

Reducción de ruido en sismogramas, basado en contextos, usando los coeficientes wavelets vecinos

Yanet Cesaire-Velázquez ^(1*), Rafael Arturo Trujillo-Codorniú ⁽²⁾ y
Eduardo R. Diez-Zaldívar ^(3*)

⁽¹⁾ *Desoft, Calle 9, S/N, %A y B, Reparto Fomento, Santiago de Cuba, CUBA. Email: yanet.cesaire@scu.desoft.cu*

^(2*) *Facultad de Ing. Eléctrica, Universidad de Oriente, Ave. Patricio Lumumba s/n Altos de Quintero, Santiago de Cuba, CUBA. CP.:90500, Email: rtrujillo@edistancia.uo.edu.cu*

^(3*) *Centro Nacional de Investigación Sismológicas. Email: diez@cenais.cu*

Recibido: enero 2016	Aceptado: julio 2017
----------------------	----------------------

Resumen

El presente trabajo presenta un nuevo método espacial adaptativo basado en las wavelets para la reducción de ruido presente en los registros sísmicos (sismogramas), el cual denominaremos NeighContext. El algoritmo que se propone supera a otros reportados anteriormente. El mismo usa información de los coeficientes vecinos y el modelado de contextos. Los contextos son usados para estimar los parámetros estadísticos de cada coeficiente que será umbralizado, permitiendo así adaptar la estrategia a seguir para establecer los umbrales correspondientes. Se presentan, además, los resultados experimentales derivados de la aplicación del algoritmo que demuestran que este método no solo supera, para señales sísmicas, al método NeighShrink, sino también a otros recientes esquemas de reducción de ruido.

Palabras clave: sismogramas, reducción de ruido, umbral, wavelets, modelado

Context based sismogram denoising using neighbouring wavelet coefficients

Abstract

The present work presents a new adaptive spatial method based on wavelets for the reduction of noise present in seismic records (seismograms), which we will call NeighContext. The proposed algorithm outperforms other previously reported algorithms. It uses information from the neighboring coefficients and the modeling of contexts. The contexts are used to estimate the statistical parameters of each coefficient that will be thresholded, thus allowing adapting the strategy to be followed to establish the corresponding thresholds. In addition, the experimental results derived from the application of the algorithm show that this method not only exceeds, for seismic signals, the NeighShrink method, but also other recent noise reduction schemes.

Keywords: seismograms, noise reduction, threshold, wavelet, modeling

1. Introducción

Los registros sísmicos o sismogramas constituyen el resultado final del proceso de adquisición, digitalización, análisis y registro de la señal detectada por un sismómetro u acelerómetro, que corresponde a un terremoto, ocasionado por los movimientos de las placas terrestres u otros fenómenos asociados a la dinámica del planeta como el vulcanismo, etc.

Estos registros proporcionan los datos fundamentales que le permiten a los especialistas en sismología extraer información acerca de este fenómeno y, en consecuencia, determinar sus características energético-temporales y espaciales, además de realizar estimados reales de peligrosidad sísmica, con el objetivo de proporcionar información confiable a las autoridades correspondientes para contribuir a la mitigación de los daños causados por los terremotos.

Al producirse un terremoto se generan, a partir del foco o hipocentro, diferentes ondas que se mueven a través de las capas de la Tierra e interactúan con esta, refractándose y reflejándose, hasta llegar a la estación sismológica, donde son afectadas de igual manera por el sensor que las registra. Durante todo este recorrido las ondas, si bien incorporan información sobre el medio a través del cual se propagan, también resultan afectadas por diferentes fuentes de ruido cultural, antrópico y natural. A su vez el sensor (sismómetro u acelerómetro), introduce sus propias perturbaciones en la señal que registra, debido entre otras causas, al ruido browniano, ruido electrónico, mala sujeción a la base del pedestal de registro y deficientes aislamientos electromagnético, electrostático y térmico.

Todo esto provoca que la señal resultante de este proceso sea, en general, compleja desde el punto de vista de frecuencia y amplitud, donde se destacan algunas fases y ondas fundamentales, que sirven de punto de partida para aplicar las metodologías de análisis de los terremotos. Los sismogramas resultantes terminan siendo afectados por el ruido hasta un punto tal, que en ocasiones, este puede enmascarar la señal útil, especialmente en redes sísmicas destinadas al monitoreo de la actividad sísmica de base, donde se pretende registrar terremotos pequeños.

En este sentido, la experiencia adquirida con el paso de los años ha demostrado, que antes de realizar un análisis detallado de un sismograma, es necesario primero, eliminar el ruido que lo corrompe, con el objetivo de extraer la señal que en ocasiones subyace dentro de él. Por tanto la reducción de ruido en los datos sísmicos constituye un tópico importante de investigación en la comunidad del procesamiento de datos sísmicos, siendo su objetivo fundamental la eliminación de las componentes del ruido conservando, al mismo tiempo tanto como sea posible, las principales características importantes de las señales sísmicas.

Con este objetivo, tradicionalmente se han utilizado y se utilizan aún filtros lineales diseñados y sintonizados para frecuencias específicas. Estos tipos de filtros son parcialmente efectivos para determinados propósitos, pero ninguno se acerca, por sus características, al filtro ideal y pueden afectar significativamente a la señal considerada útil. Entre estos el que más sobresale es el filtro de Wiener.

Posteriormente han surgido otros conjuntos de algoritmos para remover el ruido en los sismogramas basados en la transformada de Fourier (TF): filtro lineal paso-bajo, paso-alto, paso-banda y filtro supresor de banda. Todos estos métodos basados en el filtrado lineal tienen poca capacidad para analizar señales no estacionarias en el tiempo (Pazos, 2002).

En el trabajo publicado por Jean Morlet y Alex Grossman (Morlet, et al., 1984), se sientan las bases que condujeron al desarrollo de la transformada wavelet (TW) o transformada de ondícula, herramienta muy útil en diversas esferas y especialmente en el procesamiento digital de señales. En este trabajo se presenta una alternativa al clásico “Análisis de Fourier por ventana o localizado”. El término transformada wavelet es el más empleado en las comunidades científicas de procesamiento digital de señales e imágenes.

En el trabajo de Pazos (Pazos, 2002) se propone un algoritmo para reducir ruido en los sismogramas nombrado Estructura Coherente por Nivel, el cual mejora al método Estructura Coherente propuesto por Mallat (Morlet, et al., 1984). Mallat establece que cuando no se tiene ningún conocimiento a priori sobre las características del ruido, la estimación de la señal es mejor efectuarla extrayendo las estructuras coherentes que tienen una alta correlación con los vectores de la base wavelet. En el método de Pazos la extracción de las estructuras coherentes se hace independientemente en cada escala de descomposición wavelet y no sobre la totalidad de los coeficientes como lo hace el de “Estructura Coherente”.

En la tesis doctoral de Geogios HLoupis (HLoupis, 2008) se aplica la TW para eliminar el ruido en las señales sísmicas y se demuestra que esa ofrece mejores resultados que los comúnmente usados, filtros de paso de banda lineal. En ese trabajo se introducen métodos que mejoran significativamente el algoritmo de Pazos. Además, sobre el análisis de 1250 eventos sísmicos HLoupis establece que la reducción de ruido basada en wavelets no provoca retardos significativos en el arribo de la onda P lo cual es muy importante para la validez de los resultados proporcionados por

la red sísmológica. Sin embargo, en esta tesis no se analizan los algoritmos más recientes de reducción de ruido basados en la selección adaptativa del umbral.

En el dominio de la TW la reducción del ruido se realiza reduciendo las magnitudes de los coeficientes de las wavelets que contienen ruido. Un esquema clásico para realizar esta idea es la umbralización que consiste en comparar el coeficiente con un umbral dado. Si la magnitud del coeficiente es menor que el umbral el mismo se hace cero, en caso contrario el coeficiente se considera significativo y se modifica en dependencia de la regla de umbralización. De esta forma, el umbral distingue los coeficientes insignificantes posiblemente originados por el ruido, de aquellos coeficientes mejor significados que son generados por las estructuras importantes de la señal.

En los métodos originales de reducción de ruido (por ejemplo, VisuShrink y RiskShrink (Donoho, et al., 1994)) los coeficientes wavelets eran umbralizados término a término en base a su magnitud individual. Investigaciones recientes han mostrado que se obtienen mejores resultados si se considera la correlación que tienen los coeficientes dentro de una misma escala o banda de descomposición o entre coeficientes de diferentes bandas. Experimentalmente se ha demostrado, por ejemplo, que los coeficientes vecinos de un coeficiente de wavelet significativo son, con relativa alta probabilidad, significativos también. Cai y Silverman (Cai, et al., 2001) propusieron dos esquemas diferentes de umbralización, que intentan considerar esta correlación espacial, llamados NeighBlock y NeighCoeff. En (Chen, et al., 2005) aplicaron NeighCoeff a la reducción de ruido en imágenes y lo renombraron como NeighShrink. Esquemas ligeramente mejorados de este método se proponen en (Biswas, et al., 2016). El método NeighShrink toma en cuenta la magnitud del coeficiente y de sus inmediatos vecinos para determinar si el mismo es significativo o no. Los resultados experimentales demostraron que NeighShrink ofrece mejores resultados que el filtrado de Wiener y que los otros métodos clásicos de umbralización wavelet: VisuShrink y SUREShrink (Donoho, et al., 1994). NeighShrink ha sido aplicado, además, a ruidos no aditivos (ver (Vanithamani, et al., 2014)).

Sendur y Selesnick (Sender, et al., 2002) introducen una regla de umbralización bivariada (denominada en lo adelante BiShrink) que toma en cuenta las magnitudes del coeficiente y del coeficiente padre (o sea el coeficiente que está en la misma posición espacial pero en la siguiente banda de descomposición).

Estos métodos pueden ser mejorados determinando algunos parámetros de los mismos, para cada sub-banda, de manera independiente, de forma tal que se minimice el estimado insesgado del riesgo de Stein (SURE), (ver (Luisier, 2010) y (Lihong, et al., 2014)). Por ejemplo, en (Dengwen, et al., 2008) y (Sabahaldin, et al., 2012) se realiza mejora al método NeighShrink determinando el umbral óptimo y la cantidad de vecinos a considerar para cada sub-banda de manera independiente en base al estimador insesgado del riesgo de Stein (SURE). Debido a la naturaleza del estimador de Stein el método ofrece mejoras cuando el número de coeficientes significativos es “grande” como ocurre, por ejemplo en imágenes, sin embargo su eficiencia, para señales unidimensionales, es mucho menor.

En todos los esquemas de umbralización mencionados anteriormente los coeficientes wavelets de detalles que son “significativos” se reducen en su magnitud. En (Yang, et al., 2012) y (Yang, et al., 2014) se propone un esquema tipo NeighShrink (que llamaremos NeighPreserve), en el que la magnitud de los coeficientes, que contienen información de la señal, es preservada. Para la toma de la decisión de hacer cero o preservar el coeficiente se usan la magnitud del mismo y las de sus inmediatos vecinos.

Para reducir ruido en sismogramas, en este trabajo se propone un algoritmo que está fundamentado en el uso de los contextos (Chang, et al., 2000). Los contextos son empleados para caracterizar el nivel de actividad de cada coeficiente de wavelet a umbralizar; se asume que cada coeficiente de wavelet es modelado como una variable aleatoria que sigue una distribución de Gauss generalizada (DGG). Para establecer la “semejanza” entre dos coeficientes de wavelets se emplea la función de contextos, donde los coeficientes de wavelets que son semejantes se asumen que tienen parámetros similares. Si los valores de la función de contextos son cercanos se asumen que los coeficientes de wavelets tienen distribuciones similares.

Chang et al (Chang, et al., 2000) proponen un método espacialmente adaptativo donde emplea los contextos en la compresión de imágenes, para adaptar las características del compresor a las particularidades cambiantes de cada parte de la imagen.

Por otra parte, Cho y Bui (Cho, et al., 2005) proponen una regla general de estimación en el dominio wavelet, basada en la teoría de la estadística multivariada. Esto permite deducir reglas de umbralización que tengan en cuenta los coeficientes a umbralizar y a un conjunto de coeficientes cuyas magnitudes están estadísticamente correlacionadas con estos, utilizando, para ello, la distribución generalizada multivariada de Gauss. El principal problema se presenta, una vez seleccionado el modelo, en estimar los parámetros de la distribución.

En el presente trabajo se propone un esquema novedoso, basado en la umbralización wavelet espacialmente adaptativa, para la reducción de ruido en los sismogramas. Este nuevo esquema combina elementos de métodos anteriores, específicamente del esquema de Choi y Bui (Cho, et al., 2005), incorpora información de los coeficientes vecinos y emplea los contextos (Chang, et al., 2000). Esto permite estimar los parámetros necesarios para la regla de umbralización. Los resultados experimentales muestran que la capacidad de eliminación de ruido en sismogramas del esquema NeighContext supera a los algoritmos reportados previamente para la reducción de ruido en sismogramas.

2. Materiales y métodos

2.1 Transformada Wavelet

La Transformada Wavelet, más conocida por su nombre en inglés, Discrete Wavelet Transform (DWT), es una herramienta matemática de relativo reciente desarrollo que permite descomponer una señal no sólo en componentes frecuenciales sino también en componentes espaciales. La DWT, aplicada sobre un arreglo de datos típico, lo convierte en un arreglo en el cual la energía se concentra en solo unos pocos coeficientes.

Existen múltiples enfoques para la definición de los wavelets. Expondremos el que requiere menos prerrequisitos y que se basa en el esquema “lifting” (Fernandez, et al., 1996), (Sweldens, et al., 1997).

En el caso más simple, el esquema “lifting” consta de tres fases: división (Split), predicción y actualización. La idea básica es la siguiente: Supongamos se comienza con un conjunto de datos al que nos referiremos como $X_0 = \{x_0, x_1, \dots, x_{N-1}\}$. En la primera fase del algoritmo se divide este conjunto en dos subconjuntos X_{-1}^e y X_{-1}^o . Aquí usamos subíndices negativos siguiendo la convención que mientras más pequeños sean los subconjuntos menores serán los subíndices. Nos referiremos a X_{-1}^o como el subconjunto wavelet. No existe ninguna restricción sobre la manera en que se efectúa esta división pero usualmente X_{-1}^e está compuesto por los elementos de X_0 con subíndice par y a X_{-1}^o lo integran los elementos con subíndice impar. En la fase de predicción tratamos de predecir (mediante un operador de predicción P) los elementos de X_{-1}^o a partir de los elementos de X_{-1}^e usando la correlación presente en los datos originales. Luego se reemplaza cada elemento de X_{-1}^o por la diferencia entre su valor y la predicción del mismo. Es decir (simbólicamente):

$$X_{-1}^o := X_{-1}^o - P(X_{-1}^e) \quad (1)$$

En la fase de actualización se trata de que algunas propiedades globales de los datos del conjunto original X_0 se conserven en el conjunto más pequeño X_{-1}^e . Por ejemplo en el caso de imágenes pudiéramos exigir que la imagen más pequeña tenga el mismo brillo que la original. En el caso de señales pudiera exigirse la conservación de un número determinado de momentos.

Para ello se construye el operador U y se actualizan los valores de los elementos de X_{-1}^e de manera que:

$$X_{-1}^e := X_{-1}^e + U(X_{-1}^o) \quad (2)$$

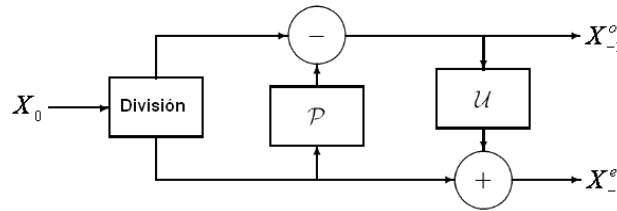


Fig. 1. Fases del esquema "Lifting": división, predicción y actualización

Este esquema puede ser iterado. Para ello basta dividir X_{-1}^e en dos subconjuntos X_{-2}^e y X_{-2}^o y reemplazar X_{-2}^o por la diferencia entre X_{-2}^o y $P(X_{-2}^e)$. Luego de n pasos se obtiene que el conjunto original puede ser reemplazado por su representación wavelet: $\{X_{-n}^e, X_{-n}^o, X_{-n+1}^o, \dots, X_{-1}^o\}$

Si el modelo de predicción empleado es exitoso la energía del vector obtenido se concentra en X_{-n}^e . Los coeficientes wavelets que pertenecen a alguno de los conjuntos: $\{X_{-n}^o, X_{-n+1}^o, \dots, X_{-1}^o\}$ deben ser pequeños.

La transformación inversa se obtiene invirtiendo los pasos dados en la transformada directa. En pseudo código podríamos escribir (asumiendo $X_0 = X_0^e$):

TRANSFORMADA WAVELET WAVELET INVERSA	TRANSFORMADA
<pre> FOR $j = -1, -2, \dots, -n$ { $(X_j^e, X_j^o) = Split(X_{j+1}^e)$; $X_j^o := X_j^o - P(X_j^e)$; $X_j^e := X_j^e + U(X_{j+1}^o)$ } </pre>	<pre> FOR $j = -n, -n+1, \dots, -1$ { $X_j^e := X_j^e - U(X_{j+1}^o)$; $X_j^o := X_j^o + P(X_j^e)$; $X_{j+1}^e = Join(X_j^e, X_j^o)$; } </pre>

2.2. Generalidades

Sea $\{f_i, i = 1, \dots, N\}$, la señal original donde N es alguna potencia de 2. Supongamos que la señal ha sido corrompida por un ruido aditivo y obtenemos la señal:

$$g_i = f_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (3)$$

donde $\{\varepsilon_i\}$ son variables aleatorias independientes entre sí e independientes de $\{f_i\}$ y además idénticamente distribuidas con una distribución normal $N(0, \sigma_n^2)$. El objetivo de cualquier método de reducción de ruido es obtener un estimado $\{\hat{f}_i\}$ de $\{f_i\}$ a partir de la observación de $\{g_i\}$, de manera que minimice el error medio cuadrático (MSE):

$$MSE(\hat{f}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{f}_i - f_i)^2 \quad (4)$$

En el dominio wavelet, si usamos una transformada wavelet ortogonal W , el ruido blanco es transformado a ruido blanco y obtenemos:

$$y_{k,j} = x_{k,j} + \eta_{k,j} \quad (5)$$

donde $y_{k,j}$, $x_{k,j}$ y $\eta_{k,j}$ representan el coeficiente de la wavelet k en el nivel de descomposición j de la señal degradada $\{g_i\}$, de la señal original $\{f_i\}$ y del ruido $\{\varepsilon_i\}$ respectivamente.

Esquema de umbralización NeighShrink

En el método NeighShrink para cada coeficiente wavelet $y_{k,j}$ se considera una vecindad $B_{k,j}$ del mismo. Esta vecindad se toma de manera que contenga el mismo número de coeficientes $y_{k,j}$ a la derecha y a la izquierda del coeficiente a considerar. Esto significa que los tamaños posibles de la vecindad $B_{k,j}$ son 3x3, 5x5, 7x7, etc. Por lo general se usa una vecindad de 3x3 centrada en el coeficiente de wavelet a considerar que es el tamaño de ventana más usado y que ofrece, como regla, mejores resultados. Sea

$$S_{k,j} = \sqrt{\sum_{y_{m,j} \in B_{k,j}} \{y_{m,j}\}^2} \quad (6)$$

El valor de $S_{k,j}$ puede ser visto como un indicador que refleja en qué medida la zona de la señal correspondiente al coeficiente $y_{k,j}$ presentan cambios bruscos de intensidad. Nótese que en la suma (6) se deben omitir aquellos términos que se salen de la sub-banda a analizar. La estimación $\hat{x}_{k,j}$ que realiza NeighShrink del coeficiente wavelet $x_{k,j}$ se obtiene a partir de la siguiente expresión:

$$\hat{x}_{k,j} = \left(1 - \left\{ \frac{\lambda}{S_{k,j}} \right\}_+^2 \right) y_{k,j} \quad (7)$$

Donde como es usual $(\cdot)_+ = \max(\cdot, 0)$, mientras que $\lambda = \sigma_n \sqrt{2 \log(N^2)}$ es el umbral universal de Donoho. El umbral de Donoho requiere el conocimiento previo de la varianza del ruido σ_n^2 . Si no se tiene un conocimiento "a priori" de esta varianza la misma puede ser calculada (ver, por ejemplo, Leigh et al., 2011), a partir de los coeficientes de wavelets $y_{k,1}$ de la banda D1, mediante el estimador:

$$\hat{\sigma}_n = \frac{\text{Median}(|y_{k,1}|)}{0.6745}, \quad y_{k,1} \in D_1 \quad (8)$$

Esquema de umbralización NeighPreserve

El método NeighPreserve propuesto en (Yang, et al., 2012) y (Yang, et al., 2014) aplica la siguiente regla: Si las magnitudes de todos los coeficientes de la vecindad $B_{k,j}$ son menores que el umbral de Donoho $\lambda = \sigma_n \sqrt{2 \log(N^2)}$ el coeficiente se hace cero; en caso contrario la estimación $\hat{x}_{k,j}$ que realiza este método es simplemente $y_{k,j}$.

Esquema de umbralización BiShrink

El método BiShrink toma en cuenta las magnitudes del coeficiente a analizar y del coeficiente padre (coeficiente de wavelet que está espacialmente en la misma posición del coeficiente analizar, pero en la siguiente banda de descomposición), para la umbralización. Sea $z_{k,j}$ el coeficiente padre del coeficiente $y_{k,j}$. Entonces la regla de umbralización de este método es:

$$\hat{x}_{k,j} = \frac{\left(\sqrt{\{z_{k,j}\}^2 + \{y_{k,j}\}^2} - \frac{\sqrt{3}\sigma_n^2}{\sigma}\right)_+}{\sqrt{\{z_{k,j}\}^2 + \{y_{k,j}\}^2}} \cdot y_{k,j} \quad (9)$$

Este estimador requiere el conocimiento previo de la varianza del ruido σ_n^2 y de la varianza marginal σ^2 para cada coeficiente de wavelet. La varianza del ruido puede evaluarse de acuerdo a la Ec. (8). Para estimar la varianza marginal se utilizan varianzas locales (Sender, et al., 2002). Este esquema se ha aplicado, en particular, para realizar las imágenes obtenidas por ultrasonidos en la detección de tumores de seno (Wilson, et al., 2015).

Esquema de umbralización propuesto “NeighContext”

En el dominio de las wavelet los coeficientes obtenidos en cada banda de detalles son pequeños y los restantes pueden ser de amplitud significativa. El histograma de los coeficientes de wavelet de una banda se aleja del histograma de una distribución normal precisamente porque posee un pico pronunciado en el cero y colas más largas. Esto se modela bastante bien con distribuciones de Gauss generalizadas (ver, por ejemplo (Chang, et al., 2000)). En la mayoría de los trabajos se asume que los parámetros de la distribución son iguales para todos los coeficientes wavelets (o al menos iguales para los de una misma banda). En el método que se propone, para obtener una estrategia espacialmente adaptativa asumiremos que cada coeficiente wavelet $x_{k,j}$ es una variable independiente con media cero que sigue una distribución de Gauss generalizada (GGD) cuyos parámetros varían espacialmente. Para incluir la influencia de los coeficientes vecinos en la fórmula de umbralización se utilizó el esquema propuesto por (Cho, et al., 2005). Este esquema general modela la distribución multivariada del coeficiente wavelets a umbralizar con el resto de los coeficientes que se incluirán en la fórmula de umbralización. La distribución GGD propuesta por (Cho, et al., 2005) es:

$$p(\xi) = \gamma \exp\left\{-\left(\frac{\xi^t \Sigma_\xi^{-1} \xi}{\alpha}\right)^\beta\right\} \quad (10)$$

donde α y β son parámetros que determinan la forma de las superficies de equidensidad y γ es una constante de normalización definida por α ; β y por la matriz de covarianza Σ_ξ . Puede apreciarse que si $\beta = 2$ se obtiene una distribución multivariada con media igual al vector nulo. Para determinados casos, de la distribución multivariada, se logran deducir fórmulas de umbralización óptimas utilizando métodos Bayesianos. En particular, si $\Sigma_\xi = \sigma_{x_1}^2 I$, $\beta = \frac{1}{2}$, $\alpha = \frac{1}{15}$ y ξ^t representa el vector bidimensional (x_1, x_2) formado por el coeficiente wavelet bajo consideración x_1 y su coeficiente padre x_2 se obtiene una distribución multivariada de la cual deriva el esquema de umbralización BiShrink (Cho, et al., 2005).

En el presente trabajo se aplica el mismo esquema sólo que en este caso se consideran el coeficiente wavelet y sus vecinos inmediatos. Para disminuir la dimensionalidad del modelo en lugar de considerar la distribución multivariada del coeficiente y sus vecinos se considera la distribución multivariada del coeficiente y la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de los vecinos $N_1 = \sqrt{\sum_{y \in V} y^2}$, o sea, el vector ξ^t representaría en este caso el vector bidimensional (x_1, N_1) y V es el conjunto de los vecinos de x_1 . Igualmente se asume que $\Sigma_\xi = \sigma_{x_1}^2 I$ y $\beta = \frac{1}{2}$. Estas simplificaciones permiten, utilizando las técnicas de Cho y Bui (Cho, et al., 2005), deducir una fórmula relativamente simple de umbralización.

Denotemos por $\sigma_{k,j}^2$ la varianza del coeficiente $x_{k,j}$ y mediante $\zeta_{k,j}^2$ la varianza del coeficiente $y_{k,j}$. Obviamente se tiene $\zeta_{k,j}^2 = \sigma_{k,j}^2 + \sigma_n^2$. Entonces la umbralización que se propone es:

$$\hat{x}_{k,j} = \left(1 - \frac{\sigma_n^2}{\sqrt{\frac{1}{15}\sigma_{k,j}} \cdot \frac{1}{S_{k,j}}} \right)_+ \cdot y_{k,j} = \frac{\left(\sqrt{\{N_{k,j}\}^2 + \{y_{k,j}\}^2} - \frac{\sigma_n^2}{\sqrt{\frac{1}{15}\sigma_{k,j}}} \right)_+}{\sqrt{\{N_{k,j}\}^2 + \{y_{k,j}\}^2}} \cdot y_{k,j} \quad (11)$$

donde $\hat{x}_{k,j}$ es la estimación del coeficiente $x_{k,j}$, y $\{N_{k,j}\}^2 = \{S_{k,j}\}^2 - \{y_{k,j}\}^2$. Puede apreciarse la semejanza de la expresión (11) con la fórmula de umbralización (9) de BiShrink. Esencialmente, al margen del cambio en alguna constante, se sustituye el coeficiente padre (9) por la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de los vecinos del coeficiente a analizar.

La varianza del ruido σ_n^2 puede estimarse a partir de la Ec. (8), mientras, para estimar la varianza $\sigma_{k,j}^2$ se usará la clasificación de los coeficientes mediante una función de contexto. Se consideró una vecindad (no necesariamente espacial) de p elementos del coeficiente $y_{k,j}$, y se colocaron los valores absolutos de los mismos en el vector $u_{k,j}$ de dimensión $p \times 1$. Una variante posible es escoger, como integrantes de la vecindad, a los dos coeficientes vecinos de $y_{k,j}$ en la misma sub-banda, además del coeficiente padre $y_{[k/2],j+1}$. En este caso se tendría $p = 3$ y además:

$$u_{k,j}^{(1)} = |y_{k-1,j}|; \quad u_{k,j}^{(2)} = |y_{[k/2],j+1}|; \quad u_{k,j}^{(3)} = |y_{k+1,j}| \quad (12)$$

Para caracterizar el nivel de actividad del coeficiente que será umbralizado se calcula el contexto del mismo como una media ponderada de los valores absolutos de sus vecinos:

$$z_{k,j} = w^t \cdot u_{k,j} \quad (13)$$

Los pesos w se pueden encontrar por el método de los mínimos cuadrados a partir de la siguiente expresión:

$$w = \min_w \sum_k (|y_{k,j}| - w^t \cdot u_{k,j})^2 \quad (14)$$

La varianza $\zeta_{k,j}^2$ de la variable aleatoria $y_{k,j}$ es estimada a partir de otros coeficientes cuyos contextos son cercanos al valor de $z_{k,j}$. O sea, para cada coeficiente $y_{k,j}$, se toma un intervalo alrededor del valor $z_{k,j}$, y la varianza de $y_{k,j}$ es estimada entonces usando los puntos $y_{m,j}$ cuyos contextos $z_{m,j}$ caen dentro de ese intervalo. En particular se toman los L valores que son más cercanos a $z_{k,j}$ pero que quedan por encima de ese valor y los L valores más cercanos a $z_{k,j}$ pero que quedan por debajo, resultando en una ventana móvil de $2L + 1$ puntos. Sea $B_{k,j}$ el conjunto de puntos cuyos contextos caen dentro de esa ventana móvil. La estimación de la varianza $\zeta_{k,j}^2$ es entonces:

$$\zeta_{k,j}^2 = \frac{1}{2L + 1} \sum_{y_{m,j} \in B_{k,j}} (y_{m,j})^2 \quad (15)$$

Entonces $\sigma_{k,j}$ puede estimarse como:

$$\sigma_{k,j} = \sqrt{(\zeta_{k,j}^2 - \sigma_n^2)_+} \quad (16)$$

Otra alternativa comúnmente usada para estimar la varianza local es usar los puntos en una vecindad espacial alrededor de $y_{k,j}$ (Sender, et al., 2002). Esta alternativa es mucho más simple que la vía indirecta de agrupar primero los coeficientes de acuerdo a su contexto y luego estimar la varianza. Sin embargo el esquema basado en los contextos permite congrega coeficientes que aunque estén espacialmente distantes tienen contextos similares lo que lleva a una estimación más confiable (Chang et al., 2000).

Procedimiento para la reducción de ruido

El algoritmo puede resumirse de la siguiente manera:

- 1) Se transforman los datos al dominio wavelet a través de la transformada wavelet discreta.
- 2) Se estima la varianza del ruido σ_n^2 usando la ecuación (8).
- 3) Para cada sub-banda de detalle j y para cada coeficiente wavelet $y_{k,j}$:
 - a. Se calcula el vector $u_{k,j}$ usando la ecuación (12)
 - b. Se calcula los pesos w a través de la ecuación (14)
 - c. Se calculan los contextos $z_{k,j}$ usando la ecuación (13).
- 4) Para cada sub-banda de detalle j se ordenan los contextos $z_{1,j}, z_{2,j} \dots z_{M,j}$.
- 5) Para cada sub-banda de detalle j y para cada coeficiente wavelet $y_{k,j}$:
 - a. Se coloca una ventana móvil $B_{k,j}$ de radio L sobre el arreglo de contextos ordenados alrededor del valor $z_{k,j}$ y se estima la varianza $\zeta_{k,j}^2$ usando la ecuación (15).
 - b. Se estima la varianza $\sigma_{k,j}^2$ mediante la ecuación (16).
 - c. Se estiman los $\hat{x}_{k,j}$ utilizando σ_n^2 y $\sigma_{k,j}^2$ en la ecuación (11).
- 6) Obtener el estimado de la señal f a través de la transformada wavelet inversa de los coeficientes $\hat{x}_{k,j}$.

3. Resultados y discusión

3.1 Sismogramas reales seleccionados de la red sísmica de Italia Collalto

Para la validación del método que se propone se compara el mismo con otros métodos de reducción de ruido sobre un conjunto de sismogramas a los que se le ha añadido artificialmente ruido blanco. Luego se compara la señal estimada por cada método con el sismograma original. Para que este experimento sea válido es necesario que los sismogramas originales estén, en la medida de lo posible, libres de ruido ya que si el sismograma original presenta ruido éste puede ser removido, por los métodos, conjuntamente con el ruido añadido y no tendría sentido la comparación entre la señal estimada y el sismograma original. Se utilizaron las trazas sísmicas de estaciones extranjeras; específicamente se usaron trazas de señales correspondientes a tres terremotos de pequeña magnitud registrados por la red de estaciones sísmicas de Collalto, (RSC), obtenidos del sitio Web: <http://www.rete-collalto.crs.inogs.it/it/tags/dati-e-grafici>.

La red sísmica de Collalto tiene el objetivo de estudiar la actividad sísmica presumiblemente inducida por el emplazamiento de un almacenamiento de gas, así como la micro-sismicidad natural en los alrededores de este. Los detalles técnicos así como la concepción de diseño, el alcance y los objetivos de la red están descritos en (Priolo, et al., 2015). Básicamente, está formada por diez estaciones y tiene como característica fundamental una instrumentación de elevada calidad. Los canales sismométricos han sido diseñados con amplio rango dinámico y una respuesta en frecuencia suficiente para el registro de terremotos débiles ($M \leq 1$) y otros eventos en el área de mayor energía. Está equipada con sensores de pozo fabricados por la compañía Guralp, específicamente CMG-SP1 con período de 10 segundos en todas las estaciones, excepto en la estación ED06, que tiene instalado un sensor CMG-3T de 120 segundos de período, siendo digitalizadas las señales, en todos los casos, mediante el uso del digitalizador CMG-DM24S, que es un sistema de adquisición con un rango dinámico de 24 bits, una acotación por tiempo usando tecnología GPS y entre tres y seis canales de entrada analógicos. La información técnica detallada sobre estos equipos puede ser revisada en Guralp System Ltd., <http://www.guralp.com/>.

En el caso específico de este trabajo, las señales sísmicas seleccionadas fueron detectadas por las tres estaciones que se observan en la Tabla I. En la misma se muestran las coordenadas geográficas de las estaciones, la profundidad de instalación del sensor y el modo de registro de la estación, elementos esenciales para la correcta selección y análisis de los datos escogidos. (<http://www.crs.inogs.it/pub/gps/stations/>). En la tabla II se observan los principales datos de los terremotos seleccionados.

TABLA I. Estaciones instaladas en la RSC cuyos registros fueron utilizados para el análisis de los datos

Código estación	Nombre de la estación	Código de red	Latitud N (°)	Longitud E (°)	Profundidad (m)	Tipo de dato
ED01	Susegana S.	EV	45.834	12.289	155	Continuo
ED02	Farra di P.	EV	45.905	12.103	33	Continuo
ED03	Corbanese	EV	45.942	12.227	31.9	Continuo

Los eventos sísmicos utilizados fueron inicialmente seleccionados de la base de datos IRIS, usando la herramienta informática WILBER (Web-based event explorer), IRIS (2014) y posteriormente descargados de la base de datos OASIS (<http://www.rete-collalto.crs.inogs.it>), perteneciente al “Osservatorio Geofisico Sperimentale, (OGS)”, institución que monitorea la RSC, (The OGS Archive System of Instrumental Seismology) (Priolo, et al., 2015).

TABLA II. Datos fundamentales de los terremotos utilizados para la aplicación del método propuesto

Terremoto	Fecha	Hora	Coordenadas		Magnitud	Profundidad (Km)	Localidad
			Lat.	Long.			
1	2014/01/04	03:46:48	45.92N	11.94E	2.2	16.3	Veneto
2	2014/07/07	10:31:46	45.99N	12.21E	2.4	13.3	Veneto
3	2014/10/18	07:16:26	46.14N	12.30E	1.9	13.3	Veneto

Con respecto al sensor, en cada estación se registran las señales sísmicas en tres componentes ortogonales, una para el registro del movimiento en la dirección vertical (componente HHZ) y dos componentes horizontales mutuamente perpendiculares, la primera registrando en la dirección Norte-Sur (componente HHN) y la segunda, en la dirección Este-Oeste (componente HHE).

En la Figura 2 se observa un ejemplo de este tipo de registro correspondiente al terremoto 2 en la estación ED03 (ver tabla II).

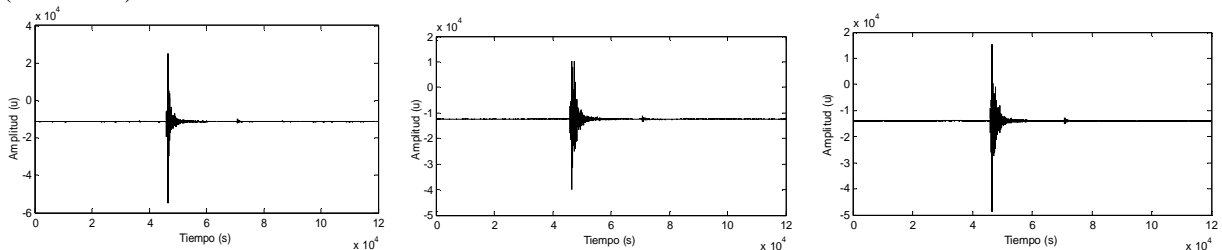


Fig. 2. Ejemplo del registro de las tres componentes de un sismograma correspondiente al terremoto 2 en la estación ED03, (HHE, HHN y HHZ)

Cada sismograma de prueba se compone de 120000 puntos. Los sismogramas, con una longitud de 120000 puntos, se modificaron para obtener registros con diferentes relaciones señal/ruido (SNR), mediante la adición de ruido blanco gaussiano con media cero y con diferentes varianzas. Luego a cada sismograma modificado se le aplicaron los diferentes algoritmos de reducción de ruido (incluyendo el NeighContext) y se comparó el sismograma obtenido por cada algoritmo con el sismograma original. El experimento se repite 50 veces, para cada nivel de varianza, con diferentes juegos de ruido gaussiano y para cada una de las 9 trazas sísmicas utilizadas. Los algoritmos Estructura Coherente (Mallat, 1999), Estructura Coherente por Nivel (Pazos, 2002), BiShrink (Sender, et al., 2002), NeighShrink (Chen, et al., 2005), NeighPreserve (Yang, et al., 2012) y NeighShrinkSure (Dengwen, et al., 2008) se utilizaron para comparar con el enfoque propuesto en los experimentos de eliminación de ruido. La función madre ‘db4’ (función base empleada para descomponer la señal) y 5 niveles de descomposición son usados en todos los casos.

El tamaño de la ventana móvil usada en los cálculos fue seleccionada con un valor de siete ($L=3$), observándose que diferentes valores de L alrededor de tres, muestran resultados similares. Sin embargo los valores demasiados grandes de L empeoran los resultados, porque una ventana grande se adapta lentamente a las características cambiantes de la señal.

Los sismogramas se muestrearon a 100 Hz y los algoritmos utilizados en el experimento, así como los diferentes niveles de ruido se implementaron en el lenguaje de programación Matlab 2010.

En la tabla III se muestran los valores SNR promedio obtenidos en terremotos por cada método y en la figura 3 los rangos promedio. Los valores SNR son reportados en dB y los rangos promedio se reportan en el intervalo [1, 7] ya que se prueban 7 diferentes métodos asignando, en cada una de las 50 pruebas, el valor de 1 al peor (el que ofrece el menor valor SNR) el valor de 5, 6 o 7 al mejor (con el mayor SNR) y valores entre 2, 3 y 4 al resto de los métodos en dependencia del lugar que ocupen en la prueba. Taswell (Taswell, 2001) mostró que el uso de los rangos en lugar de los valores SNR puede establecer mejor las diferencias entre los métodos de reducción de ruido. En este gráfico puede apreciarse la superioridad, en rangos promedio, del método NeighContext.

TABLA III. Comparación de los valores SNR de los diferentes métodos de reducción de ruido. (EC = Estructura Coherente, ECN = Estructura Coherente por Niveles, NS = NeighShrink, BS=BiShrink, NSS = NeighShrinkSure, NP = NeighPreserve, NC = NeighContext). En negritas los mejores valores.

SNR (dB)	Métodos	1HHE	1HHN	1HHZ	2HHE	2HHN	2HH Z	3HHE	3HHN	3HH Z	Promedio
10	EC	24,15	23,88	23,90	23,56	24,90	24,98	22,84	23,41	25,01	24,07
	ECN	21,25	22,18	21,99	20,17	24,92	25,00	21,23	22,44	25,03	22,69
	NS	24,32	24,10	24,14	23,78	24,21	25,01	23,09	23,61	25,06	24,14
	BS	22,16	22,09	22,13	21,87	22,32	22,37	21,57	21,77	22,38	22,07
	NSS	19,00	18,98	18,99	18,89	19,08	19,09	18,76	18,85	19,10	18,97
	NP	24,29	24,09	24,14	23,75	24,61	24,98	23,09	23,60	25,01	24,17
	NC	24,47	24,20	24,46	23,83	24,91	24,85	23,27	23,64	24,87	24,28
20	EC	32,88	32,39	32,69	30,22	33,90	34,55	28,42	29,43	34,74	32,14
	ECN	29,49	27,75	30,91	27,30	33,77	34,49	26,11	26,99	34,75	30,17
	NS	33,31	32,96	33,22	30,69	33,99	34,62	28,94	29,86	34,76	32,48
	BS	31,82	31,70	31,76	30,08	32,04	32,22	29,00	29,55	32,26	31,16
	NSS	28,85	28,80	28,84	28,06	28,95	29,04	27,52	27,81	29,05	28,55
	NP	33,31	32,94	33,25	30,67	33,94	34,59	28,85	29,80	34,73	32,45
	NC	33,58	33,34	33,47	30,92	33,98	34,61	29,31	30,13	34,61	32,65
30	EC	40,83	40,36	40,59	33,34	41,72	43,13	30,12	31,59	43,30	38,33
	ECN	40,28	38,97	39,93	33,03	38,57	41,24	29,37	30,44	42,65	37,17
	NS	41,65	41,26	41,43	34,18	42,18	43,40	32,00	33,10	43,56	39,19
	BS	40,98	40,82	40,99	35,43	41,30	41,76	33,18	34,49	41,77	38,97
	NSS	38,47	38,38	38,46	35,14	38,62	38,83	33,35	34,41	38,84	37,17
	NP	41,70	41,30	41,04	34,14	42,19	43,39	32,02	33,09	43,51	39,20
	NC	42,13	41,83	41,08	34,86	42,60	43,50	32,66	33,96	43,63	39,69
40	EC	46,99	46,74	47,37	34,16	47,96	49,99	30,39	31,95	49,69	42,81
	ECN	45,14	42,28	44,58	33,79	46,83	45,76	30,37	31,49	45,80	40,67
	NS	48,04	47,98	48,69	36,15	48,73	50,62	33,02	34,66	50,49	44,23
	BS	48,48	48,45	49,01	38,00	48,88	50,16	34,22	36,13	49,74	44,79
	NSS	47,17	47,07	47,41	38,54	47,39	48,06	34,92	36,75	47,84	43,91
	NP	48,05	48,05	48,72	36,22	48,79	50,62	33,13	34,75	50,10	44,28
	NC	48,62	48,63	49,39	37,11	49,28	51,01	33,53	35,39	50,16	44,83

La figura 3 muestra el resultado del método NeighContext sobre el componente HHE correspondiente a la estación (ED03) del evento del día 2014/10/18. El resultado de los diferentes métodos analizados sobre el sismograma HHE del evento del 2014/07/07 se muestra en la figura 4.

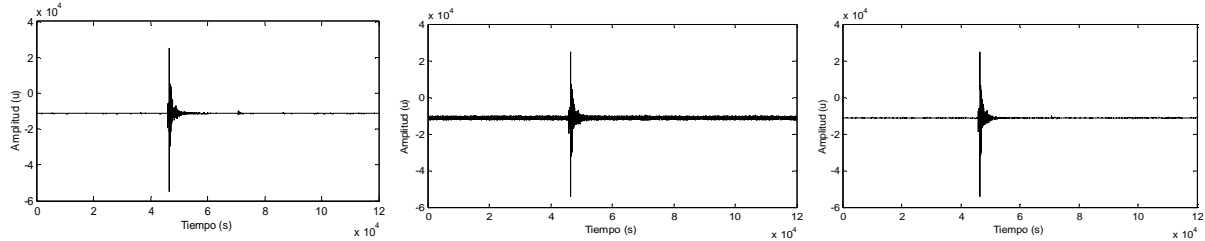


Fig. 3. Reducción de ruido sobre el sismograma HHE del terremoto 2 correspondiente a la estación (ED01) por el método NeighContext: Sismograma original (izquierda), Sismograma ruidosa (SNR_{IN} = 30 dB, centro); Sismograma resultante (SNR = 34,86 dB, a la derecha)

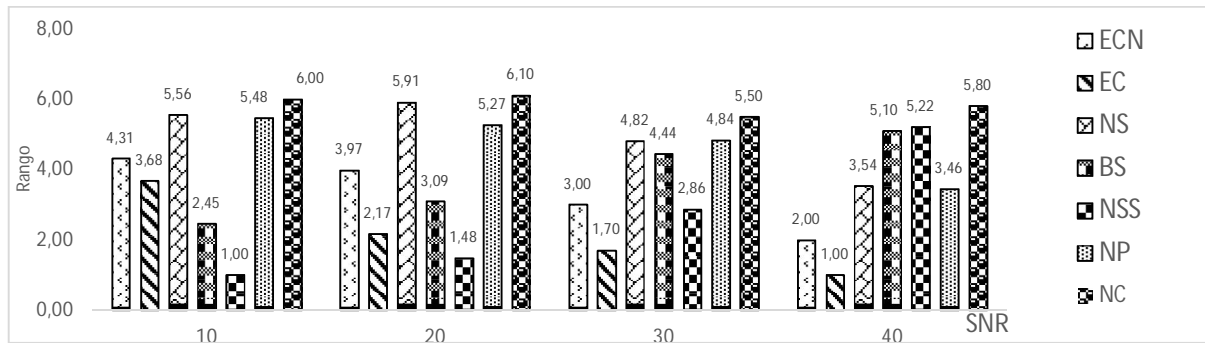
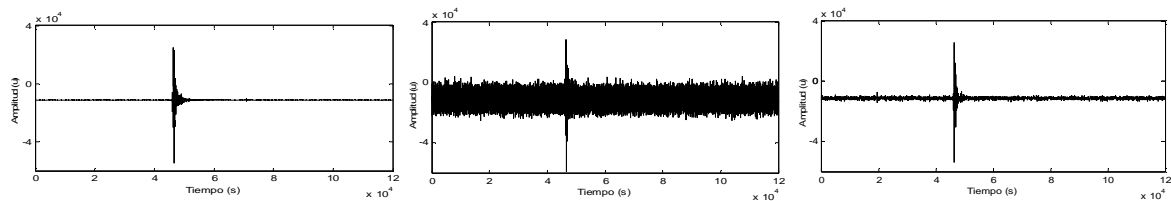


Fig. 4. Promedio Rango SNR ∈ [1, 7] en los diferentes métodos de reducción de ruido. (EC = Estructura Coherente, ECN = Estructura Coherente por Niveles, NS = NeighShrink, BS=BiShrink, NSS = NeighShrinkSure, NP = NeighPreserve, NC = NeighContext). Abreviaturas usadas: EC = Estructura Coherente, ECN = Estructura Coherente por Niveles, NS = NeighShrink, BS=BiShrink, NSS = NeighShrinkSure, NP = NeighPreserve y NC = NeighContext.



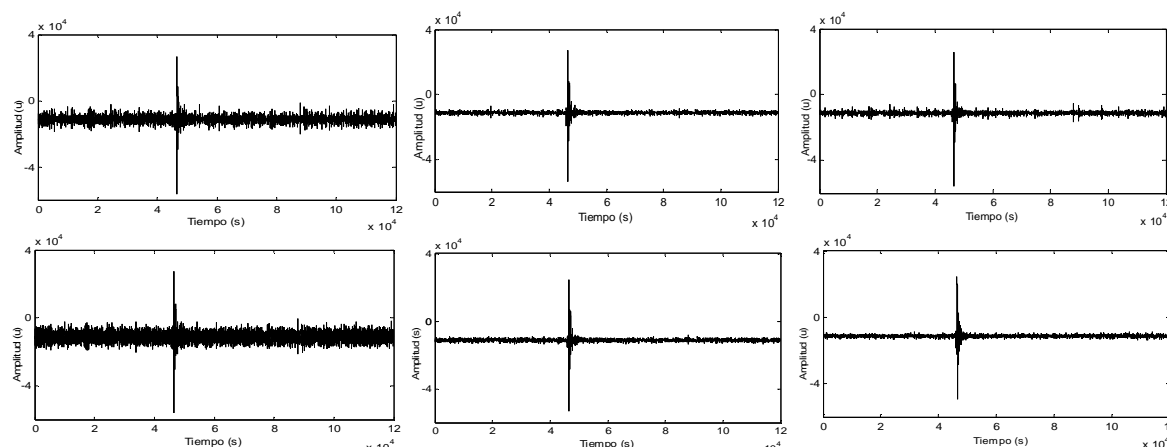


Fig. 5. Comparación del resultado de los métodos de reducción de ruido sobre la señal HHE del Terremoto 1 correspondiente a la estación (ED02). De izquierda a derecha: Sismograma Original, Sismograma con Ruido (SNR_{IN} = 10 dB), EC (SNR = 24,15 dB), ECN (SNR = 21,25 dB), NS (SNR= 24,32 dB), BS (SNR = 22,16 dB), NSS (SNR = 19,00 dB), NP (SNR= 24,29 dB) y el NC (SNR = 24,47 dB)

3.2 Sismogramas reales seleccionados de la red sísmica de Cuba

Los sismogramas escogidos de la red sísmica de Cuba fueron inicialmente seleccionados de la base de datos que se encuentra en el Centro Nacional de Investigaciones Sismológicas (CENAIIS), usando la herramienta EDSP-IAS (Zhen, 2000). En la tabla 4 se observan los principales datos de los terremotos seleccionados. Se diseñó el experimento similar al expuesto anteriormente, por lo que no se hará énfasis, solo se hace referencia al tamaño de cada sismograma de prueba que se compone de 8192 puntos.

TABLA IV. Datos fundamentales de los terremotos utilizados para la aplicación del método propuesto

Terremoto	Fecha	Hora	Coordenadas		Magnitud	Profundidad (Km)	Localidad
			Lat.	Long.			
1	2011/01/10	01:20:48	40.92N	12.94E	1.2	12.3	Moa
2	2012/07/07	09:12:45	40.99N	12.23E	2.4	12.3	Moa
3	2013/10/18	07:16:26	46.14N	12.30E	1.9	12.3	Moa

En la tabla V se muestran los valores SNR promedio obtenidos por cada método y en la figura 5 los rangos promedio. Los valores SNR son reportados en dB y los rangos promedio se reportan en el intervalo [1, 7] ya que se prueban 7 diferentes métodos asignando, en cada una de las 50 pruebas, el valor de 1 al peor (el que ofrece el menor valor SNR) el valor de 5, 6 o 7 al mejor (con el mayor SNR) y valores entre 2, 3 y 4 al resto de los métodos en dependencia del lugar que ocupen en la prueba. En este gráfico puede apreciarse la superioridad, en rangos promedio, del método NeighContext.

TABLA V. Comparación de los valores SNR de los diferentes métodos de reducción de ruido. (EC = Estructura Coherente, ECN = Estructura Coherente por Niveles, NS = NeighShrink, BS=BiShrink, NSS = NeighShrinkSure, NP = NeighPreserve, NC = NeighContext). En negritas los mejores valores.

SNR (dB)	Métodos	SNR (dB)									Promedio
		1HHE	1HHN	1HHZ	2HHE	2HHN	2HHZ	3HHE	3HHN	3HHZ	
10	EC	13,02	12,46	16,18	13,64	13,47	18,11	13,73	15,02	15,27	14,54
	ECN	9,28	9,34	12,50	12,36	11,89	16,89	12,86	14,58	13,64	12,59
	NS	14,44	13,85	17,09	14,55	14,13	18,46	14,95	15,94	16,14	15,50
	BS	16,57	16,25	18,34	16,49	16,15	18,90	17,01	17,56	17,60	17,21

	NSS	16,08	15,69	17,15	16,02	15,66	17,51	16,37	16,67	16,78	16,44
	NP	14,33	13,87	16,98	14,33	14,07	18,32	14,97	15,84	16,09	15,42
	NC	17,09	16,60	18,58	17,20	16,77	19,28	17,50	17,96	18,10	17,68
	EC	18,78	17,66	21,12	17,80	17,23	21,68	19,87	20,24	20,24	19,40
	ECN	17,47	16,84	20,33	15,74	15,85	18,65	19,79	20,24	20,23	18,35
20	NS	20,88	20,41	22,61	20,17	19,53	22,70	21,54	22,12	21,94	21,32
	BS	23,96	23,74	25,29	23,74	23,26	25,22	24,47	25,02	24,79	24,39
	NSS	24,03	23,63	25,04	23,71	23,20	25,06	24,41	24,76	24,70	24,28
	NP	21,08	20,66	22,65	20,37	19,86	22,70	21,89	22,35	22,20	21,53
	NC	24,60	24,30	25,88	24,57	24,06	26,04	25,04	25,50	25,43	25,05
	EC	23,23	20,85	25,92	21,88	20,23	25,28	25,29	25,81	25,03	23,72
	ECN	23,23	20,85	25,88	21,88	20,23	23,71	25,29	25,81	25,03	23,54
30	NS	27,68	27,62	29,11	27,20	26,65	28,59	28,38	29,10	28,69	28,11
	BS	31,50	31,53	32,64	31,36	31,07	32,56	32,03	32,69	32,45	31,98
	NSS	31,66	31,48	32,77	31,42	30,97	32,61	32,16	32,67	32,54	32,03
	NP	28,18	28,14	29,51	27,72	27,43	28,98	28,91	29,46	29,14	28,61
	NC	32,37	32,21	33,53	32,29	31,94	33,55	32,92	33,37	33,36	32,84
	EC	25,06	21,79	29,62	24,41	21,37	27,77	28,92	29,29	28,77	26,33
	ECN	25,06	21,79	29,62	24,41	21,37	27,77	28,92	29,29	28,77	26,33
40	NS	34,17	34,36	36,22	33,79	33,57	35,72	35,11	36,32	35,97	35,03
	BS	38,73	39,16	40,62	38,41	38,47	40,11	39,48	40,54	40,30	39,54
	NSS	38,87	38,94	40,58	38,43	38,37	40,20	39,66	40,55	40,32	39,55
	NP	34,86	35,12	36,94	34,56	34,58	36,68	35,72	37,17	36,79	35,82
	NC	39,85	40,00	41,53	39,52	39,51	41,24	40,52	41,38	41,19	40,53

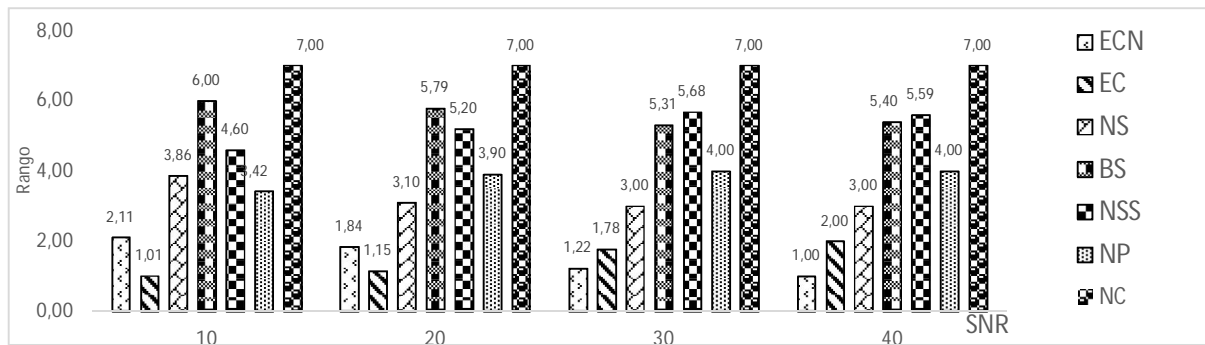


Fig. 6. Promedio Rango SNR $\in [1, 7]$ en los diferentes métodos de reducción de ruido. (EC = Estructura Coherente, ECN = Estructura Coherente por Niveles, NS = NeighShrink, BS=BiShrink, NSS = NeighShrinkSure, NP = NeighPreserve, NC = NeighContext). Abreviaturas usadas: EC = Estructura Coherente, ECN = Estructura Coherente por Niveles, NS = NeighShrink, BS=BiShrink, NSS = NeighShrinkSure, NP = NeighPreserve y NC = NeighContext

El resultado de los diferentes métodos analizados sobre el sismograma HHE del evento del 2012/07/07 se muestra en la figura 7.

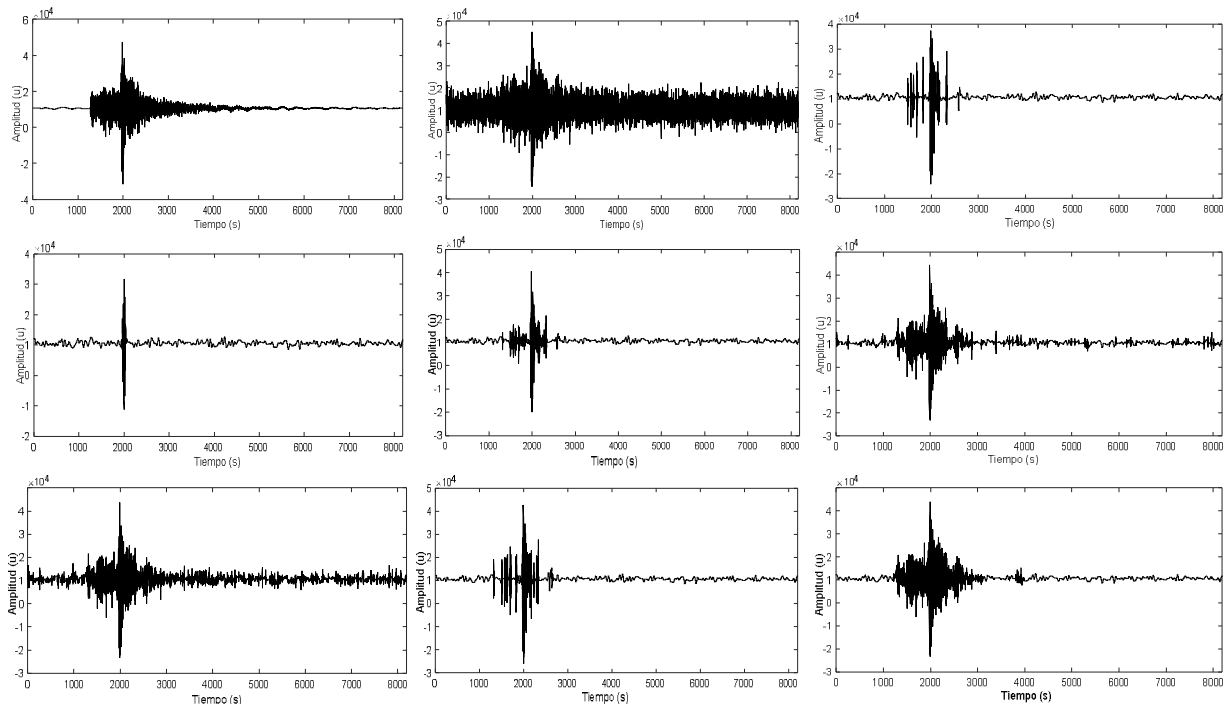


Fig. 7. Comparación del resultado de los métodos de reducción de ruido sobre la señal HHE del Terremoto 1. De izquierda a derecha: sismograma original, sismograma con ruido ($SNR_{IN} = 10$ dB), EC ($SNR = 13,64$ dB), ECN ($SNR = 12,36$ dB), NS ($SNR = 14,55$ dB), BS ($SNR = 16,49$ dB), NSS ($SNR = 16,02$ dB), NP ($SNR = 14,33$ dB) y el NC ($SNR = 17,20$ dB)

Conclusión

Los sismogramas resultan afectados por diferentes fuentes de ruido que pueden ser localizados en frecuencia (Ruido Período Largo (frecuencia < 0.3 Hz hasta 0.5 Hz), Ruido Período Medio (entre 0.3 - 0.5 Hz), Ruido Pequeño (frecuencia > 1 Hz)). En este caso específico donde el ruido se encuentra localizado en frecuencia, es factible emplear filtros lineales diseñados y sintonizados para frecuencia específica. Sin embargo, su eficacia se reduce cuando el ruido que contamina a la señal no puede ser localizada en frecuencia como es el caso del ruido blanco, donde generalmente en los sismogramas el ruido tiene componente blanco, causado por procesos aleatorios.

En este trabajo fue propuesto un nuevo método para la reducción de ruido blanco en sismogramas. Los resultados experimentales muestran que la capacidad de eliminación de ruido del algoritmo propuesto (NeighContext) supera, para sismogramas, al resto de los métodos propuestos recientemente, ofreciendo el mejor promedio SNR y el mejor rango promedio. Es probable que esto se deba a la capacidad que tiene NeighContext para adaptarse a las características cambiantes de la señal de entrada, aspecto muy importante en el tratamiento de sismogramas que tienen segmentos de alta variabilidad. Esta adaptación se logra a través de considerar que los parámetros de la distribución de Gauss generalizada, con que se modelan los coeficientes, cambian de un coeficiente a otro y pueden estimarse agrupando coeficientes mediante una función de contexto.

Referencias

Barnaba, Laurenzano E. *OASIS: The OGS Archive System of Instrumental Seismology.* Lett., 86(3), 86(3), 978-984 + esupp, doi: 10.1785/022014017513..

- Biswas, M and Om, H. 2016 .** *A New Adaptive Image Denoising Method Based on Neighboring Coefficients*. India : J. Inst. Eng. India Ser.B, 2016 . 11-19.
- Cai and B.W, Silverman. 2001.** *Incorporating information on neighborhood coefficients into wavelet estimation*. Sankhya : The Indian Journal of Statistics, 2001. p .127-148.
- Chang, S. Grace and M, Vetterli. 2000.** *Spatially Adaptive Wavelet Thresholding with Context Modeling for Image Denoising*. s.l. : IEEE Trans.Image Processing, vol.9,No.9, 2000. p. 1522-1531.
- Chang, S. Grace and Martin, Vetterli. 2000.** *Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression*. s.l. : IEEE Transactions on Image Processing, 2000. p. 1532-1546.
- Chen, T.D, Bui and A, Krzyzak. 2005.** *Image denoising with neighbour dependency and customized wavelet and threshold*. 2005. pp.115–124,.
- Cho, D and Bui, T.D. 2005.** *Multivariate statistical modeling for image denoising using wavelet transforms*. s.l. : Signal Processing:Image Communication 20, 2005. p. 77-85.
- Dengwen, Zhou and Wengang, Cheng. 2008.** *Image denoising with an optimal threshold and neighbouring window*. China : Departament of Computer Science and Technology, 2008. p. 1694-1697.
- Donoho, David and Johnstone, Iain. 1995.** *Adapting to unknown smoothness via Wavelet Shrinkage*. s.l. : Journal of the American Statistical Association, 1995. p .1200-1224.
- Donoho, David and Johstone, Iain. 1994.** *Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage*. *Biometrika*. 1994. p .425-455.
- Donoho, David and M.Johnstone, Iain. 1994.** *Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage*. s.l. : Departament Statistics Stanford University, 1994. 2-17.
- Elyasi, Iman and Zarmehi, Sadegh. 2009.** *Elimination noise by adaptive wavelet threshold*. s.l. : World Academy of Science, Engineering ans Technology, 2009. p .56-58.
- Fernandez, G., Periaswamy., S. and Sweldens, W. 1996.** *“LIFTPACK: A Software Package for Wavelet Transforms using Lifting”*, *Wavelet Applications in Signal and Image*. 1996. pp. 396-408.
- HLoupis, Georgios. 2008.** *Seismological data acquisition and signal processing using wavelets*. London : s.n., 2008. p .26-159.
- Lakhwinder, Kaur, Gupta, Savita and Chauhan, R. C. 2002.** *Image denoising using wavelet thresholding*. *Ahmedabad*. s.l. : En Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, 2002.
- Leigh and A, Wong and D. 2011.** *Comprehensive analysis on the effects of noise estimation strategies on image noise artifact suppression performance*. s.l. : Proceedings of the IEEE International Symposium on Multimedia ISM '11, 2011. 97-104.
- Lihong, C., et al. 2014.** *An Extension of the Interscale SURE-LET Approach for Image Denoisng*. s.l. : International Journal of Advanced Robotic Systems, 2014. 11:9, doi: 10.5772/57294, pp. 1-10.
- Luisier, F. 2010.** *The SURE-LET Approach to Image Denoising*. s.l. : Tesis de doctorado, Escuela Politécnica Federal de Lausana, 2010.
- Mallat, Joseph. 1999.** *Wavelet Tour of Signal Processing*. 1999.
- Morlet, Jean and Grossmann, Alex. 1984.** *Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis*. Marseille,France : Centre de Physique Théorique, 1984. 60-90.
- Pazos, Antonio García. 2002.** *Estación sísmica digital.Tratamiento digital de señales*. Granada : p. 118-132, 2002.
- Pizurica, A and Philips, W. 2006.** *Estimating probability of presence of a signal of interest in multiresolution single- and multiband image denoising*. s.l. : IEEE Trans. Image Process. 15, 2006. pp. 654–665.
- Priolo, Laurenzanoe, et al. 2015.** *A. OASIS: The OGS Archive System of Instrumental Seismology*. *Seis. Res. Lett* 86(3). 2015. pp. 978-984.
- Romanell, Marco, Plasencia, Milton and Garbin, Marco. 2013.** *Rete di rilevamento sismico finalizzata al monitoraggio della sismicità naturale e microsismicità indotta presso la concessione di stoccaggio gas metano denominate "Collalto Stoccaggio"*. Norte de Italia Oriental : s.n., 2013. p. 49.
- Sabahaldin, H. and Gorashi, S. 2012.** *An Efficient Implementation of Neighborhood based Wavelet Thresholding for Image Denoising*. s.l. : Image Denoising, International Journal of Computer Applications, Volumen 41 - No.9, 2012.
- Sender, Levent and Selesnick, I.W. 2002.** *Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale*. s.l. : IEEE Trans.Signal Proces, 2002. pp. 2744-2756.
- Sweldens, W. and Siam, J. 1997.** *The lifting scheme: A construction of second generation wavelets*. 1997. Vol. 29. pp 511-546.

- Taswell, Carl. 2001.** *Experiments in Wavelet Shrinkage Denoising.* s.l. : Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 2001. p. 312-326.
- Vanithamani, R. y G., Umamaheswari. 2014.** *Speckle Reduction in Ultrasound Images using Neighshrink and Bilateral Filtering.* s.l. : Journal of Computer Science, vol. 10, Issue 4, 2014. pp.623-631.
- Wilson, S., Thangamani, M. and Konguvel, E. 2015.** *Detection of Breast Tumour and Speckle Noise Removal using Bilateral Filter and Bivariate Shrinkage.* s.l. : International Journal of Computer Applications, Vol. 116- No. 3, April, 2015.
- Wong, A Leigh and D, Clausi. 2011.** *Comprehensive analysis on the effects of noise estimation strategies on image noise.* s.l. : Proceedings of IEEE International Symposium on Multimedia, 2011. pp. 97-104.
- Yang, Y., Wei, Y. y Yang, M. 2014.** *Signal Denoising Based on the Adaptive Shrinkage Function and Neighborhood characteristics.* s.l. : Circuits Syst Signal Process, vol. 33, 2014. pp. 3921-3930.
- Yang, Ying and Wei, Yusen. 2012.** *Neighboring Coefficients Preservation for Signal Denoising.* s.l. : Circuits Syst Signal Process, vol. 31, 2012. pp. 827-832.
- Zhen, Beijing Gang. 2000.** *EDSP-IAS.* Beijing, China : s.n., 2000.

Acerca de los autores:

Yanet Cesaire-Velázquez: graduada de Ingeniera en Ciencias Informática en el 2010 en la Universidad de las Ciencias Informáticas, Habana, Cuba. Categoría de Master en el 2016. Sus trabajos de investigación incluyen reducción de ruido en señales, sismogramas e imágenes.

Rafael Arturo Trujillo-Codorniu: recibió una maestría en Matemáticas en 1979, y un doctorado en Matemáticas en 1986, ambos de la Universidad de Odessa en la ex Unión Soviética. Actualmente, es profesor en el Departamento de Control Automático de la Facultad de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Oriente, Cuba. Sus intereses de investigación actuales incluyen: compresión de señal, eliminación de ruido y análisis de series de tiempo.

Eduardo Rafael Diez-Zaldívar: Doctor en Ciencias Técnicas. Especialista Superior en Tecnologías, Equipos e Instrumentos de Geofísica. Investigador Auxiliar CITMA. Profesor Auxiliar UO Centro Nacional de Investigaciones Sismológicas (CENAIIS). Ministerio de Ciencia, Tecnología y Medio Ambiente (CITMA).