

Análisis de Señales Acústicas para dispositivos de personas con discapacidad, aplicando Teoría de Procesamiento de Radar

Sáenz Fabián¹, Romero Carlos²,
Bernal Paúl

Departamento de Eléctrica y
Electrónica / Universidad de las
Fuerzas Armadas ESPE
Sangolqui, Av. Progreso s/n, Ecuador,
+5933989400 ext. 1865
fgsaenz@espe.edu.ec /
cgromero@espe.edu.ec /
cpbernal@espe.edu.ec

Resumen

El presente artículo establece las bases para la implementación de un arreglo de micrófonos empleando la teoría LCMV y la técnica de Beamforming, para evaluar el mejor algoritmo que existe dentro de las diferentes familias, empleando como medidas de desempeño el error cuadrático medio y las propiedades de los algoritmos LCMV, además de configurar en diferentes estructuras para verificar la versatilidad de los mismo dentro de diferentes ambientes de trabajo u aplicaciones. Con la idea de una implementación de bajo costo para personas con capacidades especiales en cuanto a la pérdida del sentido de audición y mejorar su vida para incluirlos en la sociedad en general.

Palabras clave: Recursive Least Square, Beamforming, Linear

Prediction Coefficients, Señales Sonoras.

Contexto

El proyecto se encuentra enmarcado en la línea de investigación de Procesamiento de señales y Sistemas de Tiempo Real, con especial énfasis en las ayudas tecnológicas para discapacitados. Se trabaja en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, con la colaboración de la Universidad Nacional de La Plata, donde nos encontramos realizando el Doctorado en Ciencias Informáticas.

I. INTRODUCCIÓN

Existe un sin número de técnicas de procesamiento de señales sonoras dependiendo de la aplicación que se pretenda realizar, en este caso la aplicación en un arreglo de micrófonos que me permite: mejorar la señal, realzar la señal, calcular la dirección de la fuente sonora, bloquear señales no deseadas entre otros.

Para el presente proyecto lo que se buscara es sentar las bases del análisis enfocado en técnicas de Beamforming substituyendo las antenas por arreglos de micrófonos de forma lineal y las ondas electromagnéticas por señales sonoras. Existen algunos algoritmos para realizar el procesamiento MUSIC, CAPON, LMMSE, etc. Para este estudio emplearemos los últimos LMMSE "Linear Minimum Mean Square Error "por concentrar los algoritmos a emplearse en nuestro estudio, del cual extraeremos el receptor óptimo. Del estudio de los algoritmos del tipo LMMSE desglosaremos los del tipo filtros adaptativos usando la técnica conocida como LCMV "Linearly-Constrained Minimum Variance".

II. CONCEPTOS BÁSICOS

En esta sección abordaremos los

¹ Estudiante de Doctorado en Ciencias de la Universidad Nacional de La Plata UNLP

² Estudiante de Doctorado en Ciencias de la Universidad Nacional de La Plata UNLP

critérios básicos tanto para la geometría del arreglo, como a la familia de algoritmos a ser seleccionadas. Además de eso una explicación de cómo se procesa la señal sonora, esto detallamos da siguiente forma:

A. Geometría del Arreglo

La geometría del arreglo tiene que ver con la figura geométrica con la que se van a disponer los sensores que para este caso son micrófonos pudiendo ser: lineales, circulares bidimensionales, tridimensionales, etc. Para este estudio se implementó un arreglo lineal uniforme como se muestra en la Figura 1.

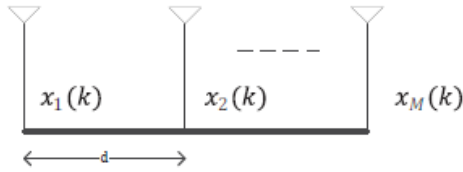


Fig. 1. Arreglo Lineal Uniforme.

B. Beamforming Adaptativo

El *Beamforming* Adaptativo surge cuando no se conoce las propiedades estadísticas de las señales, y se emplea para el diseño las estadísticas recogidas en línea, además de permitir varias familias de algoritmos en su estructura haciendo le más versátil su implementación. La estructura típica de esta estructura se observa en la Figura 2.

Se pretende establecer que:

$$\min_w \xi(k) \text{ sujeto a } C^H w = f \quad (1)$$

Dónde: $\xi(k) = E[|e(k)|^2]$

Con la matriz de restricción C de dimensión $MN \times p$ y el vector de ganancia f de dimensión $p \times 1$, siendo que el óptimo Beamforming es:

$$w(k) = R^{-1} p + R^{-1} C (C^H R^{-1} C)^{-1} (f - C^H R^{-1} p) \quad (2)$$

Donde $R = E[x(k)x^H(k)]$ y $p = E[d^*(k)x(k)]$.

Con

$$w(k) = [w_1^T(k) \ w_2^T(k) \ \dots \ w_M^T(k)]^T, \quad x(k) = [x_1^T(k) \ x_2^T(k) \ \dots \ x_M^T(k)]^T \text{ y } x_1^T(k) = [x_1(k) \ x_1(k-1) \ \dots \ x_1(k-N+1)]$$

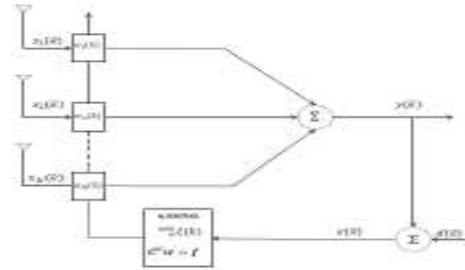


Fig. 2. Arreglo Beamforming

En ausencia de información estadista, se puede escoger que:

$$\min_w \left[\xi(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} |d(i) - w^H x(i)|^2 \right] \quad (3)$$

Sujeto a $C^H w = f$ con $\lambda \in (0, 1]$, lo que se aplica a la solución

$$w(k) = R^{-1}(k)p(k) + R^{-1}(k)C (C^H R^{-1}(k)C)^{-1} (f - C^H R^{-1}(k)p(k)) \quad (4)$$

Donde $R(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} x(i)x^H(i)$

y $p(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} d^*(i)x(i)$

La función de costo como alternativa más adecuada es

$$\min_w [\xi(k) = \|w(k) - w(k-1)\|^2 + \mu |e(k)|^2] \quad (5)$$

Sujeto a $C^H w = f$, lo que da como solución

$$w(k) = P[w(k-1) + \mu e^*(k)x(k)] + F \quad (6)$$

donde $e(k) = d(k) - w^H(k-1)x(k)$, μ una constante positiva pequeña llamada paso de adaptación, $P = C(C^H C)^{-1}C^H$ y $F = C(C^H C)^{-1}f$.

Para solventar problemas de velocidad de convergencia se puede establecer que

$$\min_w [\xi(k) = \|w(k) - w(k-1)\|^2] \quad (7)$$

Esto en relación con:

$$X^T(k)w^*(k) = d(k) \\ C^H w(k) = f$$

Dando como resultado;

$$w(k) = P[w(k-1) + \mu X(k)t(k)] + F \quad (8)$$

donde $e(k) = d(k) - XH(k)w^*(k - 1)$
 y $t(k) = XH(k)PX(k) - 1 e^*(k)$

C. Familia de Algoritmos

Los algoritmos del tipo LCMV podemos dividir en tres grupos, los con restricción como el caso CLMS, que se estableció sus parámetros en la subsección anterior la estructura GSC que permite que cualquier algoritmo unconstrained pueda ser empleado como los algoritmos con restricción, como se observa en la Figura 3. Con el objetivo de resolver $R = wb$, con la premura que dependerá de la matriz R, matriz de correlación de los datos del vector de entrada $x(k)$, y b el vector de correlación cruzada entre la señal de entrada y la respuesta deseada $d(k)$ y la estructura Householder que mediante la, matriz Q y los reflectores de Householder cumple como el GSC pero de una manera más eficiente computacionalmente hablando.

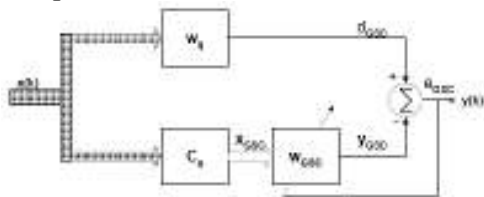


Fig. 3. Estructura GSC.

Al Householder tenemos que hacer una analogía con la estructura GSC esto lo podemos observar en la Figura 4. donde comparamos el vector w con la matriz Q de la transformación.

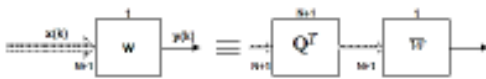


Fig. 4. Comparación con la transformación Householder.

Una vez que se ha conseguido dicha partición podemos asemejarlo a la estructura GSC con las mismas consideraciones que se emplearon para redefinir las ecuaciones del modelo GSC, esta forma de asemejarlo lo podemos ver en la Figura 5.

Como se observa en la Figura 3 es muy similar a la estructura de la Figura 5, para determinar cuál de estas estructuras resulta más eficiente las evaluaremos de acuerdo a los siguientes parámetros: Velocidad de convergencia, Estabilidad, Misajustment y Costo computacional

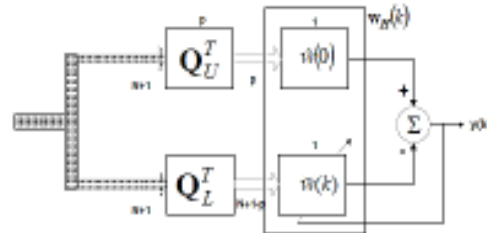


Fig. 5. Desglose de las matrices estructura Householder.

III. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para verificar el desempeño de los algoritmos versus los parámetros indicados en la Sección II, para eso utilizaremos un arreglo lineal uniforme con $M=4$, esto quiere decir que el número total de micrófonos empleados es 4, con el fin de disminuir el costo de implementación a futuro de un prototipo.

Para que los resultados obtenidos sean adecuados analizaremos primero los micrófonos para determinar si su respuesta es igual o al menos parecida puesto que en la teoría los sensores tienen las mismas características, se empleara una señal de ruido blanco como señal patrón ya que la teoría estadística, dicho ruido se encuentra presente en todo el espectro de frecuencia y es estacionario en sentido amplio, los resultados se pueden observar en la Figura 6.

La respuesta no es igual, sobre todo en las altas frecuencias, pero como nuestro análisis es las bajas frecuencias 4kHz señal voz no se tiene alto impacto. Para mejorar el desempeño, se emplea la estructura como un identificador de planta o

sistema y modelamos dichas distorsiones poniendo como referencia al Mic 1, dichas mejoras se las puede observar en la Figura 7:

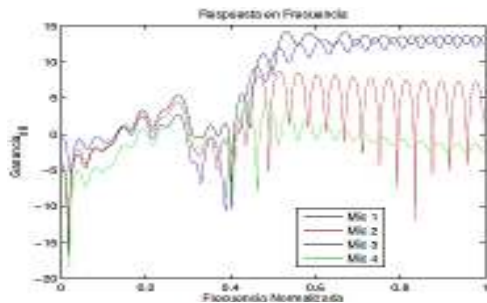


Fig. 6. Respuesta en Frecuencia.

Como se observa hay una mejora y en este caso podemos decir que la respuesta de los micrófonos se aproxima entre ellos, de esta manera

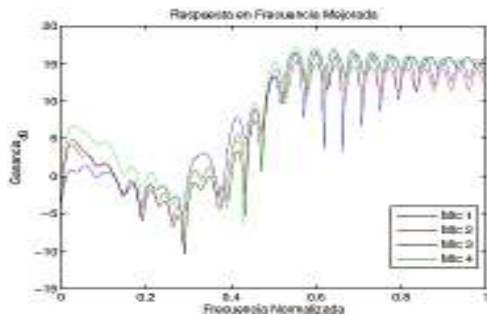


Fig. 7. Respuesta en Frecuencia Mejorada.

podemos mejorar los resultados en las aplicaciones que se pretenda emplear. Otra característica que se presentan en las señales es el desfase fruto del hardware y la misma propagación de la señal sonora que dependiendo de la aplicación puede ser crítica o no esto lo podemos observar en la Figura 8

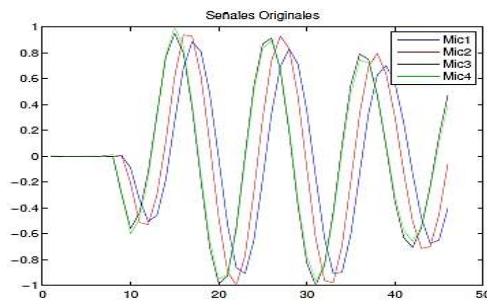


Fig. 8. Señales Originales.

De igual manera se emplea los algoritmos como predictores y podemos obtener una mejora en la señal que permita compensar dicho desfase esto lo observamos en Figura 9. Nuevamente se observa una mejoría en la señal que a futuro traerá mejores resultados en cuanto a simulaciones y demás señales con las fases corregidas

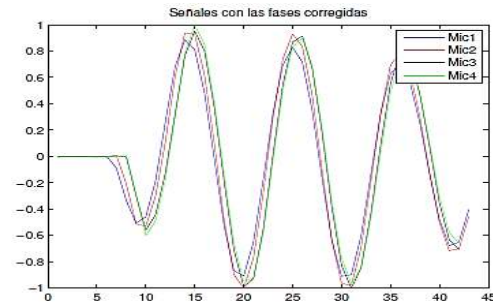


Fig. 9. Señales Corregidas

No se debe de olvidar que es una onda propagando se en el medio la cual también puede ser ecualizada si fuera necesario dependiendo como se recalcó de la aplicación esta ecualización puede permitimos mejoras en cuanto a comparación de señales, dicho proceso lo podemos observar en la Figura 10.

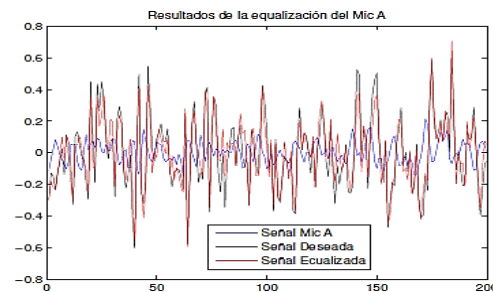


Fig. 10. Señal Ecualizada.

Se puede observar la ecualización del micrófono 1, ahora se tendría que definir cuál de todas las familias de algoritmos es el más idóneo para la implementación en miras de hacerlo en un FPGA donde lo que primaria es un bajo costo computacional para de esta manera ahorrar en la construcción de un

prototipo. Podemos definir qué familia resulta más idónea a través de una curva del error cuadrático medio o MSE, donde podríamos determinar la velocidad de convergencia de las diferentes familias como se muestra en la Figura 11

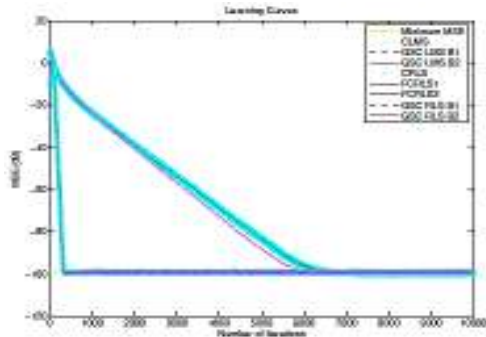


Fig. 11. MSE.

Todos los algoritmos convergen para el error mínimo que es de -100dB impuesto para verificar su desempeño lo cual establece que el desajuste (misajustement) entre el error teórico y el simulado u obtenido, varia muy poco una vez que hayan convergido, pero si se puede establecer que los que tienen una estructura recursiva convergen más rápida como lo son los RLS, pero a cambio tienen un costo computacional más elevado puesto que en sus estructuras contemplan inversión de matrices.

IV ANÁLISIS DE RESULTADOS

De las diferentes figuras mostradas podemos establecer que los algoritmos LCMV son muy versátiles en diferentes aplicaciones ya sea identificación, predicción, ecualización, etc. Todos convergen con diferentes velocidades, más rápidos, más complejos computacionalmente hablando, pero todo esto enfocado en una implementación practica en FPGA. Una forma de optimizar dicha implementación podría ser emplear estructuras de filtros transversales y de esta manera reducir el número de multiplicaciones, sumas restas y

divisiones y omitir la inversión de matrices.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Mallat S. G.; Zhang Z.; Matching Pursuits With Time-Frequency Dictionaries, IEEE Transactions on Signal Processing, pp 3397-3415, Vol 41, No 12 December 1993.
- [2] Schetzen M.; The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems, Jhon Wiley & Sons, Inc., 1980.
- [3] Haykin S.; Redes Neurais: Principios e Prática, 2. Ed., Porto Alegre, RS, Bookman, 2001.
- [4] Quatieri, T.F.; Reynolds D.A.; O'Leary G.C; Estimation of Handset Non-linearity with Application to Speaker Recongnition, IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, pp 567-584, Vol 8, Nr 5 September 2000.
- [5] Reynolds D.A, HTIMIT and LLHDB: Speech Corpora for the Study of Handset transducer Effects, ICASSP, 1997.
- [6] Dimolitsas, S., Objective speech distortion measures and their relevance to speech quality assessments, IEE proceedings, pp317-324, Vol 136, Pt 1, Nr 5, October 1989.
- [7] Reynolds, D.A, Zissman M.A, Quatieri T.F., O'Leary, G.C., Carlson B.A., The effects of telephone transmission degradations on speaker recognition performance, ICASSP, 1995.
- [8] V. John Mathews. Adaptive Polynomial Filters, IEEE Signal Processing Magazine, vol 6, pp. 10-26, 1991.
- [9] Markel J. D., Gray A. H. Jr. Linear Prediction of Speech Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1976.
- [10] Burrus C. S.; Gopinath R. A. G. Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms - A Primer, Prentice Hall New Jersey, 1998.
- [11] Daubechies, I. Ten Lectures

on Wavelets, SIAM, Philadelphia.
PA, 1992. Notes From the 1990 CBMS-
NSF Conference on Wavelets and
Applications at Lowell, MA.