a)

b)

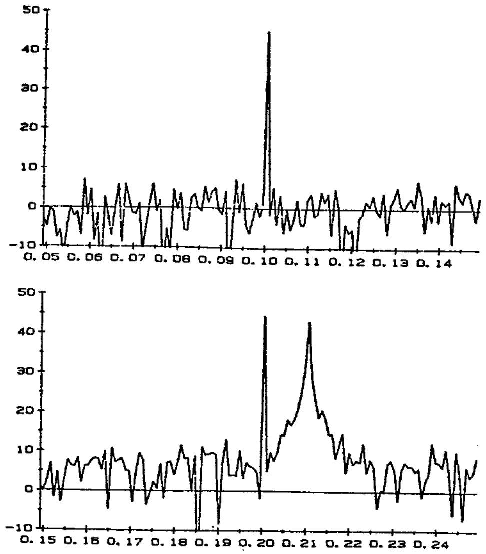


Figura 2 .- Aplicación del "zoom-fft" a la misma señal correspondiente a los espectros de la figura 1 . Los márgenes analizados van desde f=0.05 hasta 0.15 en a) , y desde f=0.15 hasta f=0.25 en b) .

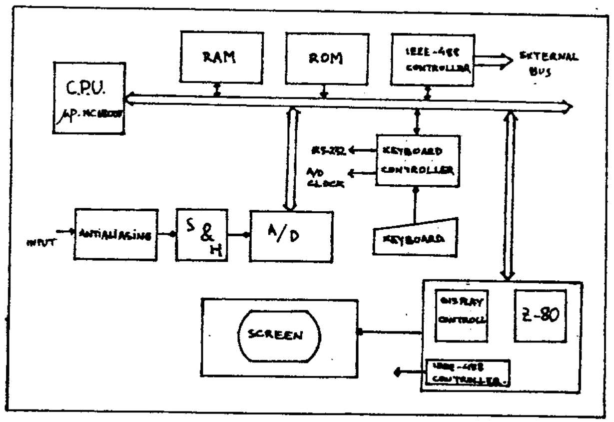


Figura 3 .- Diagrama de bloques general .

Autores: Miguel A. Lagunas
Gregori Vázquez

Dirección: PROCESADO DE SEÑAL
E.T.S.I. Telecomunicación
Apdo. 30.002
08071 Barcelona
ESPAÑA

TITULO: SOBRE EL CONOCIMIENTO DE LA DENSIDAD ESPECTRAL DE POTENCIA A LA ENTRADA, EN ALGORITMOS ADAPTATIVOS L.M.S.

Este trabajo trata sobre el uso de información colateral o conocida "a priori" en algoritmos adaptativos. Esta fase no es muy específica y muchos autores la utilizan de forma no realista. De hecho, en algunos casos, se utiliza para apoyar una formulación matemática de difícil lectura.

Desde nuestro punto de vista, hay dos posibles elecciones para reflejar la información adicional en un algoritmo adaptativo con un objetivo cuadrático. Estas dos posibilidades son las siguientes:

a) Incluir la información colateral como restricciones en el proceso de minimización.

b) Usar dicha información para estimar mejor los parámetros o funciones asociadas involucradas en el algoritmo adaptativo.

Este trabajo puede englobarse dentro de la segunda alternativa, ya que nosotros utilizamos la información de la densidad de potencia a la entrada para una mejor estimación del gradiente. Esto se hace en orden a actualizar mejor los pesos y reducir, como consecuencia, el tiempo de convergencia, el ruido del gradiente y el error de desajuste.

Por razones de simplicidad, afrontemos el problema clásico del filtrado de Wiener. Querremos minimizar el error entre una señal de referencia dada y(n) y la salida $\hat{y}(n)$ de un filtro F.I.R. definido por el vector de pesos $\underline{W}$. Siendo x(n) la señal de entrada, la salida puede expresarse como $\underline{X}^t{}_n\underline{W}$.

En una aproximación adaptativa, los pesos W(q)(q=0, Q-1) dependerán del índice n de la muestra actual, y pueden ser actualizados mediante la conocida expresión:

$$\underline{W}_{n+1} = \underline{W}_n + mu\ (\underline{\underline{Rxx}}\ \underline{W}_n - P)$$

donde mu es el "step size", $\underline{\underline{Rxx}}$ la matriz QxQ de autocorrelación de la secuencia de datos (por ejemplo, la esperanza $E(\underline{X}_n.\underline{X}_n{}^t)$), y el vector $\underline{P}$ es el valor esperado del producto entre las muestras dato $\underline{X}_n$ y la referencia Y(n).

En este momento, y sin información adicional sobre $\underline{\underline{Rxx}}$ o $\underline{P}$, el diseñador debe de utilizar estimaciones en fila tanto para $\underline{Rxx}$ como para P. La aproximación más frecuente consiste en el uso del gradiente instantáneo, presentado por Widrow hace algunos años.

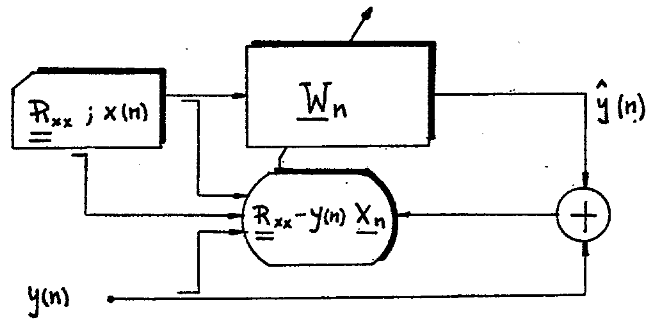
Nuestra idea es que, la secuencia de datos X(n) es perfectamente conocida en algunos casos, y en consecuencia su matriz de autocorrelación asociada puede considerarse como dato en el proceso de adaptación. Además, aunque la secuencia exacta de muestras del proceso aleatorio |x| permanezca desconocida, su información de segundo orden, generalmente su densidad espectral de potencia, está disponible. De modo que, la nueva expresión del gradiente que se propone es:

$$\underline{V}_n = \underline{\underline{Rxx}}\ \underline{W}_n - y(n).\underline{x}$$

El lector puede distinguir esta estimación del gradiente de la propuesta por Widrow $e(n).\underline{x}_n$ (denominado gradiente instantáneo) y por L.J. Griffiths $y(n).\underline{x}_n-\underline{P}$ en el contexto de los arrays adaptativos.

Es de destacar que para obtener un conocimiento parcial de la matriz de autocorrelación de los datos, puede utilizarse una estimación espectral adaptativa añadida al filtro adaptativo principal.

El algoritmo L.M.S. con la estimación del gradiente aquí presentada se convierte en una interesante herramienta en la medida del espectro cruzado entre dos señales x(n) e y(n). Esta estimación puede ser obtenida mediante la resolución adaptativa en $\underline{W}$ con el diagrama siguiente:



siendo $S_{xy}(w) = W(w).\ S_{xx}(w)$.

El propósito principal de este trabajo es la presentación del excelente comportamiento del algoritmo modificado con respecto a otros algoritmos basados en el uso del gradiente. Los siguientes parámetros han mostrado unas mejores características en nuestra aproximación: ruido del gradiente, error de los coeficientes, error de desajuste y tiempo de convergencia.