Adaptación de adaptaciones: una nueva aproximación para el tratamiento digital en comunicaciones

Jerónimo Arenas García, Manel Martínez Ramón y Aníbal R. Figueiras Vidal
Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones
Universidad Carlos III de Madrid
Avda. de la Universidad 30, 28911 Leganés (Madrid)
Telf: 91 624 87 59, Fax: 91 624 87 49
E-mail: {jarenas,manel,arfv}@tsc.uc3m.es

Resumen

Las técnicas de Filtrado Adaptativo son de una gran importancia en múltiples aplicaciones en el ámbito de las telecomunicaciones. Sin embargo, la decisión de qué esquema adaptativo utilizar en un escenario concreto y cómo seleccionar sus parámetros libres se ve siempre sujeta a compromisos de distinta naturaleza. Una metodología muy efectiva para superar estos compromisos consiste en combinar adaptativamente filtros con características diferentes, de manera que el filtro resultante conserve las mejores propiedades de cada componente. En este artículo revisaremos algunas de nuestras aportaciones más relevantes en este campo, incluyendo algunos ejemplos de aplicación que muestran las enormes posibilidades que ofrece esta nueva metodología de trabajo.

1. Introducción

El concepto de estimación o decisión hace referencia al tratamiento de datos (posiblemente contaminados por ruido) para la obtención de información de interés que se encuentra almacenada en ellos de forma no directamente observable. Cuando estos datos son accedidos en forma de señales (de carácter analógico o discreto, y de duración finita o infinita), hablamos de filtrado de señales. Estas técnicas son de gran importancia en múltiples aplicaciones en el ámbito de las telecomunicaciones: igualación y cancelación de ecos en canales de comunicaciones [1, 2], recepción en sistemas multiusuario CDMA [3], codificación de voz en telefonía móvil digital [4], compresión y restauración de imágenes [5], detección radar [6], obtención de imágenes biomédicas [7], arrays de sensores y conformado adaptativo de haz [8], etc.

En la mayoría de las aplicaciones reales no se dispone de la información estadística necesaria para el diseño óptimo del filtro. Es por ello que habitualmente se recurre a diseños adaptativos que permiten aproximar la solución óptima de forma recurrente [9]. Además, en entornos variantes, estas técnicas son capaces de modificar su estimación de la solución de manera continua, adaptándose en tiempo real a los cambios.

Los algoritmos adaptativos de filtrado lineal se actualizan con el objetivo de minimizar una determinada función de coste (normalmente el error cuadrático entre una señal deseada y la salida del filtro). Algunos de los filtros adaptativos de uso más común son el de Mínimo error Cuadrático Medio ("Least Mean Square", LMS) y el filtro Recurrente de Mínimos Cuadrados ("Recursive Least Squares"). Sin embargo, tanto la selección de la tecnología a emplear en un escenario concreto, como la de los parámetros libres del filtro, se ven siempre sujetas a compromisos de distinta naturaleza: así resulta que:

- la precisión final está reñida con la velocidad de convergencia,
- el uso del valor absoluto como criterio de diseño ofrece robustez frente al ruido impulsivo a costa de una convergencia más lenta,
- añadir una función de activación sigmoidal a la salida del filtro disminuye el error de clasificación (en decisión binaria), pero empeora las capacidades de seguimiento,
- etc.

Una metodología que ha mostrado ser muy eficaz para romper los distintos compromisos a los que se ven sujetos los esquemas adaptativos consiste en combinar adaptativamente filtros con características diferentes, de manera que el filtro resultante es capaz de aunar las mejores propiedades de cada uno de los componentes [10].

Esta metodología, propuesta y desarrollada por los autores de este artículo, ha sido utilizada con éxito en distintos ámbitos y escenarios de aplicación, como por ejemplo:

- Identificación de sistemas [11]
- Cancelación de ruido acústico [12]
- Cancelación de eco (eléctrico y acústico) en redes de telefonía
- Igualación de canales de comunicación GSM [13]
- Filtrado robusto a ruido impulsivo
- Igualación de canales de comunicación con modulación QAM

Los resultados obtenidos han permitido verificar la efectividad y validez de nuestros diseños.

En este artículo revisaremos algunos de nuestros diseños más relevantes, describiendo las ideas concretas que subyacen tras ellos, e incluyendo ejemplos de aplicación que harán evidentes las enormes posibilidades que ofrece esta metodología de trabajo. Para una descripción más detallada puede consultarse [10].

2. Esquema de combinación básica

A lo largo de este artículo, consideraremos únicamente la combinación de filtros transversales (véase la Figura 1), en los que la salida se obtiene como combinación lineal de las entradas:

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{u}(n) = \sum_{i=0}^{M-1} w_i(n)u_i(n) \qquad (1)$$

donde $\mathbf{w}^T(n)$ es el vector de pesos que caracteriza al filtro, $\mathbf{u}(n)$ e $y(n)$ representan las entradas y la salida del esquema en el instante temporal n, y M es la longitud del filtro transversal. En un gran número de aplicaciones el vector de entradas se obtiene a partir de una secuencia $u(n)$ mediante un recorrido a lo largo de ella: $\mathbf{u}^T(n) = [u(n), u(n-1), \ldots, u(n-M+1)]$. El criterio más habitual para el diseño del filtro consiste en la minimización del cuadrado de una señal de error, definida como la diferencia entre una señal deseada y la salida del filtro: $e(n) = d(n) - y(n)$.

En primer lugar consideraremos el esquema de combinación más simple de los posibles: la combinación adaptativa convexa de dos filtros adaptativos. Utilizando la linealidad de (1), es inmediato definir la combinación convexa de dos filtros $\mathbf{w}_1(n)$ y $\mathbf{w}_2(n)$ como:

$$\mathbf{w}(n) = v(n)\mathbf{w}_1(n) + (1 - v(n))\mathbf{w}_2(n) \qquad (2)$$

donde $v(n)$ es un parámetro de mezcla que se define como $v(n) = (1-\exp(-a(n)))^{-1}$, de manera que $v(n)$ permanece entre 0 y 1, conservando el significado intuitivo de (2).

Para el buen funcionamiento del esquema de combinación, es necesario que cada uno de los filtros componentes se actualice de forma independiente, y de acuerdo a su propio error. Con fines ilustrativos consideraremos en primer lugar uno de los esquemas más simples posibles: la combinación de dos filtros LMS con distintos pasos de adaptación. En este caso, las reglas de adaptación de ambos filtros son:

$$\mathbf{w}_i(n+1) = \mathbf{w}_i(n) + \mu_i e_i(n)\mathbf{u}(n),\ i = 1,2 \qquad (3)$$

siendo $e_i(n)$ el error en que incurre cada uno de los filtros componentes. La selección de un paso de adaptación alto para el primer filtro (μ_1), hace de él un filtro rápido (i.e., $\mathbf{w}_1(n)$ se adapta velozmente a los cambios en el entorno), pero con un elevado desajuste residual. Propiedades complementarias disfruta el filtro $\mathbf{w}_2(n)$ para el que se utiliza un paso de adaptación μ_2 menor.

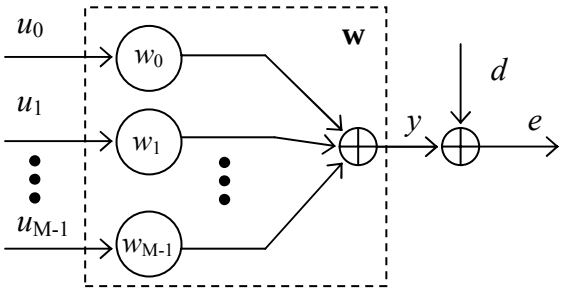

Fig. 1: Esquema de Filtrado Lineal Transversal.

La correcta adaptación de $v(n)$ permitirá que el esquema combinado resultante aglutine las mejores propiedades de cada filtro: en este caso, la rápida velocidad de convergencia de $\mathbf{w}_1(n)$ y la elevada precisión de $\mathbf{w}_2(n)$. Para ello, $a(n)$ debe adaptarse con el objetivo de minimizar el error en que incurre la combinación de filtros:

$$a(n+1) = a(n) - \frac{\mu_a}{2}\frac{\partial e^2(n)}{\partial a(n)} \qquad (4)$$

donde ha de utilizarse un valor muy elevado para μ_a de forma que se garantice que la adaptación de la combinación es aún más rápida que la del más rápido de los filtros.

Otros procedimientos de carácter práctico que permiten mejorar las prestaciones del algoritmo básico son:

1. La adición de un término de momento en (4) para añadir inercia en la adaptación del parámetro de mezcla
2. La transferencia de pesos entre los filtros: por ejemplo, en el caso aquí considerado, la transferencia puntual de pesos desde $\mathbf{w}_1(n)$ a $\mathbf{w}_2(n)$ permite acelerar la convergencia del filtro lento y, por tanto, la del combinado.

Si bien ambos procedimientos requieren la introducción de algunos parámetros adicionales, se puede demostrar que todos ellos tienen una interpretación sencilla, lo que facilita la elección de valores prácticamente universales, cuya validez ha sido comprobada en múltiples aplicaciones de carácter práctico.

A modo de ilustración, en la Figura 2 se ha representado la evolución del error cuadrático a lo largo del tiempo para un ejemplo típico de identificación de sistemas [11]. Podemos observar cómo el μ_1-LMS presenta una rápida convergencia, pero también un alto error residual. Por el contrario, el filtro lento consigue un bajo desajuste final a costa de una convergencia más lenta.

La combinación de ambos filtros conserva las mejores prestaciones de cada uno de ellos. Además, el uso de los procedimientos de aceleración arriba descritos, permite al filtro combinado alcanzar muy

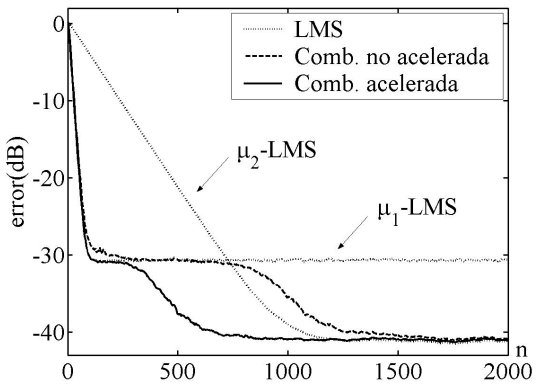

Fig. 2: Convergencia de dos filtros LMS con pasos de adaptación $\mu_1 = 0.05$ y $\mu_2 = 0.005$, así como de su combinación convexa adaptativa con $\mu_a = 200$.

rápidamente el nivel de error residual correspondiente al filtro lento (– 40 dB).

3. Otros esquemas de combinación

Obviamente, las prestaciones de la combinación presentada en la sección anterior se encuentran, en gran medida, limitadas a los comportamientos individuales de los dos filtros componentes. Por ello, en esta sección presentamos dos modificaciones del esquema básico: en primer lugar, la extensión de las ideas anteriores a un número arbitrario de filtros resulta inmediata; otra posibilidad consiste en utilizar varios parámetros para llevar a cabo la combinación de dos filtros, cada uno de ellos asociado a un bloque de pesos diferente.

3.1. Combinación de múltiples filtros

Existen aplicaciones en las que resulta ventajoso combinar un número elevado de filtros. Así, por ejemplo, en predicción de señales, cuando la longitud óptima para el filtro es desconocida se puede optar por utilizar una combinación de varios filtros, cada uno de ellos con una longitud diferente. En identificación de sistemas sujetos a cambios que se mantienen en el tiempo, la velocidad de adaptación óptima depende del grado de variabilidad del sistema. En [12] se muestra como, en este caso, la combinación de muchos filtros con distinta tasa de adaptación ofrece excelentes resultados.

De forma similar al esquema de combinación de dos filtros, la agrupación de L filtros independientes puede llevarse a cabo mediante

$$\mathbf{w}(n) = \sum_{i=1}^{L} v_i(n)\mathbf{w}_i(n) \qquad (5)$$

que es también una forma convexa. En este caso, los parámetros $v_i(n)$ asociados al peso de cada filtro en la combinación, han de seleccionarse de manera que $v_i(n) \in (0,1)$ y $\sum_{i=1}^{L} v_i(n) = 1$, y su adaptación se realiza para minimizar el error cuadrático de la combinación.

Cuando sea necesario, las prestaciones del esquema de combinación múltiple pueden ser mejoradas utilizando procedimientos de aceleración, tanto de arrastre como de transferencia de pesos, similares a los descritos en la Sección 2.

3.2. Combinación por bloques

Un inconveniente de los filtros combinados presentados hasta el momento es que la combinación de todos los coeficientes de los filtros componentes se realiza de igual manera, i.e., se utiliza un único parámetro de mezcla por cada filtro. Sin embargo, en aplicaciones de cancelación dispersa (como la que consideraremos en el Apartado 5.2), en las que se requieren filtros adaptativos de gran longitud, resulta ventajoso emplear un parámetro de mezcla independiente por cada bloque de coeficientes.

Considerando bloques de tamaño M_b ($M_b = 1$ permite realizar la combinación coeficiente a coeficiente), la adaptación de cada uno de los coeficientes en el m-ésimo bloque ha de realizarse de acuerdo con

$$w_j(n) = v_m(n)w_{1,j}(n) + (1 - v_m(n))w_{2,j}(n) \qquad (6)$$

para $j = (m-1)M_b + 1, \cdots, mM_b$.

De esta manera podemos conseguir, por ejemplo, que al combinar un filtro rápido $\mathbf{w}_1(n)$ con otro lento (pero preciso) $\mathbf{w}_2(n)$, se seleccione para cada bloque de filtros la velocidad de actualización más apropiada, con independencia de la velocidad utilizada para el resto de bloques.

Nuevamente, es preciso utilizar activación sigmoidal para cada uno de los parámetros de la mezcla, $v_m(n) = (1-\exp(-a_m(n)))^{-1}$, y la minimización del error cuadrático global conduce a la siguiente ecuación para la optimización de los mismos:

$$a_m(n+1) = a_m(n) - \frac{\mu_a}{2}\frac{\partial e^2(n)}{\partial a_m(n)} \qquad (7)$$

4. Ejemplos de aplicación

En esta sección ilustraremos las ventajas de los diseños combinados en tres ámbitos diferentes del procesado de señal: la identificación de sistemas, la cancelación de eco eléctrico en redes de comunicaciones y la igualación de canales con modulación QAM. En todos los casos se seguirá un esquema parecido, realizando una discusión previa sobre los compromisos que los esquemas adaptativos encuentran en cada aplicación concreta, para a continuación explicar cómo un esquema combinado permite superar esa dificultad.

4.1. Identificación robusta a ruido impulsivo

En identificación de planta el objetivo es modelar un sistema desconocido $\mathbf{w}_0$ a partir de ciertas medidas

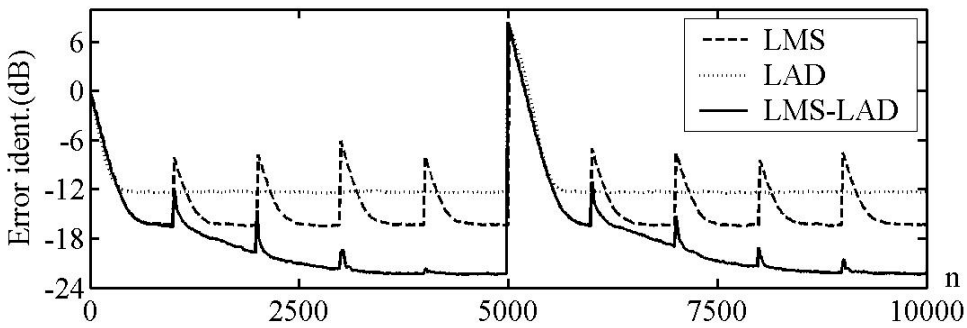

Fig. 3: Errores de identificación de sistema obtenidos por un filtro LMS (μ_{LMS} = 0.005), por un filtro LAD (μ_{LAD} = 0.01), así como por la combinación convexa LMS-LAD con (μ_{LMS} = 0.005, μ_{LAD} = 0.001 y μ_a = 5), utilizando mecanismos de aceleración y de transferencia de pesos entre los filtros componentes.

(posiblemente sujetas a ruido) a su entrada y salida. En nuestro caso asumiremos que una señal de ruido $e_0(n)$, incorrelacionada con $\mathbf{u}(n)$, está presente en las medidas sobre la salida, de forma que la señal deseada resulta: $d(n) = \mathbf{w}_0^{\mathrm{T}}\mathrm{u}(n) + e_0(n)$. Tras la optimización del filtro adaptativo, $\mathbf{w}(n)$ representa un modelo del sistema real.

Como se explicó para el filtro LMS, resulta habitual optimizar el filtro mediante la minimización del cuadrado de la señal de error. Sin embargo, el uso de otras potencias puede resultar ventajoso en ciertas condiciones. Por ejemplo, cuando $e_0(n)$ tiene componentes de ruido impulsivo (i.e., cuando aparecen ocasionalmente muestras de gran varianza), se pueden obtener prestaciones más robustas al utilizar un filtro de mínimo error absoluto ("Least Absolute Deviation", LAD) [14]:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2}\frac{\partial|e(n)|}{\partial\mathbf{w}(n)} = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2}\mathrm{sig}(e(n))\mathbf{u}(n) \tag{8}$$

donde sig(·) es la función signo.

Considérese, por ejemplo, la identificación de una planta sintética con pesos proporcionales a $\mathbf{w}_0$ = [1, 2, 3, 4, 5, 4, 3, 2, 1], tal que $\|\mathbf{w}_0\|^2 = 1$. Para considerar también escenarios cambiantes, los coeficientes son rotados cinco posiciones a la derecha en n = 10000, multiplicando además su valor por $\sqrt{10}$.

La entrada al sistema real y al filtro adaptativo es una misma señal, con potencia unitaria, de muestras gaussianas i.i.d. (independientes e idénticamente distribuidas). $e_0(n)$ se obtiene como la suma de un ruido $g(n)$, con las mismas características que $u(n)$, y un ruido impulsivo de gran varianza, que aparece únicamente en una de cada 1000 muestras.

En la Fig. 3 se muestra el comportamiento típico (promediado sobre 1000 realizaciones) de los filtros LMS y LAD ajustando sus pasos de adaptación para obtener la misma velocidad de convergencia. Se puede observar cómo la aparición del ruido impulsivo provoca un gran desajuste en el LMS, mientras que el esquema LAD permanece robusto pero sufre un desajuste residual mayor.

A continuación veremos cómo la metodología de combinación permite diseñar un esquema robusto a ruido impulsivo que conserva la velocidad de convergencia de los dos filtros anteriores, y obtiene incluso un error residual inferior a los –16 dB del filtro LMS. Para ello, es suficiente combinar el LMS con μ_{LMS} = 0.005 con un filtro de mínimo error absoluto con muy bajo paso de adaptación.

En la Fig. 3 se muestra la evolución obtenida por un esquema combinado con ajustes μ_{LMS} = 0.005, μ_{LAD} = 0.001 y μ_a = 5. En estacionario, la combinación LMS-LAD se comporta como si fuese un filtro LAD, heredando su bajo error cuadrático (unos –23 dB) y su gran robustez al ruido impulsivo. Por el contrario, la convergencia inicial y tras n = 10000 es tan rápida como la del componente LMS.

Conviene destacar, por último, que el esquema combinado se ha beneficiado también del uso de mecanismos de arrastre de pesos (en ambas direcciones), que han permitido acelerar la convergencia del filtro LAD tras los cambios abruptos, así como la del filtro LMS tras la aparición de muestras impulsivas.

4.2. Cancelación de eco eléctrico

El término eco hace referencia a cualquier réplica de una onda, generada por cambios en las propiedades de propagación del medio, y recibida en el mismo punto en que se emitió la onda original. En una comunicación telefónica, es deseable que el usuario reciba un cierto nivel de eco de su propia voz. Sin embargo, si el retraso crece, el eco se hace claramente perceptible, afectando negativamente a la comunicación [1]. En este apartado nos fijaremos únicamente en el eco eléctrico producido por los desajustes de impedancias en los circuitos híbridos

de la red telefónica que se encargan de la conversión de dos a cuatro hilos.

La configuración habitual para emplear el filtro adaptativo es la representada en la Fig. 4. La voz del usuario situado en el "extremo lejano" ("Far-End") de la red, $u(n)$, excita el circuito híbrido en el "Near-End", acontecimiento que es modelado mediante un filtro con respuesta al impulso $\mathbf{w}_0$. La salida del filtro $\mathbf{w}_0$ es el eco que, superpuesto a la voz del usuario en el "Near-End", $s(n)$, se devuelve al extremo lejano de la red. Para cancelar el eco producido por la red, el filtro adaptativo debe estimar la respuesta al impulso $\mathbf{w}_0$.

Como se puede ver, la cancelación de eco es conceptualmente parecida a la de identificación de sistemas. Sin embargo, existe una diferencia fundamental entre los problemas de filtrado adaptativo asociados: en cancelación se requieren filtros de gran longitud (típicamente $M \geq 512$) debido a que el retardo de la señal de eco es desconocido. Otra propiedad muy importante es que $\mathbf{w}_0$ es habitualmente dispersa, i.e., la mayoría de sus coeficientes son aproximadamente 0, como se puede comprobar en la Fig. 5, en la que se ha representado la respuesta de un circuito híbrido real (amablemente cedida por el Dr. J. Benesty).

Debido a las características de la señal de voz, que alterna periodos de actividad con otros de silencio, el esquema adaptativo más utilizado en cancelación es el LMS Normalizado (NLMS), cuya ecuación de adaptación es:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu\, e(n)\mathbf{u}(n)}{\|\mathbf{u}(n)\|^2} \qquad (11)$$

A pesar de sus mejores prestaciones con respecto al filtro LMS, la versión normalizada sigue sufriendo el ya mencionado compromiso entre velocidad de adaptación y desajuste residual en estacionario, por lo que resulta apropiado utilizar una combinación de dos filtros NLMS con distintos pasos de adaptación (μ_1 y μ_2 para el NLMS rápido y lento, respectivamente).

A la hora de decidir qué esquema de combinación es más conveniente aplicar, conviene recordar las propiedades ya mencionadas de los canales de eco típicos. La gran dispersión del canal de eco eléctrico hace que, cuando aparecen variaciones en $\mathbf{w}_0$, éstas sean de carácter local, de forma que conviene utilizar una velocidad de adaptación elevada únicamente para los coeficientes cuyo valor se haya modificado. Sin embargo, es más apropiado utilizar una velocidad de adaptación reducida para los pesos cuyo valor permanece constante.

De lo anteriormente expuesto se extrae la necesidad de emplear distintos parámetros de mezcla para los coeficientes de los filtros adaptativos, sugiriendo que

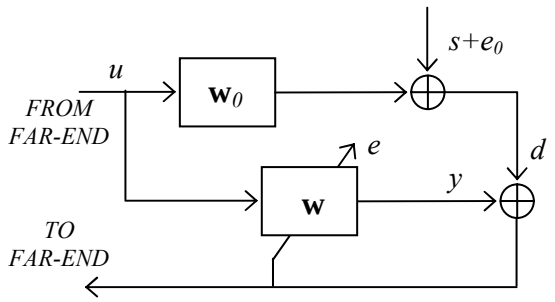

Fig. 4: Diagrama de bloques para la aplicación de cancelación de eco.

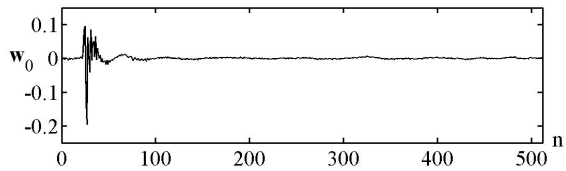

Fig. 5: Respuesta al impulso del canal de eco utilizado..

el esquema de combinación idóneo es el de combinación desacoplada por bloques, presentado en el Apartado 3.2. En principio, resultaría deseable utilizar un parámetro de mezcla por cada coeficiente. Sin embargo, la elevada cantidad de cómputo asociada a esa elección, haría el esquema poco práctico para su implementación en tiempo real. Por ello, resulta más adecuado elegir un valor mayor para M_b (número de coeficientes en cada bloque). Nótese, no obstante, que el hecho de que los cambios en $\mathbf{w}_0$ aparezcan de forma local limita en gran medida las pérdidas originadas por el uso de $M_b \neq 1$.

Para estudiar las prestaciones del algoritmo combinado se ha empleado un escenario de cancelación de eco eléctrico similar al descrito en [15]: $u(n)$ es ruido gaussiano, blanco, de media cero y potencia 0.1; $e_0(n)$ es una señal de estas mismas características pero de potencia 10^{-4}, incorrelacionada con $u(n)$. No se considerará el caso en que los dos usuarios hablan a la vez, por lo que asumiremos $s(n) = 0$. La posibilidad de utilizar señales de estas características para modelar un escenario de cancelación real, se sustenta en la práctica habitual de incorporar en un diseño real filtros preblanqueadores de señal y detectores de habla simultánea.

Se ha considerado el canal de eco eléctrico de la Fig. 5, que introduce una atenuación de 10 dB, añadiendo un cambio abrupto a mitad del experimento (la respuesta del canal se desplaza circularmente 192 posiciones a la derecha) para poder analizar la capacidad de seguimiento de los distintos filtros.

En la Fig. 6 se ha representado el error cuadrático medio de cancelación (estimado a partir de un promedio sobre 100 realizaciones independientes) para dos filtros NLMS con constantes de adaptación $\mu_1 = 1$ y $\mu_2 = 0.1$, así como para su combinación convexa con $\mu_a = 5000$. La longitud seleccionada

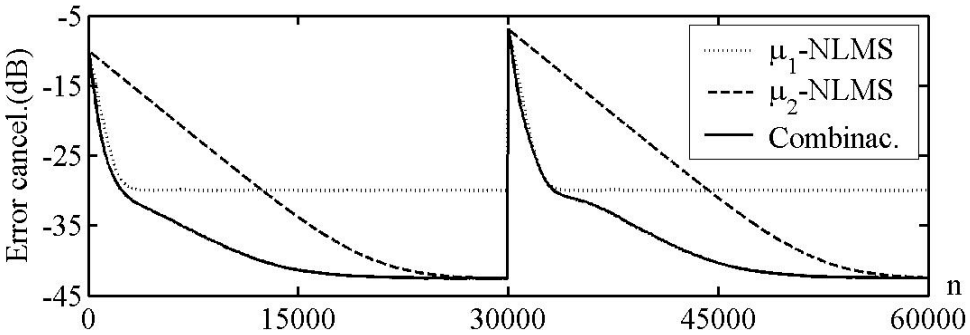

Fig. 6: Prestaciones en cancelación de eco eléctrico de dos filtros NLMS con $\mu_1 = 1$ y $\mu_2 = 0.1$, así como de su combinación convexa por bloques de 16 coeficientes con $\mu_a = 5000$ para todos los bloques.

para los filtros adaptativos es $M = 512$, y se utiliza un parámetro de mezcla diferente por cada $M_b = 16$ coeficientes.

Nuevamente, se puede comprobar la efectividad del esquema combinado para conservar la rápida convergencia del filtro rápido, y el menor desajuste en estacionario del NLMS con paso μ_2. De hecho, se pude comprobar que la convergencia inicial y tras $n = 30000$ del esquema combinado es incluso más rápida que la del μ_1-NLMS, lo que únicamente puede deberse al uso de un esquema desacoplado: tras los cambios abruptos, el esquema combinado únicamente incrementa la velocidad de adaptación de los bloques correspondientes a los coeficientes cuyo cambio es más significativo, conservando la estimación más precisa del μ_2-NLMS para el resto.

4.3. Igualación ciega de canales de comunicación con modulación QAM

El auge de las comunicaciones digitales ha motivado el desarrollo de sistemas receptores de altas prestaciones, en los cuales la igualación de canal desempeña un papel fundamental. De forma general, en un receptor digital se pueden distinguir los siguientes bloques funcionales:

- Filtrado paso banda
- Control automático de ganancia
- Eliminación de portadora
- Recuperación de sincronismo
- Igualación de canal
- Toma de decisión

En nuestro caso, nos centraremos en el funcionamiento de los bloques de igualación y toma de decisión, asumiendo que el resto de bloques funcionales llevan a cabo su labor de manera perfecta.

Normalmente, la toma de decisión se realiza atendiendo al criterio del vecino más próximo, para lo cual resulta adecuado que la señal a su entrada sea similar a la emitida por el transmisor. Para ello, el igualador de canal debe invertir las distorsiones introducidas por el canal de comunicación.

En los sistemas punto a punto, resulta habitual que las dos partes de la comunicación cooperen durante el establecimiento de la misma, intercambiando una secuencia de entrenamiento conocida por ambas partes. Esta secuencia de entrenamiento permite al receptor entrenar el igualador (*fase de entrenamiento*). Posteriormente, una vez establecida la comunicación, el igualador se actualiza en modo *dirigido por decisión*, i.e., utilizando como señal deseada la salida del decisor, lo que le permite, además, seguir variaciones lentas en el canal.

Las técnicas de igualación ciega, por el contrario, no requieren una fase diferenciada de entrenamiento, sino que utilizan el conocimiento a priori sobre la estadística de la señal transmitida. Si bien es posible revertir también en este caso a un modo dirigido por decisión, el uso de técnicas de igualación completamente ciegas presenta las siguientes ventajas [16]:

- Permite emplear protocolos de comunicación más sencillos, por ejemplo, eliminando la necesidad de retransmitir secuencias de entrenamiento tras desvanecimientos en el canal.
- Disminuye los problemas de interoperabilidad entre equipos, derivados del uso de distintas secuencias de entrenamiento.
- Ahorra ancho de banda en redes de difusión ya que evita intercalar periódicamente secuencias de entrenamiento.

A continuación se describen algunas de las técnicas ciegas que pueden utilizarse para la igualación de canal. A lo largo de nuestra exposición considera-remos únicamente el uso de constelaciones con Modulación en Cuadratura (QAM), ya que estas son habitualmente una opción muy recomendable en sistemas de alta capacidad. Sin embargo, la extensión de nuestros argumentos a sistemas que emplean otras modulaciones es inmediata. A la hora de trabajar con modulaciones QAM resulta cómodo emplear modelos equivalentes en banda base, por lo que en adelante consideraremos el caso general en que las señales procesadas por los filtros son complejas.

Probablemente, el algoritmo más popular para la igualación ciega de canal es el de Godard o de Módulo Constante ("Constant Modulus Algorithm", CMA), que consiste en la minimización de:

$$J(\mathbf{w}(n)) = E\left\{\left(R - |y(n)|^2\right)^2\right\} \qquad (10)$$

donde R es una constante positiva que depende de las propiedades de la constelación utilizada. La minimización de (10) se realiza mediante:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu\left(R - y(n)y^*(n)\right)y(n)\mathbf{u}^*(n) \qquad (11)$$

donde el asterisco denota la conjugación de un escalar o de todos los elementos de un vector.

A pesar de las ventajas ya mencionadas de las técnicas ciegas, el uso del algoritmo CMA presenta también dos importantes inconvenientes. En primer lugar, su aplicación únicamente permite recuperar una versión girada de la constelación original, por lo que es necesario introducir una etapa (también adaptativa) de recuperación de fase. Por otro lado, y más importante, cuando el algoritmo CMA se utiliza para igualar canales en sistemas con modulaciones cuyos símbolos no son de norma constante, la igualación se ve sujeta a un ruido adicional además del propio del canal, por lo que las prestaciones del algoritmo son inferiores a las que se obtendrían con un LMS funcionando en modo dirigido por decisión.

A la vista de esta discusión sobre las ventajas e inconvenientes de los filtros LMS y CMA, una opción muy interesante sería la combinación adaptativa de un filtro CMA, actuando siempre de forma ciega, con un filtro LMS que opera en modo dirigido por decisión, utilizando para ello la salida final del decisor (véase la Figura 7). En cuanto a la optimización del parámetro de mezcla, ésta se realiza atendiendo también a un criterio de módulo constante, i.e., mediante la minimización de (10) para la constelación global obtenida de la combinación de los componentes CMA y LMS.

Estrictamente hablando, el igualador diseñado es completamente ciego, debido a que no precisa de una fase de entrenamiento. Sin embargo, al contrario de lo que ocurre en un igualador ciego convencional en que las etapas de igualación ciega y guiada por decisión se encuentran completamente diferenciadas, la combinación CMA-LMS actualiza simultáneamente un componente ciego y otro dirigido por decisión, combinándolos, en cada instante, de la manera más adecuada.

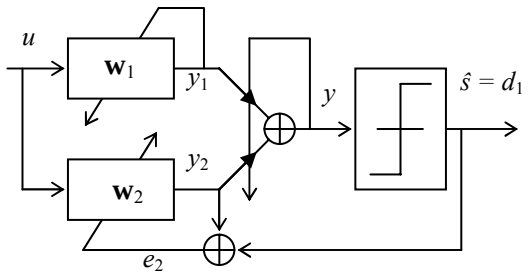

Fig. 7: Diagrama de Bloques del cancelador ciego CMA-LMS

Es importante destacar que en el esquema propuesto ambos componentes se benefician mutuamente de sus propiedades. Así, el LMS dispone en todo momento de una referencia de alta calidad, incluso cuando aparecen cambios abruptos en el canal. Por otra parte, no es necesario incluir una etapa de recuperación de fase para el filtro CMA, ya que ésta es llevada a cabo por el componente LMS.

Para el análisis de las prestaciones del esquema CMA-LMS consideraremos un sistema de comunicaciones 64-QAM, en el que la señal viaja por un canal con una respuesta al impulso inicial $\mathbf{h}^T$= [0.1, 0.3, 1, -0.1, 0.5, 0.2], produciéndose, posteriormente, un cambio instantáneo a $\mathbf{h}^T$ = [0.25, 0.64, 0.8, -0.55]. El canal se ve sujeto a ruido aditivo gaussiano, cuya potencia se ha ajustado para obtener una relación señal a ruido de 30 dB a la entrada del igualador.

En la Fig. 8 se ha representado la evolución de la diferencia media entre la señal transmitida y la recuperada por el igualador, tanto para un igualador CMA con $\mu_{CMA} = 5\cdot10^{-7}$ como para su combinación convexa con un LMS con paso $\mu_{LMS} = 5\cdot10^{-6}$. El parámetro de mezcla se actualiza con $\mu_a = 10^{-3}$. En la figura se ha incluido también la evolución del componente LMS de la mezcla. Podemos comprobar cómo el CMA-LMS obtiene unas excelentes prestaciones en los tramos estacionarios, y cómo el componente ciego es utilizado para la igualación inicial y tras el cambio abrupto, logrando, en ambos casos, forzar una rápida convergencia del componente LMS.

La Fig. 9 muestra las constelaciones que aparecen

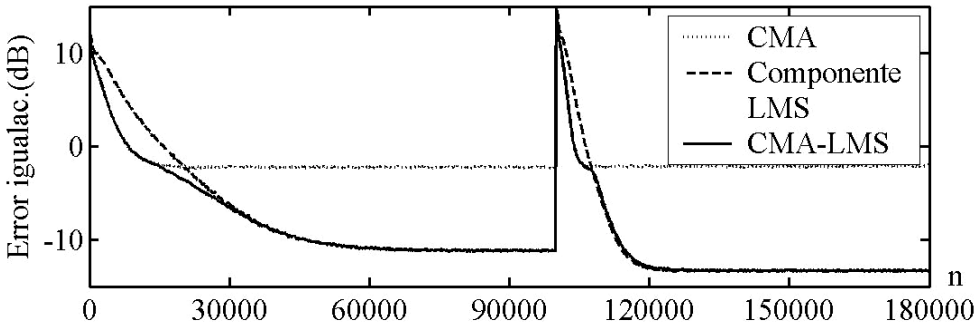

Fig. 8: Error cuadrático medio de la señal 64-QAM recuperada por un igualador CMA con $\mu_{CMA} = 5\cdot10^{-7}$ y por un igualador combinado CMA-LMS con $\mu_{CMA} = 5\cdot10^{-7}$, $\mu_{LMS} = 5\cdot10^{-6}$ y $\mu_a = 10^{-3}$.

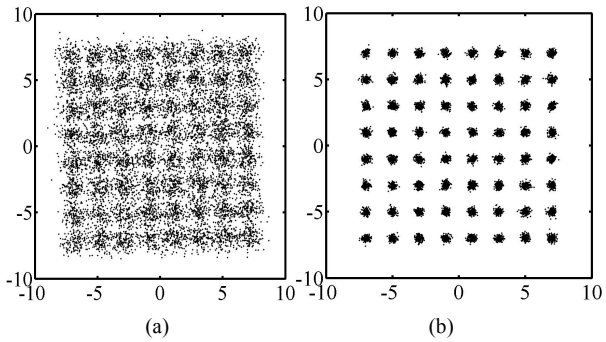

Fig. 9: Constelaciones obtenidas por el igualador combinado CMA-LMS. (a) Salida del componente CMA. (b) Salida del sistema completo CMA-LMS.

tras la convergencia del igualador ciego $\mathbf{w}_1(n)$, y del esquema combinado CMA-LMS. Resultan evidentes las ventajas en términos de error de símbolo que se derivan del uso del esquema combinado, conservando además todas las ventajas de las técnicas de igualación ciega convencionales.

5. Conclusiones

En este artículo hemos descrito una metodología de combinación de filtros adaptativos que permite resolver, de manera sencilla, versátil y eficaz, los distintos compromisos a los que se ven sujetas estas importantes técnicas de procesado de señal:

- Sencilla porque su aplicación es inmediata a partir del conocimiento del problema de filtrado adaptativo y porque su dificultad conceptual no es mayor que la de las propias técnicas de filtrado adaptativo utilizadas.
- Versátil porque puede ser aplicada para resolver prácticamente cualquier equilibrio al que se ven sujetos los esquemas adaptativos.
- Y eficaz, como reflejan, de forma casi sistemática, los resultados obtenidos.

Las ventajas de nuestra propuesta han sido ilustradas mediante la revisión de algunos de nuestros diseños más relevantes, describiendo las ideas concretas que subyacen tras ellos. Los distintos ejemplos de aplicación estudiados han permitido demostrar las enormes posibilidades que ofrece esta metodología de trabajo, así como su elevado potencial en aplicaciones reales del procesado de señal.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado parcialmente gracias al proyecto de investigación CICYT TIC2002-03713.

Referencias

[1] S. L. Gay and J. Benesty (eds.), *Acoustic Signal Processing for Telecommunication*, Kluwer Academic Press, Boston, MA, 2000.

[2] S.-S. Lin and W.-R. Wu, "A Low-Complexity Adaptive Echo Canceler for xDSL Applications", *IEEE Trans. on Signal Proc.*, vol. 52, pp. 1461-1465, 2004.

[3] S. Verdú, *Multiuser Detection*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1998.

[4] W. B. Kleijn and K. K. Paliwal (eds.), *Speech Coding and Synthesis*, Elsevier, Amsterdam, 1995.

[5] A. Cichoki and S.-i. Amari, *Adaptive Blind Signal and Image Processing*, Wiley, West Sussex, UK, 2002.

[6] S. Haykin (ed.) and A. Steinhardt, *Adaptive Radar Detection and Estimation*, Wiley, New York, NY, 1992.

[7] A. G. Webb, *Introduction to Biomedical Imaging*, Wiley-IEEE Press, Hoboken, NJ, 2003.

[8] A. Hero et al., "Highlights of Statistical Signal and Array Processing", *IEEE Signal Proc. Magazine*, vol. 15, pp. 21-64, 1998.

[9] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 2002.

[10] J. Arenas García, *Nuevos algoritmos de filtrado adaptativo mediante combinación adaptativa y sus aplicaciones*, Tesis Doctoral, Universidad Carlos III de Madrid, 2004.

[11] J. Arenas-García and A. R. Figueiras-Vidal, "Coopetitive Adaptive Filtering: Statistical Análisis and Performance Evaluation", submitted to *IEEE Trans. on Signal Proc.*, 2004

[12] J. Arenas-García, V. Gómez-Verdejo and A. R. Figueiras-Vidal, "New Algorithms for Improved Adaptive Convex Combination", submitted to *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurements*, 2003

[13] M. Martínez-Ramón, A. Artés-Rodríguez, A. Navia-Vázquez and A. R. Figueiras-Vidal, "Adaptively combined LMS and Logistic Equalizers", *IEEE Signal Proc. Letters* (in press), 2004.

[14] J. Chambers and A. Avlonitis, "A Robust Mixed-Norm Adaptive Filter Algorithm", *IEEE Signal Proc. Letters*, vol. 4, pp. 46-48, 1997.

[15] D. L. Duttweiler, "Proportionate Normalized Least-Mean Squares Adaption in Echo Cancelers". *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, vol. 8, pp. 508-518, 2000.

[16] L. Garth, J. Yang and J.-J. Werner, "An Introduction to Blind Equalization," VDSL Group. Draft Technical Document for ETSI TM6 Working Group. Available at: http://www.Vdslcoalition.net/papers/etsihelvetica.pdf