

Metodología para la Evaluación e Implementación de Filtros Digitales de Señales

Steven Delgadillo¹, Arnoldo Díaz-Ramírez¹, Víctor H. Díaz-Ramírez² y Juan F. Ibáñez¹

¹ Departamento de Sistemas y Computación

Instituto Tecnológico de Mexicali

Ave. Tecnológico s/n, Mexicali, B.C. 21376 México

{stevendq, adiaz, pacois}@itmexicali.edu.mx

² Centro de Investigación y Desarrollo de Tecnología Digital, Instituto Politécnico Nacional,

Av. del Parque No. 1310, Mesa de Otay, Tijuana B.C. 22510 México

vhdiaz@citedi.mx

Resumen

La degradación de las señales digitales de voz son causadas por modificaciones indeseables de las señales durante el proceso de grabación, almacenamiento y/o transmisión. Para mejorar la calidad de las señales capturadas por un sistema digital y que han sido degradadas, se han propuesto una gran cantidad de filtros digitales. Una alternativa para evaluar el desempeño de un filtro, consiste en implementarlo en algún dispositivo y llevar a cabo diversas pruebas. Sin embargo, muchos de los filtros propuestos utilizan una gran cantidad de parámetros, por lo que su evaluación puede ser un proceso tedioso y que consume demasiado tiempo. En este artículo se propone una metodología para la evaluación de filtros digitales y la elección de sus parámetros. Esta metodología se basa en las métricas de calidad del error cuadrático promedio y el error absoluto promedio. Además, se propone una modificación a un algoritmo localmente adaptativo publicado recientemente y se utiliza la metodología propuesta para evaluar ambas versiones. La metodología permite obtener los parámetros de los algoritmos y compararlos para determinar cual proporciona un mejor rendimiento. Los algoritmos se implementaron y fueron evaluados utilizando

los parámetros obtenidos utilizando la metodología propuesta, para comprobar su efectividad.

1. Introducción

El mundo que nos rodea esta caracterizado por contar con un gran número de señales analógicas que varían entre un valor mínimo y otro máximo, pasando por valores infinitos. El vídeo y el audio son dos ejemplos importantes de este tipo de señales. Para poder utilizarlas de mejor manera, es habitual tratarlas utilizando convertidores analógicos-digitales, obteniendo así una señal digital que puede ser procesada mas fácilmente. Sin embargo, la conversión de una señal analógica a su equivalente digital puede provocar pérdidas de información. Por tal motivo, el correcto tratamiento de dichas señales tiene una gran importancia para el control de procesos y dispositivos.

La degradación de las señales digitales de voz son causadas por modificaciones indeseables de las señales durante el proceso de grabación, almacenamiento y/o transmisión [3]. Para mejorar la calidad de las señales capturadas por un sistema digital y que han sido degradadas, se han propuesto una gran cantidad de filtros digitales. Un filtro es un dispositivo en forma de hardware o software para a) eliminar el

ruido de los datos de un sistema, b) extraer información de acuerdo a algunas características del sistema; c) predecir el comportamiento del sistema a analizar; y d) reconstruir el comportamiento a analizar [9] [7]. Para evaluar el desempeño de estos filtros, diferentes métricas han sido propuestas [2]. Es común que un filtro o algoritmo para el procesamiento de señales digitales se implemente como un módulo de software en computadoras o sistemas inmersos.

La diferencia principal entre las estrategias de procesamiento existentes, radica en la gran variedad de tipo de perturbaciones que afectan a las señales. Algunos ejemplos típicos de estas perturbaciones son: ruido aditivo del sensor, ruido acústico del ambiente, ruido electrónico, ruido tipo impulsivo, entre otras [5]. Además de una buena calidad en la señal, se necesitan algoritmos eficientes y compactos que restauren correctamente la señal de voz.

Existen varios métodos para el tratamiento de la señal y eliminación del ruido. Como ejemplo de algunos de ellos se tienen los filtros Wiener [11] y Kalman [4], que son útiles para reducir el ruido aditivo. Otro enfoque consiste en el uso de filtros lineales localmente adaptativos, que permiten que el filtro lineal tenga cierta capacidad de adaptación, como en los filtros Wiener. Sin embargo, cuando la señal de voz esta perturbada por varios tipos de ruido, estos filtros no son muy eficientes. En contraste, existen filtros digitales no lineales los cuales se caracterizan por procesar las señales sin destruir los detalles finos [1]. Ejemplos de estos filtros son los filtros recortados, los filtros de orden prioritario y los filtros de mediana estadística, por mencionar algunos [8].

Las técnicas no lineales tienen un enfoque poco robusto, ya que solo pueden utilizarse para perturbaciones cuya distribución estadística es conocida. Una evolución de los filtros no lineales esta representada por los filtros de orden localmente adaptativo. Este tipo de filtros explotan las características estadísticas locales de las señales y estiman en cada paso el valor correspondiente de la señal libre de ruido. Para tal fin, utilizan técnicas de estadística robusta, tales como la creación de vecindarios EV, vecindarios KNV y vecindarios ER [5].

En este artículo se propone una metodología para la evaluación de filtros digitales y la elección de

sus parámetros. Esta metodología se basa en las métricas de calidad del error cuadrático promedio y el error absoluto promedio. Además, en el artículo se propone una modificación a un algoritmo localmente adaptativo publicado recientemente [10] y se utiliza la metodología propuesta para evaluarlo. La metodología permite obtener los parámetros para el algoritmo, así como comparar ambas versiones de los mismos para determinar cual proporciona un mejor rendimiento. Los algoritmos se implementaron y fueron evaluados utilizando los parámetros obtenidos utilizando la metodología propuesta, para comprobar su efectividad.

El resto del documento esta organizado de la siguiente manera. En la sección 2 se explican brevemente algunas características de los filtros que utilizan vecindarios adaptativos. En la sección 3 se presenta la metodología propuesta. El filtro utilizado en este artículo para mostrar el uso de la metodología se explica en la sección 4, mientras que en la sección 5 se presenta el ejemplo. En la sección 6 se muestra la manera en que se implementaron los filtros en un dispositivo especializado y se explican los resultados obtenidos. Finalmente, la sección 7 presenta las conclusiones y trabajo futuro.

2. Algoritmos de orden localmente adaptativo

Existen varios métodos para la eliminación del ruido en una señal, entre los que destacan los métodos lineales y los métodos no lineales. Los primeros se caracterizan por que eliminan exitosamente el ruido al mismo tiempo que distorsionan la señal de voz, la cual es altamente variante en el paso del tiempo. Por otra parte, los filtros no lineales pueden eliminar el ruido sin destruir los detalles finos de la señal. Como se mencionó anteriormente, la evolución de estos filtros son los filtros localmente adaptativos. Estos filtros son espacialmente no homogéneos. Además, se adaptan con base en la información espacial local: estadística robusta y relación espacial entre los elementos de la señal.

En los filtros localmente adaptativos se aplican los

filtros lineales de forma convencional, pero utilizando un subconjunto de la señal o vecindario, de tal manera que se infieran los valores reales de señal considerando valores cercanos al valor que se desea inferir. En estos filtros se utilizan ventanas deslizantes, que contienen una pequeña muestra de la señal de voz.

La reducción de ruido aditivo y/o ruido tipo impulsivo utilizando técnicas localmente adaptativas, se obtiene aplicando los filtros no lineales a una señal de entrada de forma convencional [5]. Sea $f[t]$ una señal de voz corrompida por ruido blanco y por ruido tipo impulsivo. Podemos crear una ventana deslizante mv_k de tamaño S , alrededor del valor $t = k$. En este punto asumimos que la ventana deslizante es un número impar y la señal en sus bordes es reflejada. Los valores de los elementos de la ventana deslizante son funciones de las relaciones espaciales entre los mismos elementos. A estas estructuras de datos se les conoce como vecindarios adaptativos. Las vecindades adaptativas se calculan utilizando las estadísticas de orden prioritario sobre su renglón variacional. El renglón variacional consiste en ordenar los elementos de la ventana deslizante en forma ascendente respecto a su magnitud.

El renglón variacional se denota como una secuencia unidimensional $\{V(r)\}$ de k elementos, los cuales son ordenados de forma ascendente con respecto a sus valores $\{V(r) \leq V(r+1); r = 1, 2, \dots, k\}$.

A $V(r)$ y $r(V)$ se les llama la r -ésima estadística de orden y al rango del valor V , respectivamente. Para formar una vecindad adaptativa, es necesario crear un vecindario adaptativo alrededor del elemento central en el renglón variacional. Existen varios criterios para determinar los valores de los vecindarios en una ventana deslizante. En este artículo se utiliza el criterio EV [5].

El vecindario EV es un subconjunto de muestras $\{V_t\}$ cuyos valores son

$$\varepsilon_v(V_t) = \{V_t : V_c - \varepsilon_v \leq V_t \leq V_c + \varepsilon_v\}$$

Como se puede observar, este tipo de filtros utilizan una gran cantidad de parámetros, tales como el tamaño de la ventana deslizante (S), el tamaño del vecindario adaptativo (ε_v), o la probabilidad de ocu-

rrencia del ruido tipo impulsivo (p), por mencionar algunos. La elección de sus valores óptimos puede ser una tarea ardua y que consuma mucho tiempo. Por tal razón es necesario utilizar alguna metodología que *formalice* su definición

3. Metodología

Las señales de voz son funciones altamente variantes en el tiempo. Esto quiere decir que sus características estadísticas y su distribución espectral varían considerablemente con el paso del tiempo. Esto hace que los métodos de procesamiento globales (invariantes en el tiempo) produzcan resultados pobres. Para solucionar este problema, es deseable diseñar métodos de filtrado que tengan la capacidad de adaptarse a:

1. Las características locales propias de la señal.
2. Las características de las funciones de ruido que corrompen las señales.

El algoritmo propuesto por Sandoval *et al.* en [10] trata de cumplir ambos objetivos. Por una parte, el uso de estadísticas de orden (renglón variacional) sirve principalmente para aislar los efectos del ruido impulsivo y también para concentrar la acción de procesamiento (estimación) sobre los elementos de las señales mas cercanos a su valor esperado real. Por otra parte, el uso de vecindarios adaptativos locales (criterio EV) sirve principalmente para evitar los efectos de inercia espacial que se producen en las regiones de cambios abruptos en las señales altamente variantes en el tiempo. Los resultados obtenidos hasta el momento con el algoritmo demuestran que el método cumple parcialmente con los objetivos (1) y (2). Las gráficas comparativas entre la señal de entrada y la señal procesada, demuestran que el algoritmo elimina considerablemente los efectos de ruido y se adapta bien a los cambios abruptos que presenta la señal. Por esto las métricas de calidad objetivas como la relación señal a ruido (SNR) y el error cuadrático promedio (MSE) entregan buenos resultados. Sin embargo, cuando se usa el criterio auditivo subjetivo en la señal procesada pueden escucharse algunos

efectos no deseables en la región de transición entre cambios abruptos de la señal. Estos efectos se deben principalmente a que los parámetros S , EV y L son fijos a lo largo de la acción del procesamiento del algoritmo. Bajo esta idea, para un conjunto fijo de parámetros $\{S, EV, L\}$ el algoritmo se adapta mejor (se cumple mejor (1) y (2)) a unas de las regiones de la señal que en otras. Estas regiones deben cambiar si los parámetros varían. La idea es realizar un buen número de experimentos sobre una señal controlada, variando los parámetros mencionados, con la idea de poder establecer relación entre los parámetros y la calidad local de la señal. Así se podrían identificar patrones de comportamiento que ayuden a diseñar estrategias para la selección dinámica de los parámetros durante la acción de procesamiento. Las métricas de calidad se describen a continuación.

Sean $Y_{clean}(x)$ y $Y_{proc}(x)$, la señal libre de ruido y la señal procesada, respectivamente. El error cuadrático promedio MSE es una medida global del error total entre dos vectores de datos. De manera formal el MSE puede escribirse como

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^N [Y_{clean}(x) - Y_{proc}(x)]^2$$

En algunas ocasiones, el MSE puede fallar en registrar el error entre valores pequeños. Una alternativa para evitar este problema es el error absoluto promedio o MAE, dado por:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^N |Y_{clean}(x) - Y_{proc}(x)|$$

En este caso, tanto el MSE como MAE proporcionan un valor escalar como resultado. Este valor indica el valor promedio del error total entre las dos señales. Sin embargo, no es posible detectar los cambios en el error con el paso del tiempo. Las versiones locales del MSE y del MAE pueden escribirse como:

$$MSE(k) = \frac{1}{S} \sum_{x=k-\frac{(S-1)}{2}}^{x=k+\frac{(S-1)}{2}} [Y_{clean}(x) - Y_{proc}(x)]^2$$

donde $k = 1, 2, \dots, N$. También,

$$MAE(k) = \frac{1}{S} \sum_{x=k-\frac{(S-1)}{2}}^{x=k+\frac{(S-1)}{2}} |Y_{clean}(x) - Y_{proc}(x)|$$

Podemos observar cómo las versiones locales del MSE y MAE utilizan ambas un vector de datos del mismo tamaño, y proporcionan el error local entre las señales involucradas, en un pequeño vecindario alrededor de k .

La metodología consiste en la utilización de las métricas MSE y MAE considerando todos los valores posibles de los parámetros del filtro. Para esto, se asigna inicialmente un valor a alguno de los parámetros y se varían los valores de los demás, dentro de un rango predefinido. Debido a que la cantidad de datos a evaluar puede ser muy grande, se propone que este proceso se automatice. Con los resultados obtenidos se generan gráficas que permitan visualizar de manera mas sencilla el desempeño del filtro en función de los diferentes valores de los parámetros. Después del análisis de los resultados, puede probarse el filtro en algún dispositivo específico, utilizando los valores de los parámetros que mejores resultados proporcionaron

La metodología propuesta reduce significativamente el rango de valores a evaluar y el tiempo para llevar a cabo las pruebas, y permite comparar la eficiencia entre diferentes algoritmos o filtros.

4. Filtro utilizado

El algoritmo localmente adaptativo para la mejora de la señal de voz propuesto en [10] es el siguiente:

1. Capturar la señal de voz. Se obtiene un vector $f[t]$ de tamaño N .
2. Iniciar el ciclo de procesamiento con $k = 1$.
3. Crear ventana deslizante mv_k con S elementos, alrededor del elemento central $f[k]$. Los valores de t deben satisfacer que $mv_k = \{f[t] \mid k - \frac{S-1}{2} \leq t \leq k + \frac{S-1}{2}\}$ (S impar).

4. Crear renglón variacional V_{rk} y establecer el valor de r_k (rango del valor $f[k]$). El renglón variacional se obtiene al ordenar de manera ascendente los elementos de la ventana deslizante mv_k . Crear vecindario adaptativo Amv_k utilizando el criterio EV , a partir del renglón variacional. En este punto el algoritmo necesita identificar dos posibles casos:
 - a) El elemento central de la ventana deslizante $Amv_k(r)$ es un elemento solo afectado por ruido aditivo.
 - b) El elemento $Amv_k(r)$ es un elemento afectado por el ruido impulsivo.
 5. Para cada uno de estos casos, el algoritmo realiza una acción diferente. Por tal motivo, es necesario un procedimiento para reconocer los casos (a) y (b). Notemos que la ventana adaptativa Amv_k se construye en relación al valor del elemento central de la ventana deslizante $mv_k((S-1)/2)$. Por lo tanto, si este valor central es una muestra impulsiva, entonces el tamaño de la ventana adaptativa resultante será pequeño. Para identificar este efecto, definimos un parámetro $L = pS$ como un valor de umbral para detectar los casos (a) y (b). Aquí, p es la probabilidad de ocurrencia del ruido impulsivo y S es el tamaño de la ventana deslizante mv_k . De esta manera es fácil darse cuenta que cuando $(S_A < L) = \text{falso}$, entonces el caso mas probable es (a). De otra manera cuando $(S_A < L) = \text{verdadero}$, entonces el caso mas probable es (b).
 6. Determinar el tamaño del vecindario adaptativo S_A .
 7. Si $S_A \leq L$, ir a 11. En caso contrario, significa que el elemento central $f[k]$ es espurio (corrupto por ruido impulsivo), por lo que hay que inferir su *real* valor a partir de un nuevo vecindario adaptativo.
 8. La nueva ventana deslizante mv'_k se obtiene como resultado del complemento de la intersección entre los conjuntos mv_k y Amv_k .
 9. Definir un nuevo renglón variacional V'_{rk} y establecer el nuevo valor de r'_k . Si el tamaño de V'_{rk} es impar, $f[k]$ será igual al elemento central de V'_{rk} ; de otra manera, será igual a la media aritmética entre los dos valores centrales de V'_{rk} .
 10. Crear vecindario adaptativo Amv_k utilizando el criterio EV .
 11. El valor inferido para $f[k]$ será igual al valor promedio de los elementos de Amv_k .
 12. Hacer $k = k + 1$.
 13. Si $k < N$, ir al paso 3; de otra forma, terminar.
- Con este algoritmo se intenta corregir la señal afectada y eliminar de ella las variaciones debidas a la mezcla de ruidos aditivos al sensor y ruido tipo impulsivo. La diferencia entre el filtro propuesto en [10] y el propuesto en este artículo consiste en la utilización del promedio ponderado para inferir el valor de la señal resultante (paso 11). De esta manera se otorga mayor ponderación a los valores mas próximos entre sí, intentando evitar de esa manera la influencia negativa de valores espurios no detectados en el paso 7. En lo que resta del artículo, al filtro propuesto en [10] se le denominará Algoritmo Versión 1, mientras que al filtro modificado se le nombrará Algoritmo Versión 3.

5. Aplicación de la metodología propuesta

Para determinar los valores de las dos versiones de los algoritmos que proporcionan un mejor rendimiento, y para comparar el desempeño de ambos filtros, se utilizó la metodología propuesta en este artículo. Por tal motivo, se aplicaron los filtros a una misma señal (corrompida solo por ruido Gaussiano), variando en cada ocasión los valores de los parámetros $\{S, EV, L\}$. Para la señal generada se calcularon los valores de MSE y MAE, comparando la señal filtrada con la señal original (libre de ruido).

Los valores utilizados para S en los experimentos fueron: 3,9,15,21,27,33,39,45,51,57,63,69,75,81,87,93,99.

Los valores utilizados para EV en los experimentos fueron:

$$0.5 * std(Y_{noisy}), 0.6 * std(Y_{noisy}), \dots, 3 * std(Y_{noisy})$$

El valor utilizado de L fue $floor\left(\frac{S}{6}\right)$

Las Figs. 1, 2 y 3 muestran los resultados obtenidos del error absoluto promedio (MAE) en función del parámetro S , para la versión 1 del algoritmo. Como puede observarse, el valor de MAE es menor cuando el valor de S se encuentra entre 25 y 45. Las Figs. 4, 5 y 6 corresponden a los resultados obtenidos de MAE en función del parámetro S , para la versión 3 del algoritmo. Puede observarse que los mejores resultados se obtienen para valores de S en los rangos $[15, 21]$ y $[50, 52]$, y que muestran un mejor rendimiento de la versión 3 del algoritmo con respecto a la versión 1.

Las Figs. 7 y 8 muestran los resultados obtenidos para el error cuadrático promedio (MSE) en función de S , de los algoritmos versiones 1 y 3, respectivamente. En estas gráficas, los valores obtenidos de MSE fueron similares.

Las Figs. 9, 10, 11 y 12 muestran los resultados obtenidos del error absoluto promedio en función de EV , para la versión 1 del algoritmo. Como puede observarse, los mejores resultados se obtuvieron para valores de EV mayores o iguales a 0.7, cuando el valor de S fue: $S=75$ y $S>80$. Por otra parte, las Figs. 13, 14, 15 y 16 muestran los resultados obtenidos del error absoluto promedio en función de EV , para la versión 3 del algoritmo. En este caso, para $S=51$ el mejor desempeño se obtiene cuando EV es igual a 0.9, y está en el rango $[1.3, 1.8]$. Para $S=63$ y $EV=[0.8, 0.9]$ también se obtuvieron excelentes resultados. Los valores de MAE mostraron un mejor rendimiento de la versión 3 del algoritmo con respecto a la versión 1.

En el Cuadro 1 pueden observarse los valores que mejores resultados mostraron al aplicar la metodología propuesta y que fueron utilizados al implementar las dos versiones de los fitos. Es importante recordar que el parámetro L se define en función del parámetro S .

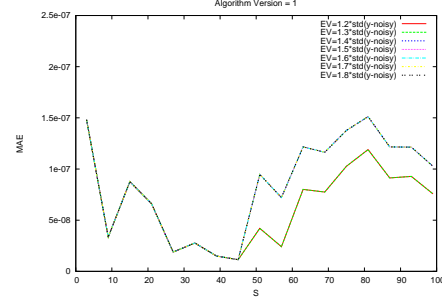


Figura 1: MAE en función de S (EV fijo)

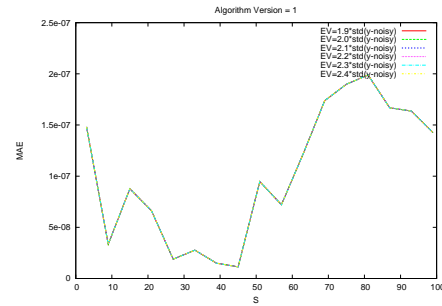


Figura 2: MAE en función de S (EV fijo)

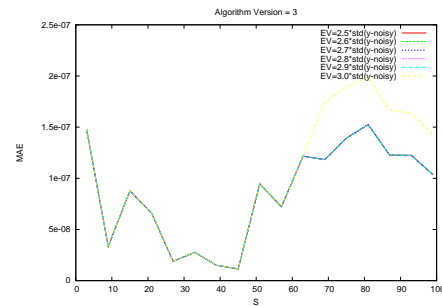


Figura 3: MAE en función de S (EV fijo)

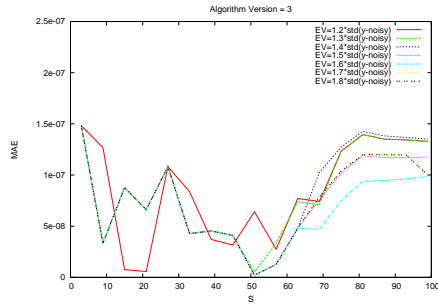


Figura 4: MAE en función de S (EV es fijo)

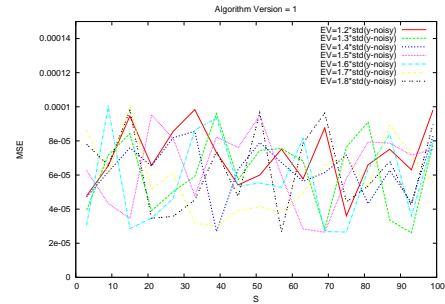


Figura 7: MSE en función de S (EV fijo)

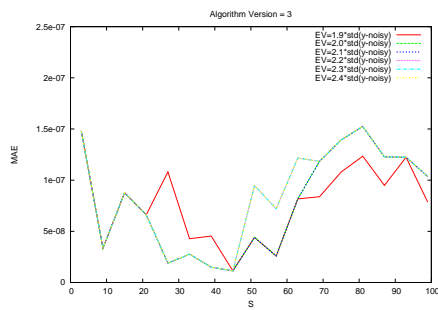


Figura 5: MAE en función de S (EV fijo)

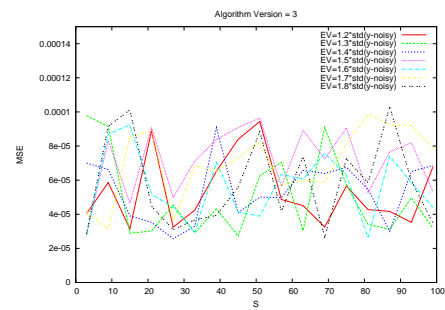


Figura 8: MSE en función de S (EV fijo)

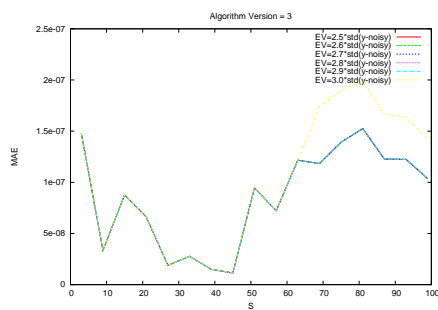


Figura 6: MAE en función de S (EV fijo)

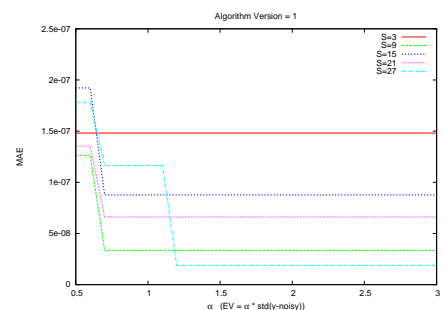


Figura 9: MAE en función de EV (S fijo)

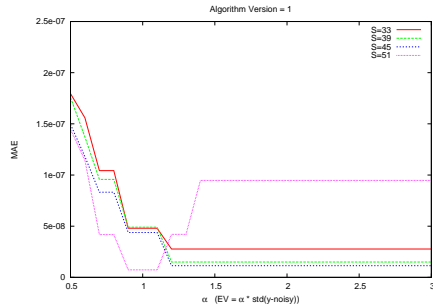


Figura 10: MAE en función de EV (S fijo)

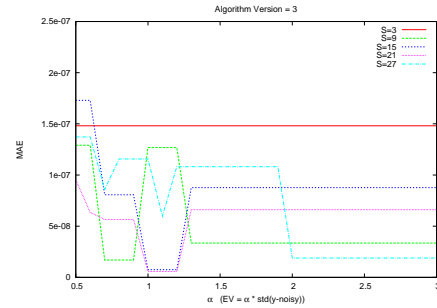


Figura 13: MAE en función de EV (S fijo)

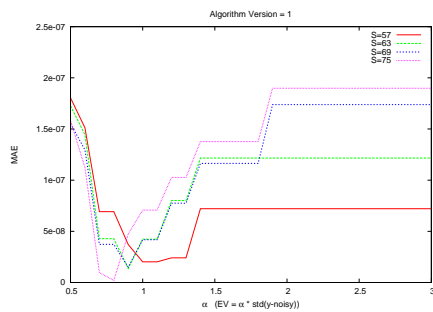


Figura 11: MAE en función de EV (S fijo)

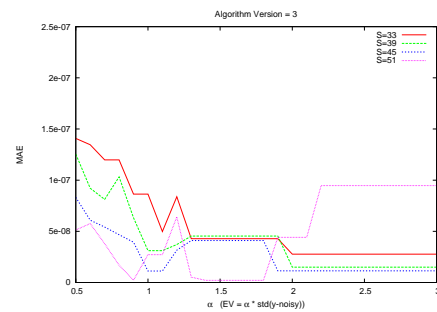


Figura 14: MAE en función de EV (S fijo)

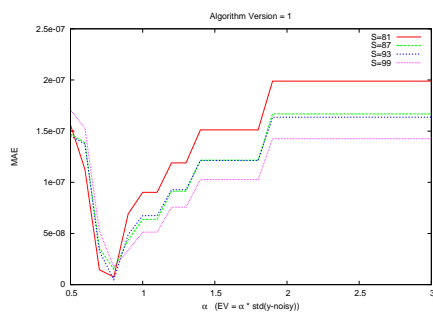


Figura 12: MAE en función de EV (S fijo)

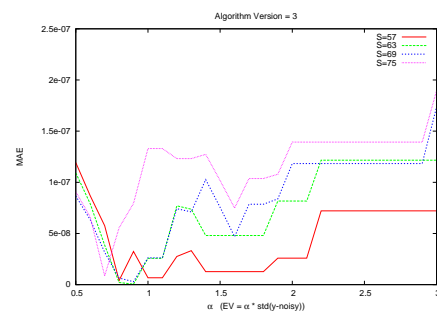


Figura 15: MAE en función de EV (S fijo)

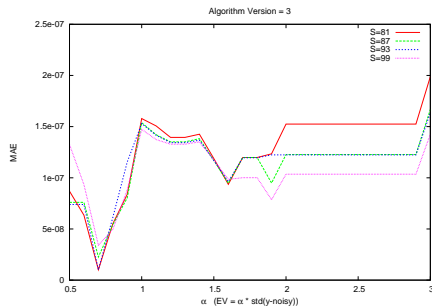


Figura 16: MAE en función de EV (S fijo)

	Algoritmo 1	Algoritmo 3
EV	0.8	0.9
S	75	63

Cuadro 1: Valores utilizados en la implementación

6. Implementación

Una vez identificados los valores de los parámetros que minimizan los errores en el procesamiento de la señal, pueden utilizarse al implementar los filtros en algún dispositivo específico. Actualmente existen una gran cantidad de alternativas. Una de las mas interesantes son los dsPIC, que se describe en esta sección.

Recibe el nombre de DSP (Procesador Digital de Señales) un circuito integrado que contiene un procesador digital y un conjunto de recursos complementarios capaces de manejar digitalmente las señales analógicas del mundo real, como los sonidos y las imágenes. Al tiempo entre cada muestra se conoce como periodo de muestreo. Un gran inconveniente del proceso de muestreo de la señal analógica es la pérdida de información entre muestras [6].

Las aplicaciones modernas mezclan las funciones típicas del micro-controlador MCU con las de procesamiento digital de señales (DSP). Esta situación ha impulsado la fabricación de un circuito híbrido MCU/DSP, cuyo manejo es similar a los clásicos

microcontroladores pero que incluye las principales prestaciones de los DSP. Así ha nacido el controlador digital de señales abreviado DSC (Digital Signal Controller), que reúne las características de un microcontrolador PIC de 16 bit y las de un DSP de gama baja. Con base en este controlador de señales se consigue reunir lo mejor de ambos mundos.

La primera generación de DSC, denominada dsPICC30F, constituyó un intento de facilitar el acercamiento al mundo del procesamiento digital de señales a los usuarios de MCU de 8 y 16 bits. Posteriormente, la segunda generación de DSC, llamada dsPIC33F, ha potenciado las capacidades, el número de periféricos y el rendimiento, permitiendo acceder a campos de aplicación mas complejos. Los dsPIC33F de propósito general son ideales para una amplia gama de avanzadas de MCU de 16 bits embebidos y en concreto, las variantes con interfaces CODEC son idóneos para aplicaciones de tratamiento de la voz y audio.

Los filtros que fueron evaluados utilizando la metodología propuesta, fueron implementados en un dispositivo dsPIC33F utilizando los valores óptimos obtenidos y presentados en la sección anterior. La Fig. 17 muestra la señal antes de ser filtrada por el algoritmo, a través de una de las herramientas del dsPIC.

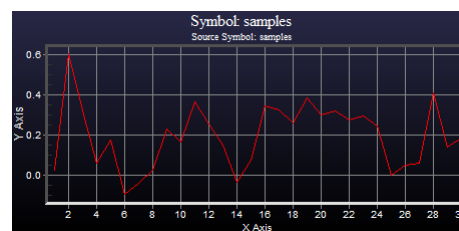


Figura 17: Señal con ruido

La Fig. 18 muestra la imagen de la señal después de que fue procesada el algoritmo versión 3. Puede observarse como el filtro reduce los valores espurios de la señal.

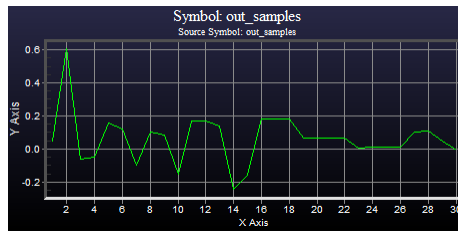


Figura 18: Señal filtrada

Al implementar el filtro en el dispositivo pudo comprobarse que al utilizar los valores óptimos se obtuvo la mayor eliminación de ruido, sin distorsionar la señal de voz. Cuando se utilizaron datos fuera de los rangos sugeridos, se comprobó un mayor ruido en la señal de voz filtrada.

7. Conclusiones y Trabajo Futuro

Para procesar señales digitales que han sido alteradas por procesos externos, una gran cantidad de filtros han sido propuestos. Entre ellos, los filtros localmente adaptativos han mostrado un muy buen desempeño. Sin embargo, este tipo de filtros utiliza una gran cantidad de parámetros, por lo que es importante contar con una metodología que permita identificar sus valores óptimos rápidamente.

En este artículo se propuso una metodología para evaluar e implementar filtros digitales de señales. Se utilizó un algoritmo localmente adaptativo para demostrar su utilidad. Además, se mostró que esta metodología se puede utilizar para comparar algoritmos mediante las métricas de error utilizadas y determinar cual brinda un mejor desempeño.

Como trabajo futuro se contempla el uso de esta metodología para evaluar y mejorar los filtros propuestos.

Referencias

[1] P. K. Jaakko Astola. *Fundamental of Nonlinear Digital Filtering*. CRC-Press, 1997.

- [2] J. Benesty, S. Makino, and J. Chen. *Speech Enhancement*. Springer, 2005.
- [3] S. J. Godsill and P. J. W. Rayner. *Digital audio restoration a statistical model based approach*. Springer, 1998.
- [4] R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME- Journal of basic Engineering*, 82:35–45, March 1960.
- [5] V. Kober, M. Mozerov, J. Alvarez-Borrego, and I. A. Ovseyevich. Rank image processing using spatially adaptative neighborhoods. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 11:542–552, 2001.
- [6] Sen M. Kuo, Bob H. Lee, and Whenshun Tian. *Real-Time Digital Signal Processing*, volume 2. John Wiley and Sons, 2006.
- [7] Grewal M. and Andrew A. *Kalman filtering, theory and practice*. Prentice Hall Information and Systems Sciences Series, 1993.
- [8] A. Popoulis and S. U. Pillai. *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*, volume 4. Mc Graw Hill, 2002.
- [9] Haykin S. *Adaptive filter theory*. Prentice Hall Information and Systems Sciences Series, 1991.
- [10] Yuma Sandoval-Ibarra, Victor H. Diaz-Ramirez, and Juan J. Tapia-Armenta. Algoritmo de orden localmente-adaptativo para la mejora de senales de voz. *Congreso Internacional en Ciencias Computacionales (CiComp)*, 3:185–190, 2010.
- [11] N. Wiener. *Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series*. New York: The Technology Press and Wiley, 1950.