

# Implementación del Algoritmo de Reconstrucción de Mediana Ponderada Regresiva en la tarjeta de desarrollo Texas TMS320F28335.

Robert A. Salas, José L. Paredes, Emiro Ibarra.

**Resumen**—La teoría de Muestreo Comprimido (MC) esta tomando importancia en el área de procesamiento digital de señales, imágenes y video dado que simplifica el proceso de adquisición, demandando menos recursos en la etapa de conversión Analógico a Digital, lo que implica un menor costo y un menor gasto de energía en la etapa de adquisición. Sin embargo, esta simplicidad en la etapa de adquisición se alcanza a un costo elevado en la etapa de reconstrucción. En el presente trabajo se implementa a nivel de tarjeta de desarrollo una de las técnicas de reconstrucción de señales poco densa a partir de un conjunto reducido de proyecciones aleatorias. Específicamente, se implementa el algoritmo de reconstrucción basado en Mediana Ponderada Regresiva (WMR, *Weighted Median Regresión*) en el Procesador Digital de Señales (DSP, *Digital Signal Processor*) Texas TMS320F28335.

**Palabras clave**— Muestreo Comprimido, Reconstrucción, Mediana Ponderada Regresiva, Procesador Digital de Señales.

## I. INTRODUCCIÓN

El procesamiento digital de señales ha sido tradicionalmente dominado por la teoría de Shannon-Nyquist, que dice que la frecuencia de muestreo de una señal analógica debe ser como mínimo dos veces la frecuencia más alta contenida en la señal. Esto, a nivel práctico para ciertas aplicaciones demanda convertidores analógicos digitales (ADC, *Analogue to Digital Converter*) de alta velocidad de conversión; así como altos recursos de almacenaje y ancho de banda para su transmisión. Sin embargo, recientemente la teoría del Muestreo Comprimido (MC) se presenta como un nuevo paradigma que ha revolucionado estas áreas de investigación, ya que unifica el proceso de muestreo de la señal y la compresión de sus datos, reduciendo considerablemente la velocidad de muestreo y adquisición.

MC establece que una señal que sea poco densa (*sparse*) en algún dominio, puede recuperarse con alta probabilidad,

Artículo enviado el 28 de Febrero de 2012.

Los Autores están con la Universidad de Los Andes, Sector La Hechicera, Facultad de Ingeniería, Escuela de Ingeniería Eléctrica, Mérida, Estado Mérida, Venezuela, Tlf. +58-274-2402907 / 2824, Fax: +58-274-2402890, E-mail: roberts@ula.ve, paredesj@ula.ve, emiroji@gmail.com.

partiendo solo de unas pocas muestras obtenidas como resultado de proyectar la señal original sobre una base aleatoria [1,2]. Para ello se requiere el uso de algoritmos robustos que puedan resolver el problema de reconstrucción de la señal. Recientemente se han reportado distintos algoritmos de reconstrucción de los que se pueden resaltar *Matching Pursuit* [3], *Orthogonal Matching Pursuit* [4], *Regularized Orthogonal Matching Pursuit* [5], *Compressive Sampling Matching Pursuit* [6] y el basado en la Mediana Ponderada Regresiva [7]. Cada uno de estos algoritmos presenta distintos enfoques, tomados de las teorías de optimización que permiten resolver el problema inverso asociado a la teoría MC, lo cual produce un alto costo computacional. Por lo tanto, surge la necesidad de realizar pruebas de implementación en hardware de algoritmos de reconstrucción de señales [8], que permitan simplificar la programación de los mismos e implementarlos con el objetivo de reducir los tiempos de conversión y los costos de adquisición de las señales. En el presente trabajo, se implementó el algoritmo de reconstrucción basado en WMR [7] en el DSP TMS320F28335 de Texas Instruments.

Se inicia el artículo con una breve descripción de la teoría básica de Muestreo Comprimido, y las propiedades que deben cumplir las señales para ser comprimidas y reconstruidas, posteriormente se abarca el problema de reconstrucción de señales utilizando el algoritmo WMR [7] donde la señal es recuperada utilizando dos etapas de operación matemática. La primera, implementada con el operador de mediana ponderada, encargado de estimar la magnitud de los átomos del diccionario que generan una mayor contribución a la formación de la señal original y la segunda con un operador de umbralización cuya función es la de dar mayor robustez en la selección de los elementos distintos de cero de la señal poco densa [7]. Luego, se describe la implementación del WMR en el DSP de la Texas Instruments, el TMS320F28335, para lo cual fue necesario utilizar una tarjeta de desarrollo XDS100USB *emulator*, que permite la programación del DSP por medio del lenguaje C/C++ usando la herramienta de programación (CCS, *Code Composer Studio*) [9]. Se estudió el número de iteraciones necesarias para alcanzar la reconstrucción de la señal con un error relativo adecuado y se ajustó el parámetro de regularización del algoritmo WMR en función de la implementación en el DSP. Por último, se compara el desempeño tomando como criterio el tiempo de

reconstrucción del WMR simulado en el computador y del WMR implementado en el DSP.

II. TEORÍA DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES BASADA EN MC.

A. Muestreo Comprimido (MC)

La técnica del MC reduce considerablemente el número de muestras necesarias para la representación de una señal, disminuyendo a la vez la frecuencia a la cual se muestrea la misma. La teoría del MC establece que una señal poco densa,  $\mathbf{x}$ , puede ser reconstruida con alta probabilidad a partir de un conjunto de muestras provenientes de proyecciones aleatorias, siempre y cuando la señal cumpla con la condición de poca densidad en algún dominio  $\Psi$  denominado diccionario. Adicionalmente se debe cumplir que el diccionario  $\Psi$  sea incoherente con la matriz de medición  $\Phi$  [10].

En este método, el número de muestras necesarias para representar la señal de interés es mucho menor al de la señal original, lo que implica:

- Menor frecuencia de muestreo
- Menor cantidad de datos
- Menor uso de recursos de almacenamiento
- Menores requerimientos de velocidad de los convertidores analógico-digitales
- Menor uso de ancho de banda para la transmisión de los datos [10].

A.1 Señales poco densas y señales compresibles

Sea  $\mathbf{x}$  una señal real, finita y de tiempo discreto, que podemos expresar como vector columna de dimensión  $N \times 1$  en  $R^N$ , con elementos  $x[n]$ , con  $n=1,2,\dots,N$ . Cualquier señal en  $R^N$  puede ser representada en términos de una base de  $N$  vectores  $\{\Psi_i\}_{i=1}^N$ , (asumiendo que la base es ortonormal). Usando la matriz  $N \times N$   $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$ , con los vectores  $\Psi_i$  como columnas, la señal  $\mathbf{x}$  puede expresarse como:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N s_i \Psi_i = \Psi \mathbf{s} \tag{1}$$

Con

$$s_i = \langle \mathbf{x}, \Psi_i \rangle = \Psi_i^T \mathbf{x} \tag{2}$$

Dónde T denota el operador traspuesta y i denota el producto punto,  $\mathbf{x}$  y  $\mathbf{s}$  son representaciones equivalentes de la señal, con  $\mathbf{x}$  en el dominio del tiempo o del espacio y  $\mathbf{s}$  en el dominio expandido por  $\Psi$ .

La señal  $\mathbf{x}$  se dice que es *K-sparse* si ésta puede expresarse como combinación lineal de sólo K vectores base, es decir, sólo K de los  $s_i$  coeficientes son distintos de cero y (N-K) coeficientes son cero. El caso de interés es cuando la señal cumple  $K \ll N$ , la señal  $\mathbf{x}$  es compresible si la representación

(1) tiene un pequeño número de componentes significativamente distintos de cero siendo las demás componentes aproximadamente cero [10]. La propiedad necesaria para que una señal sea compresible se define a continuación:

A.1.1 Propiedad de escasez

Una señal  $\mathbf{x}$  es *K-sparse* en algún dominio  $\Psi \in R^{N \times N}$ , cuando puede ser aproximada por una combinación lineal de K átomos que provienen del diccionario, dónde los átomos son los vectores columna que conforman  $\Psi$  [10].

Para ser más precisos, considere a una base representada como  $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$ , donde cada componente de  $\Psi$  es un vector columna ( $\Psi_i \in R^N$ ) entonces se podrá escribir a  $\mathbf{x}$  cómo:

$$\mathbf{x} \approx \sum_{i=1}^k s_i \Psi_i = \Psi \mathbf{s} \tag{3}$$

Donde  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$  es un vector con K componentes distintas de cero, donde  $s_i$ , representa la contribución del átomo  $\Psi_i$ , a la definición de la señal  $\mathbf{x}$  [10].

A.2 Diccionarios

Un diccionario es un conjunto de funciones básicas mediante el cual se pueden representar señales como una combinación lineal de varias funciones de ese conjunto. A cada elemento del diccionario se le denomina átomo del diccionario. Ejemplos prácticos de diccionarios se tienen bases canónicas, bases de Fourier, bases de la transformada discreta del coseno, bases wavelet o simplemente funciones que provienen de una función generatriz parametrizada [10].

B. Proceso de Medición de la señal

Sea  $\mathbf{x} \in R^N$  una señal que es *k-sparse*, en algún dominio o diccionario  $\square$  Esta puede ser reconstruida, con alta probabilidad, usando sólo un conjunto reducido de proyecciones de la señal original sobre una base aleatoria  $\Xi \in R^{M \times N}$  formada por una colección de vectores  $\{\phi_j\}_{j=1}^M$ ,  $\phi_1 \in R^N$ , siempre y cuando la matriz de proyecciones  $\square$  sea incoherente con el diccionario  $\square$  [10]. Es decir,

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{s} = \mathbf{V} \mathbf{s} \tag{4}$$

Donde  $\mathbf{V} = \Phi \Psi$  es una matriz  $M \times N$  denominado diccionario holográfico.

Entendiéndose por incoherencia entre dos matrices  $\Phi$  y  $\Psi$  que ningún vector-fila de la matriz  $\Phi$  puede ser obtenido mediante una combinación lineal de algunos pocos vectores columna de la matriz  $\Psi$  y viceversa [9]. Las matrices aleatorias son altamente incoherentes con respecto a cualquier base fija  $\Psi$ . Matrices con componentes tomados de distribuciones Gaussianas o Bernouilli  $\pm 1$ , presentan una baja coherencia con respecto a cualquier base  $\Psi$  [10].

El proceso de medición consiste en proyectar la señal original sobre una matriz o base  $\Phi$  cuyos elementos son generados de forma aleatoria. Por lo tanto, el problema se reduce a diseñar una matriz  $\Phi$  de forma que  $y = \Phi x$ , si  $\Phi$  es una matriz de dimensión  $M \times N$ , y sería entonces un vector de dimensión  $M \times 1$ , donde  $M$  es mucho menor que  $N$ . Esta matriz debe garantizar que la información más relevante de una señal *K-sparse* sea contenida en el proceso de reducción de dimensión de  $x \in R^N$  a  $y \in R^M$  [1].

**B.1 Reconstrucción de la señal**

La teoría de MC establece que para la reconstrucción de la señal original se debe encontrar el conjunto de átomos del diccionario holográfico, que resulta de la proyección del diccionario  $\Psi$  sobre la matriz de medición  $\Phi$  esto es  $V = \Phi\Psi = [V_1, V_2, \dots, V_N]$  que conforman el vector de medición. Así, el objetivo es que a partir de las mediciones  $y$ , se deben encontrar los  $K$  átomos  $V_i$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$  tal que  $y = [V_{\varepsilon_1}, V_{\varepsilon_2}, \dots, V_{\varepsilon_N}]s$ . Esto se puede lograr al resolver el siguiente problema de optimización:

$$\min \|s\|_0 \text{ sujeto a } y = Vs \tag{5}$$

Donde  $\|\cdot\|_0$  representa la norma  $l_0$  definida como el número de componentes diferentes de cero que existen en un vector y  $V \in R^{M \times N}$  representa el diccionario holográfico. Resolver este problema de optimización es complejo, ya que no se puede garantizar que la solución al problema sea única. Por lo tanto, el costo de realizar esta búsqueda exhaustiva crece exponencialmente a medida que  $N$  crece. Debido a la dificultad de resolver este problema surge la necesidad de buscar algún tipo de aproximación, que sea lo bastante parecida a la solución del problema anteriormente planteado [10].

**III. ALGORITMO DE RECONSTRUCCIÓN DE LA MEDIANA PONDERADA REGRESIVA (WMR).**

WMR es un algoritmo de reconstrucción basada en el operador de la mediana ponderada (WM, *Weighted Median*) [7]. Su enfoque aborda el problema de reconstrucción, mediante la resolución de un problema de minimización de desviación absoluta regularizado con la norma  $l_0$  utilizando un parámetro de regularización ajustable. El WMR se fundamenta en dos etapas: la primera basada en el operador de mediana ponderada, que realiza una estimación de cada componente de la señal poco densa utilizando como datos de entrada versiones desplazadas y escaladas de las muestras medidas, con ponderaciones tomadas de las entradas de la matriz de medida. El valor resultante estimado pasa entonces a una segunda etapa, que identifica si la entrada correspondiente es relevante o no. Esta etapa se realiza mediante un operador umbralizador rígido cuyo parámetro (valor umbral) es apropiadamente ajustado en la medida que el algoritmo

avanza. Ambas etapas de operación agregan robustez al proceso de estimación de la señal y al mismo tiempo aseguran la poca densidad en la solución [7]. A continuación se muestra el algoritmo basado en la Mediana Ponderada Regresiva.

**ALGORITMO DE RECONSTRUCCIÓN BASADO EN LA MEDIANA PONDERADA REGRESIVA**

<b>Entrada</b>	Vector de Medida $y$ Diccionario Holográfico $V$ Número de iteraciones $K_0$ , vector residuo $r$ y energía residual $\varepsilon$
<b>Inicialización</b>	$\hat{S} = [0, 0, \dots, 0]^T$ , $Th = Thi = \ A^T Y\ _\infty$
<b>Paso A</b>	Para $n$ -ésima entrada de $\hat{S}$ , $n=0, 1, 2, \dots, N$ , se calcula:
	$\hat{S}_n = \text{MEDIANA} \left[ \left  V_{in} \left[ \frac{Y_i - \sum_{j=1, j \neq n}^N V_{ij} \hat{S}_j^{(k)}}{V_{in}} \right] \right _{i=1}^M \right]$
	$\hat{S}_n^{(k)} = \begin{cases} \hat{S}_n & \text{si } \ r_n\  - \ r_n - V_n \hat{S}_n\ _{l_1} > Th \\ 0 & \text{para otros casos} \end{cases}$
<b>Paso B</b>	Se actualiza el parámetro de umbralización y el vector de estimación $s$
	$Th = Th_i \beta^k$ $\hat{S}^{(k+1)} = \hat{S}^{(k)}$
<b>Paso C</b>	Se verifica los criterios de finalización
	$\text{Si } \frac{\ Y - V \hat{S}^{(k)}\ _2^2}{\ Y\ _2^2} > \varepsilon \quad \text{y} \quad k \leq K_0$
	Luego $k = k + 1$ e ir al paso A, de lo contrario finalizar
<b>Salida</b>	La señal recuperada $x = \Psi \hat{S}^{(k+1)}$

**A. Cálculo de la Mediana Ponderada.**

Para el cálculo de la mediana ponderada se implementó el algoritmo planteado en [11]. Ver Apéndice A.

**B. Parámetro de regularización.**

Para implementar el algoritmo de reconstrucción WMR el cual reconstruye la señal de forma iterativa, es necesario determinar el parámetro de regularización ( $Th$ ) [7]. Este paso ha demostrado ser fundamental en la solución de problemas de regularización de regresión lineal, ya que establece la poca densidad de la solución. El parámetro de regularización  $Th$  es un parámetro cuyo valor cambia conforme el algoritmo iterativo progresa  $Th = Th_i \beta^k$ , donde  $0 < \beta < 1$  y  $Th_i = \|A^T Y\|_\infty$ . Es decir, se inicializa con un valor elevado de  $Th$  lo que permite que en las primeras iteraciones se puedan identificar los valores de la señal poca densa más significativos; y luego a medida que el algoritmo avanza, dicho parámetro de umbralización se va haciendo cada vez menor permitiendo identificar a los componentes del vector

con menor amplitud, hasta que logre alcanzar los criterios de finalización y genere la señal deseada.

En la Fig 1, se muestra cómo influye el valor de  $\beta$ , en el desempeño del algoritmo. Se grafica el error medio cuadrático normalizado (NMSE en dB) en función  $\beta$ . Se utilizó un número de componentes ( $N$ ) igual a 80, número de muestras ( $M$ ) igual a 30 y número de muestras no cero o esparcida ( $K$ ) igual a 3 y matriz de proyección Bernouilli.

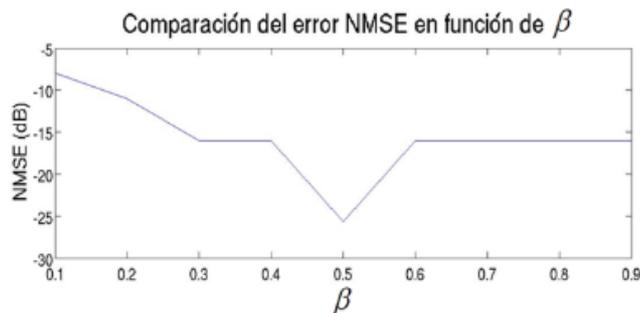


FIG. 1. Error Medio Cuadrático Normalizado (NMSE) en en función de  $\beta$ .

En la Fig. 1 se observa, que el valor más adecuado de  $\beta$  que introduce menor error en la reconstrucción de la señal utilizando WMR es aproximadamente igual a 0.5, este valor se debe a la magnitud de la esparcida utilizado en la aplicación. En [7] los valores  $\beta$  que producen menor error oscilan entre 0.75 y 0.95, pero estas pruebas se hicieron bajo otras condiciones de  $N, M, K$  y considerando una señal contaminada con ruido. Por tanto, en la implementación en el DSP se utilizará el valor de  $\beta=0.5$ .

#### IV. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE RECONSTRUCCIÓN WMR EN EL DSP TEXAS TMS320F28335.

##### A. DSP Texas TMS320F28335

El DSP es un dispositivo electrónico que permite la programación de un microprocesador avanzado, que unido a una serie de dispositivos periféricos como convertidores analógicos a digitales, permiten captar señales provenientes de cualquier fuente, para luego ser procesadas en función del objetivo que se desee lograr. En el caso en estudio, se simuló en el DSP una señal poco densa en un diccionario canónico (diccionario cuya matriz  $\Psi$  es la matriz identidad), usándose así una señal poco densa en el dominio del tiempo. En la programación del algoritmo WMR en el DSP, se utilizó la tarjeta de desarrollo de la Texas la XDS100USB *emulator*, la cual permite la manipulación de diferentes DSP Texas, que se acoplan a ella a través de un puerto DIMM-100. El TMS320F28335 [12] contiene 63 puertos de entrada y salida, convertidor ADC con 16 canales de entrada de 12 bits de resolución que pueden trabajar con un tiempo de conversión de 80 ns, dicha tarjeta se configura y programa por medio de un puerto USB que comunica el Software de Desarrollo *Code Composer Studio* (CCS)[9].

Para verificar el funcionamiento de la implementación se utilizó el computador y para la medición de tiempo de cómputo se usó un osciloscopio digital marca Tektronix modelo TDS2012B. En la Fig. 2, se observa la tarjeta de

desarrollo conectada a través del puerto USB del PC y el osciloscopio utilizado para la medición de tiempo de cómputo.

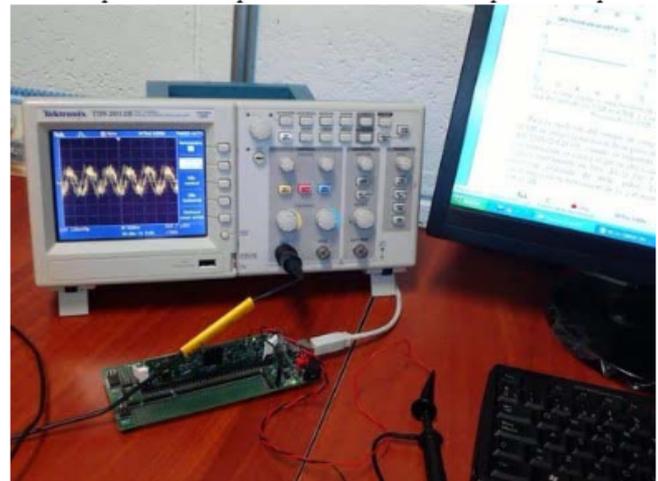


FIG. 2. TARJETA DE DESARROLLO DE LA TEXAS XDS100USB CONECTADA AL PC Y AL OSCILOSCOPIO UTILIZADO PARA LA MEDICIÓN DE TIEMPO DE CÓMPUTO.

##### B. Implementación del WMR en el DSP Texas TMS320F28335.

Para la implementación del algoritmo de reconstrucción basado en WMR en el DSP Texas TMS320F28335, primero se estudió la estructura y las funciones básicas del DSP [12], se instaló y configuró la herramienta de programación CCS [9] y se realizó un estudio previo del ambiente de programación en lenguaje C/C++, para la verificación del correcto funcionamiento de los algoritmos introducidos en el DSP, paralelamente se programó en Matlab el código simplificado del algoritmo de reconstrucción implementado en el DSP, con el objetivo de validar la implementación realizada. En la implementación en hardware se realizaron dos simplificaciones principales al algoritmo WMR [13], a) el criterio de parada y b) la matriz de proyección utilizada. El criterio de parada propuesto en WMR es que se cumplan el número de iteraciones o que se cumpla la condición de la energía residual normalizada, en la implementación propuesta se utilizó sólo el número de iteraciones. Cabe mencionar que esto no garantiza la exactitud en el proceso de reconstrucción. La gráfica mostrada en la Fig. 3 registra el número de iteraciones ( $K_0$ ) mínimo que produce el error deseado, por tanto, en la implementación se utilizó  $K_0$  igual a 25, en las simulaciones de la reconstrucción se utilizó  $N$  igual a 80,  $M$  igual a 30 y  $K$  igual a 3. En referencia a la matriz de proyección, en el algoritmo propuesto en [7] se utiliza en principio la matriz de proyección Gaussiana, sin embargo en la implementación se utilizó un generador de números pseudo aleatorio con distribución de Bernouilli, ya que es más fácil de programar a nivel de hardware y requiere menor costo computacional. Esta matriz de proyección es generada y guardada en la memoria del DSP para luego ser utilizada en el proceso de reconstrucción, esto produjo como consecuencia un gran consumo de la memoria RAM interna del DSP y por ende la matriz máxima de medición implementada es de  $80 \times 30$ .

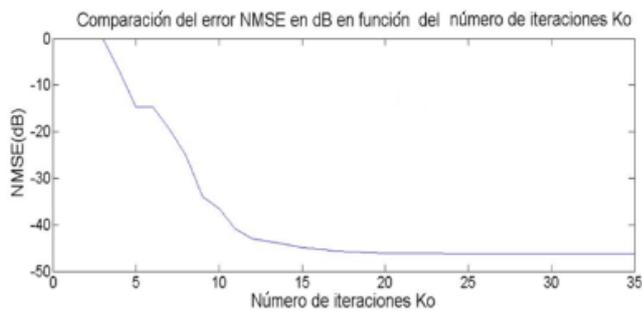


FIG 3. COMPARACIÓN DEL ERROR NMSE EN (DB) EN FUNCIÓN DEL NÚMERO DE ITERACIONES (KO).

C. Ejemplo de reconstrucción de una señal poco densa, utilizando el algoritmo WMR programado en Matlab y en el DSP TMS320F28335.

Para la verificación del correcto funcionamiento del algoritmo WMR programado en el DSP y en Matlab, se utilizaron las mismas condiciones de la señal y de la matriz de medición anterior, con la finalidad de hacer la reconstrucción bajo las mismas condiciones. Por medio de Matlab y el CCS se verificó que las señales reconstruidas fueran aproximadas a las señales originales. En la Fig. 4. Se muestra la señal original, y la implementación de los algoritmos de reconstrucción. Se observa que la señal es totalmente reconstruida por el algoritmo a nivel de Hardware (DSP) y Software (Matlab).

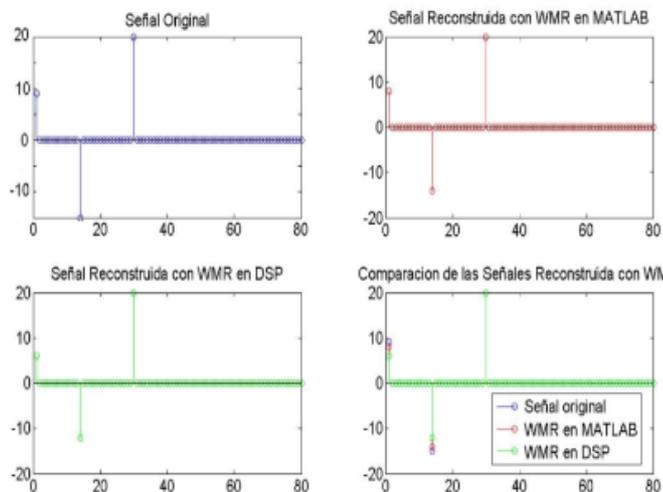


FIG 4. A) SEÑAL ORIGINAL, B) SEÑAL RECONSTRUIDA CON WMR EN MATLAB, C) SEÑAL RECONSTRUIDA CON WMR EN EL DSP, D) COMPARACIÓN DE LAS SEÑALES RECONSTRUIDA CON WMR

Para la medición del tiempo de cómputo del algoritmo WMR se utilizó la medición de un pulso en uno de los pines del TMS320F28335, cuando se comienza el algoritmo de reconstrucción se coloca el pin en alto y cuando finaliza se coloca nuevamente en bajo. En la Fig. 5 se muestra la medición realizada de dicho pulso. El tiempo de reconstrucción en este caso es de 1s, y el error NMSE es de -15.93 dB.



FIG 5. PULSO PARA MEDICIÓN DE TIEMPO DE RECONSTRUCCIÓN DEL ALGORITMO WMR EN EL DSP

En la Tabla I se representa el desempeño en tiempo y el error de la implementación del WMR en el DSP y en el PC. Se realizó las simulaciones bajo el mismo número de iteraciones del algoritmo y las mismas condiciones de N, M y K, se utilizó una computadora con un Procesador Intel(R) Core(TM) i3 CPU 3.07 GHz, con 3.17 GB de memoria RAM y sistema operativo Windows XP. El DSP TMS320F28335 posee un procesador de 150 MHz y 64 kB de memoria RAM [14].

TABLA I  
TIEMPO DE RECONSTRUCCIÓN DEL WMR Y ERROR NMSE EN DB

N	M	NMSE dB		Tiempo de reconstrucción (ms)	
		PC	DSP	DSP	PC
80	30	-25.47	-15.93	1000	107
70	35	-15.93	-15.93	1100	100
64	32	-15.93	-15.93	800	92
60	25	-15.93	-15.93	520	75
50	20	-15.93	-8.94	400	71
40	20	-15.93	-8.94	320	57
35	15	-8.94	-13.17	200	46

En la Tabla I, se observa que el desempeño con respecto al tiempo de ejecución de la implementación del WMR en el DSP, es en promedio 7 veces mayor a la simulación en el PC, esto se debe a las características de hardware del computador utilizado. Por otro lado, en la simulación con el PC la relación del número de componentes (N) con respecto al tiempo de reconstrucción varía entre 1.31 y 1.42, mientras que en el DSP varía entre 5.71 y 15.71. También puede apreciarse que en ambas implementaciones del WMR, a medida que aumenta N aumenta el tiempo de reconstrucción del algoritmo.

V. CONCLUSIONES

La implementación de la teoría MC en hardware [8], genera ciertas ventajas en el procesamiento de las señales, pues al incluir la compresión de los datos en el proceso de adquisición permite muestrear una señal a una frecuencia relativamente