOLSKY, SAUL A.; VETTERLING, WILLIAM T.; FLANNERY, BRIAN P.: Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing. Cambridge University Press, 1992
- [WIDROW 85] WIDROW, B.; STEARNS, S.: Adaptive Signal Processing. Prentice-Hall Inc., 1985

