



REDUCCIÓN DE RUIDO DE SEÑALES DE RESONANCIA MAGNÉTICA CON MÉTODO  
WAVELET, BIORTOGONAL(RBIO) Y MEYER (DMEY)

Estudiante

Fabian Alejandro Vivas Ramos

[favivasr@libertadores.edu.co](mailto:favivasr@libertadores.edu.co)

cod: 201811002600

Tutor

Ing. Héctor Fernando Cancino de Greiff

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES



## ÍNDICE

Resumen .....	pg 4
Palabras claves .....	pg 6
Objetivo general.....	pg 6
Objetivo específico.....	pg 6
Introducción.....	pg 7
Marco teórico.....	pg 8
Desarrollo proyecto.....	pg 18
Conclusiones.....	pg 27
Bibliografía.....	pg 28



## ILUSTRACIONES

Ilustración 1 tabla de familia wavelets .....	8
Ilustración 2 Ecuación 1 .....	9
Ilustración 3 Wavelet Biortogonal .....	10
Ilustración 4 wavelets bior .....	11
Ilustración 5 Wavelet Meyer .....	12
Ilustración 6 Grafica wavelet Meyer .....	12
Ilustración 7 Escala Meyer .....	13
Ilustración 8 Diagrama coeficiente Wavelet .....	14
Ilustración 9 Frecuencia TW.....	17
Ilustración 10 constante a trozos.....	19
Ilustración 11 Resultados Wavelet .....	24
Ilustración 12 Tabla de resultados Dmeyer .....	24
Ilustración 13 coeficientes para Dmey y Rbio .....	25

## RESUMEN:

En el desarrollo del estudio o toma de imágenes en la diagnosticarían de casos o problemas de salud juega un papel fundamental para la detección y prevención de enfermedades. De hecho, este sistema se utiliza, principalmente, como apoyo diagnóstico. El análisis a partir de imágenes de MRI (Magnetic Resonance Imaging), permite que órganos como el cerebro, la médula espinal, los nervios, músculos, ligamentos, tendones, tumores o quistes en el hígado; se vean más claros en contraste con los rayos X y la CT) [1]. Sin embargo, almacenar y transmitir este tipo de imágenes a través de la red implica aumentar el ancho de banda y disminuir la velocidad de transmisión, debido a que las imágenes digitales pueden presentar tres tipos de redundancia: psicovisual, espacial y de codificación. A partir de esto surge la necesidad de aplicar métodos de compresión, sin pérdida, que reduzcan la tasa de bit para transmisión o almacenamiento y conserven la información relevante sin afectar la calidad de la imagen comprimida; factores que son fundamentales en el ámbito hospitalario y de Telemedicina.

Una de las técnicas aplicadas para comprimir, sin pérdidas, es la transformada Wavelet (WT, por sus siglas en inglés) propuesta a finales de la década de los años 80; esta suministra información simultánea de amplitud y frecuencia de las señales a partir de la traslación y cambio de escala de una función llamada: Wavelet madre, la cual da origen a

distintas familias Wavelet entre las que se encuentran: *Haar, Daubechies, Biortogonal, Symlet, Meyer, Coiflets, Mexican Hat, Shannon y Morlet* [2]. Además, posee características como: ortogonalidad, invertibilidad, representación multiescalar, compactación e invarianza de la energía [3]. Estas características constituyen la principal diferencia con respecto a métodos de compresión como la transformada de Fourier y la DCT (Discrete Cosine Transform), en donde sólo se obtiene información frecuencial de la señal, es decir, que se alcanza la máxima resolución espectral sacrificando resolución temporal [4]. Por esta razón, en la actualidad, la WT es una de las herramientas más potentes en el procesamiento de señales y en la compresión de imágenes de MRI.

Por lo general, en las técnicas de compresión sin pérdida, se utiliza la DWT (Discrete Wavelet Transform) debido a que descompone las imágenes mediante: filtro paso bajo-paso bajo (LL), paso bajo- paso alto (LH), paso alto-paso bajo (HL) y paso alto-paso alto (HH). El filtro LL genera un coeficiente aproximado y los tres restantes son coeficientes detallados. La sub-banda LL contiene información de las frecuencias bajas de la imagen original. De manera similar, las bandas, HL, LH y HH, contienen información de las frecuencias altas, esto permite aplicar el proceso de reconstrucción después de diezmar dichos coeficientes y con ello Aplicar procesos de compresión sin pérdidas útiles para reducir el ancho de banda, mejorar la capacidad de almacenamiento e incrementar la velocidad de transmisión sin afectar la calidad de la imagen diagnóstica, con base a esto se busca reducir el ruido de la resonancia magnética utilizando, El método de la transformada wavelets Biortogonal discreta (rbio) y Meyer discreta ( Dmeyer).



**PALABRAS CLAVES:**

Ruido, imagen, reducir, señal, wavelets, furier dominio, ortogonal, Biortogonal, meyer

**OBJETIVO GENERAL:**

1. desarrollo de la transformada wavelet con técnica de Biortogonal discreta y Meyer discreta en resonancia magnética.

**OBJETIVO ESPECÍFICO:**

- Realizar análisis y desarrollo de las transformada wavelet ( Biortogonal discreta) rbio
- Realizar análisis y desarrollo de las transformada wavelet (Meyer discreta ) dmey
- Análisis y comprensión para la mejor técnica

## INTRODUCCIÓN.

La teoría de la transformada Wavelet no es un concepto nuevo ya que se soporta sobre bases matemáticas y teóricas desarrolladas en las últimas décadas. Sin embargo, su aplicación en el tratamiento de señales tanto en una dimensión como en dos dimensiones ha venido creciendo constantemente desde la segunda mitad del siglo veinte y aún más en los último veinticinco años del mismo. Es así como se han desarrollado aplicaciones en diversos campos de la tecnología para la determinación de características de señales estacionarias y no estacionarias, métodos de compresión para sonido y video, modelamiento y aplicación de filtros digitales en señales de una y dos dimensiones, etc.

Mediante el siguiente trabajo del estudio y análisis de la teoría Wavelet se busca mostrar intuitivamente la información que existe de la misma ya que los textos utilizados comúnmente como referencia presentan el tema desde el punto de vista académico con alto contenido matemático que lo hace ininteligible para el estudiante universitario promedio y para el lector con conocimiento mínimos del tratamiento de señales. Por la anterior razón el siguiente documento no se enfoca tanto en demostraciones matemáticas de los planteamientos que se establecen a continuación sino más bien en su explicación y modelamiento de las transformadas wavelets Biortogonal discreta y la wavelet mayer, demostrando así su relación con la resonancia magnética y su aplicación en esta.

## MARCO TEORICO

Tabla de familias wavelets

*Ilustración 1 tabla de familia wavelets*

<b><i>Familia wavelet</i></b>	<b>Identificador</b>
Daubechies	'db1' o 'haar', 'db2', ... , 'db10', ... , 'db45'
Coiflets	'coif1', ... , 'coif5'
Symlets	'sym2', ... , 'sym8', ... , 'sym45'
Meyer Discreta	'dmey'
Biortogonal	'bior1.1', 'bior1.3', 'bior1.5' 'bior2.2', 'bior2.4', 'bior2.6', 'bior2.8' 'bior3.1', 'bior3.3', 'bior3.5', 'bior3.7' 'bior3.9', 'bior4.4', 'bior5.5', 'bior6.8'
Biortogonal Inversa	'rbio1.1', 'rbio1.3', 'rbio1.5' 'rbio2.2', 'rbio2.4', 'rbio2.6', 'rbio2.8' 'rbio3.1', 'rbio3.3', 'rbio3.5', 'rbio3.7' 'rbio3.9', 'rbio4.4', 'rbio5.5', 'rbio6.8'

### DEFINICIÓN DE WAVELET BIORTOGONAL.

Es una ondícula en la que la transformada de ondícula [3] asociada es invertible pero no necesariamente ortogonal . El diseño de wavelets biortogonales permite más grados de libertad que las wavelets ortogonales . Un grado adicional de libertad es la posibilidad de construir funciones wavelet simétricas.

En el caso biortogonal, hay dos funciones de escala , que puede generar diferentes análisis multiresolución y, en consecuencia, dos funciones wavelet diferentes. Entonces, los números  $M$  y  $N$  de coeficientes en las secuencias de escala puede diferenciarse. Las secuencias de escalado deben satisfacer la siguiente condición de biortogonalidad

*Ilustración 2 Ecuación 1*

$$\sum_{n \in \mathbb{Z}} a_n \tilde{a}_{n+2m} = 2 \cdot \delta_{m,0}.$$

Entonces las secuencias de ondículas se pueden determinar como

$$\begin{aligned} b_n &= (-1)^n \tilde{a}_{M-1-n} & (n = 0, \dots, N-1) \\ \tilde{b}_n &= (-1)^n a_{M-1-n} & (n = 0, \dots, N-1). \end{aligned}$$

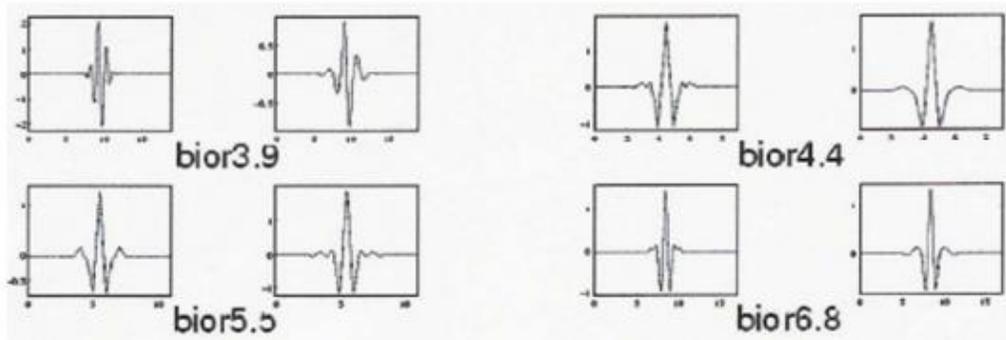
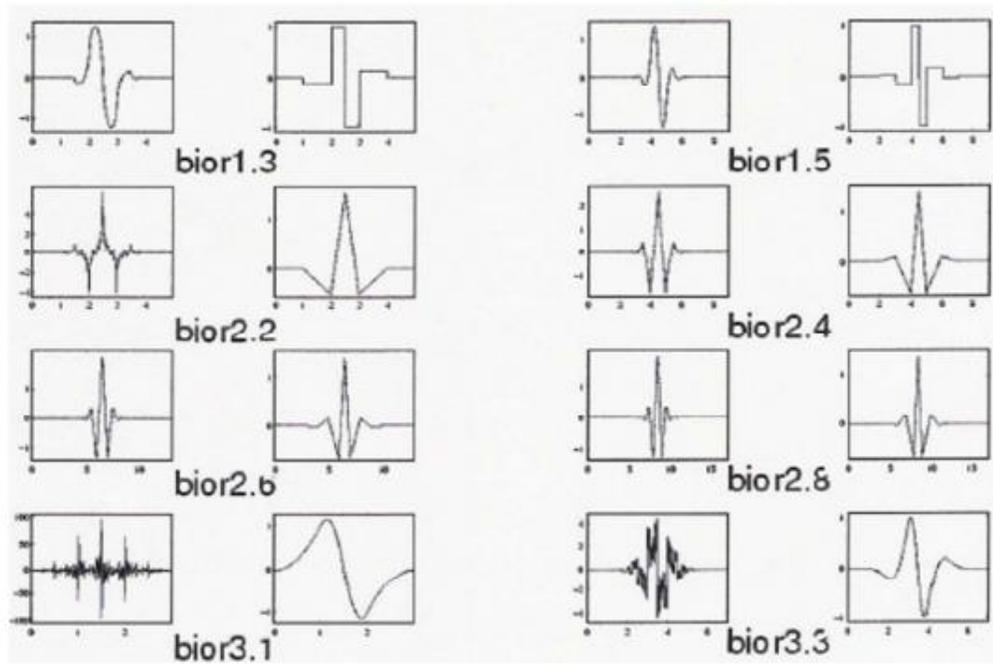
**WAVELETS BIORTOGONALES.**

Para la reconstrucción de la señal es posible con los filtros FIR (Respuesta al Impulso finito, Finite Impulse Response), lo cual en las wavelets ortogonales es imposible excepto la wavelet de Haar.:

*Ilustración 3 Wavelet Biortogonal*

CARACTERISTICAS GENERALES		
Familia	Biortogonal	
Nombre corto	bior	
Orden Nr, Nd r para reconstrucción d para descomposición	Nr=1. Nd = 1, 3, 5. Nr=2. Nd = 2, 4, 6, 8. Nr=3. Nd = 1, 3, 5, 7, 9. Nr=4. Nd = 4. Nr=5. Nd = 5. Nr=6. Nd = 8.	
Ejemplos	Bior3.1, bior5.5	
Ortogonal	no	
Biortogonal	si	
Soporte compacto	si	
bior Nr. Nd	Longitud efectiva de filtro bajo	Longitud efectiva de filtro alto
bior1.1	2	2
bior1.3	6	2
bior1.5	10	2
bior2.2	5	3
bior2.4	9	3
bior2.6	13	3
bior2.8	17	3
bior3.1	4	4
bior3.3	8	4
bior3.5	12	4
bior3.7	16	4
bior3.9	20	4
bior4.4	9	7
bior5.5	9	11
bior6.8	17	11
DWT	posible	
CWT	posible	
Simetría	si	
Momentos de desvanecimiento	Nr	

Ilustración 4 wavelets bior



**LA WAVELET MEYER**

*Ilustración 5 Wavelet Meyer*

CARACTERISTICAS GENERALES	
Creada	Meyer
Nombre corto	meyr
Ortogonal	si
Biortogonal	si
Soporte compacto	no
DWT	Posible pero sin FWT
CWT	posible
Simetría	si
Soporte efectivo	[-8 8]
Algoritmo en Matlab	Meyer [phi,psi,x] = meyer(lb,ub,n); Lb=-8, ub=8, n=1024

*Ilustración 6 Grafica wavelet Meyer*

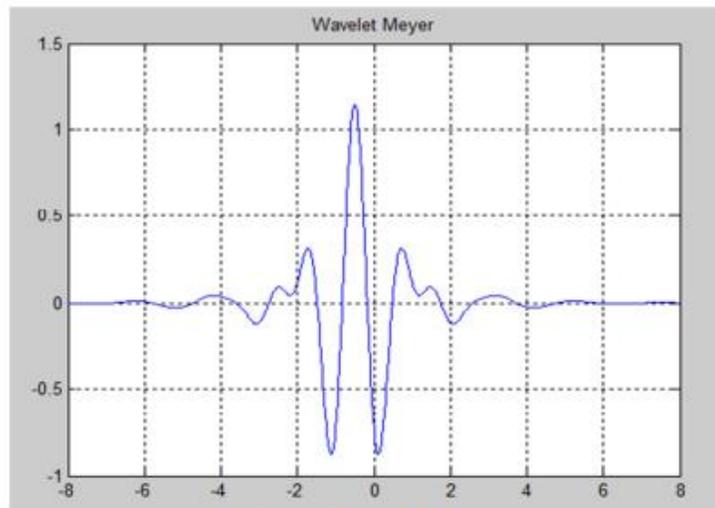
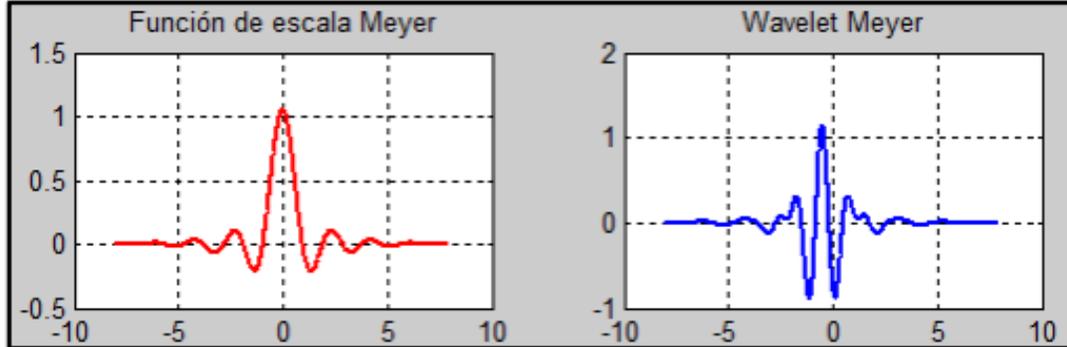


Ilustración 7 Escala Meyer



### REDUCCIÓN DE RUIDO MEDIANTE TRANSFORMADAS WAVELETS (WT).

Se requiere un desarrollo de métodos efectivos para mejorar la relación señal a ruido en señales de ERM para los casos en que no es factible realizar un número apreciable de acumulaciones.

El ruido en señales y sistemas es por definición una problemática indeseada de naturaleza incoherente y surge la necesidad de suprimirlo de dichas señales. Con respecto al marco de representaciones de las señales de ERM, hay dos dominios en los cuales el ruido puede perturbar a la señal: uno: el dominio de la señal (analógica) y dos: el dominio de los coeficientes de la WT según la wavelet madre. Respectivamente estos dos dominios pueden ser precisados como un espacio de Hilbert y como el dominio imagen de la señal.

$$\hat{s}(t) = s(t) + w(t)$$

Donde  $\hat{s}(t)$  es la señal con ruido,  $s(t)$  señal sin ruido,  $w(t)$  es el nivel de ruido.

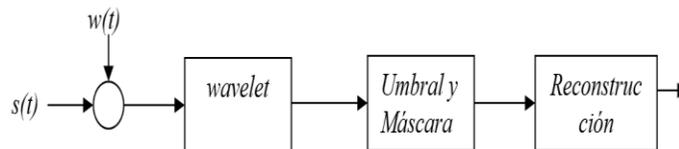
Específicamente  $w(t)$  es un proceso aleatorio ergódico en el cual cada instante de tiempo es una variable aleatoria normalmente distribuida con media cero y varianza unitaria.

Implícitamente el intento de supresión de ruido significa separar el ruido  $w$  de la señal  $s$  a través de un procesamiento de la mezcla lineal.

La figura 1 describe un modelo general para la supresión de ruido usando la Transformada Wavelet.

Sea  $x$  la señal coherente tiempo-frecuencia,  $w$  el ruido aditivo que representa una perturbación incoherente. La señal mezclada con ruido es transformada al dominio wavelet, es decir al campo de los coeficientes wavelets.

Ilustración 8 Diagrama coeficiente Wavelet



G Modelo de ruido y procesamiento de supresión incoherente.

El operador umbral lleva a cero las magnitudes pequeñas de los coeficientes wavelets manteniendo los coeficientes de mayor magnitud y la máscara  $M$  realiza efectivamente el filtraje tiempo-frecuencia operando sobre los coeficientes en tal forma que preserva ciertos coeficientes y coloca en cero los demás, es decir, en este proceso se genera un cero sobre los coeficientes pequeños, mientras que la máscara mantiene los demás que contienen la información. Los coeficientes que superan el umbral son usados

para construir una nueva versión con supresión de ruido, mediante un algoritmo apropiado de reconstrucción.

Existen dos tipos básicos de algoritmos de reconstrucción que dependen de la representación y de la wavelet utilizada que son:

Conjunto de muestras tiempo-frecuencia irregular.

Muestreo tiempo frecuencia regular semilog.

Estos dos tipos de algoritmos de reconstrucción utilizan métodos iterativos y no iterativos.

Surge la necesidad de realizar un estudio comparativo y sistemático de métodos de reducción de ruido en señales de RMN y en particular con las wavelets.

El resultado es la evaluación de métodos más eficientes para el procesamiento de señales FIDs de ERM. Para ver la efectividad en esta tarea se requiere un análisis de los métodos de predicción lineal, para establecer el error generado en los parámetros iniciales y lograr una mejora de los métodos convencionales.

¿Qué es la supresión de ruido por encogimiento de wavelets (WSD)?

Primero, es conveniente aclarar que no es una técnica de suavizado ("smoothing" en idioma inglés), a pesar del uso de algunos autores del término smoothing como un sinónimo del término denoising. Mientras que el suavizado es un proceso de filtrado que elimina las altas frecuencias y retiene las bajas frecuencias, la supresión de ruido intenta eliminar todo el ruido presente y preservar la señal independientemente del contenido de frecuencia de este.

Segundo, es una supresión de ruido que se basa en la aplicación de umbrales, supresión de unos coeficientes y encogimiento (contracción de sus valores) de otros en el dominio de la transformada wavelet, lo cual constituye un proceso no lineal.

Tercero, este consiste en tres pasos:

Una transformación wavelet directa lineal.

Supresión de ruido por encogimiento no lineal de wavelets.

Una transformación wavelet inversa lineal.

Debido al encogimiento no lineal de coeficientes en el dominio de transformación, este procedimiento es diferente de aquellos métodos de supresión de ruido que son completamente lineales.

Finalmente, la supresión de ruido por encogimiento de wavelets es considerado un método no paramétrico, de este modo es diferente de métodos en los que se estiman parámetros por un modelo particular que se debe asumir a priori.

Cabe anotar que las novedades científicas del presente trabajo se relacionan con:

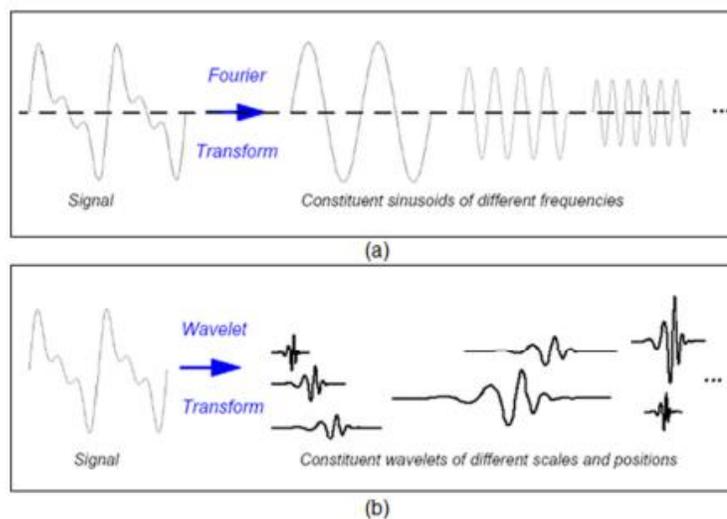
La determinación del tipo de wavelets a utilizar en el manejo de señales de ERM así como la obtención de los parámetros: criterio de umbral y cantidad de niveles de descomposición más favorables para el proceso de reducción de ruido.

El desarrollo de un nuevo método de reducción de ruido en señales de ERM que combina la técnica mediante la contracción de wavelets (WSD) y el algoritmo de reducción de ruido de Cadzow (CDA).

Cabe anotar que los resultados obtenidos en la presente investigación sólo han sido validados para el caso de ruido blanco gaussiano, dado que es el tipo de ruido que mejor se ajusta a los modelos estocásticos de ERM.

Comparación de (a) Plano tiempo-frecuencia para STFT (b) Plano tiempo-frecuencia para TW.

*Ilustración 9 Frecuencia TW*



## DESARROLLO

En el desarrollo de la relación señal a ruido tenemos que:

$$[2] \quad RSNR = 20 * \log \left[ \frac{norm(fid)}{norm(fid - fidruidoso)} \right]$$

Donde la notación *norm* se refiere al cálculo de la magnitud de la matriz FID.

Eliminación de ruido mediante la TW

El filtrado mediante la transformada wavelet es un proceso de eliminación de ruido a partir de la selección de bandas de frecuencias, existen diversos métodos para llevar a cabo este tipo de procedimiento, cabe señalar, en este documento se hace énfasis en el siguiente:

1. Cargar la señal.
2. Realizar la descomposición de la señal mediante la TW seleccionada hasta un nivel N.
3. Determinar un umbral para referenciar los coeficientes.
4. Regenerar la señal usando los umbrales modificados.

## FILTROS WAVELET

Una imagen/volumen puede ser interpretada como una función 2-dimensional/3-dimensional de soporte compacto. Los valores de esta función, representados en una matriz 2D/3D  $I$ , son una buena aproximación a los coeficientes de la transformada wavelet o wavelet frame a escala 0 (en la Transformada Wavelet Discreta). En adelante se utiliza solamente el termino wavelet frame, el cual incluye también al termino wavelet habitual, y los coeficientes en dicha base wavelet fríame se denominan coeficientes de detalle. En el caso general unidimensional, un vector  $f$  puede interpretarse como una función constante a trozos de longitud 1 y, por tanto,

*Ilustración 10 constante a trozos*

$$d_j^a[n] := \langle \psi_{j,n}^a, f \rangle, \quad j \in \mathbb{Z}, a \in \mathbb{N}$$

con  $d_j^a[n] = 0$  si  $j \geq 0$ . Dada la descomposición de los wavelet frames en la base ortonormal de Haar,  $\{(\widehat{\psi^a})_i\}_i$ ,  $a \in \mathbb{N}$ , se tiene que, para  $j < 0$ ,

$$d_j^a[n] = 2^{j/2} \sum_{\substack{0 \leq u < -j \\ 0 \leq v < 2^u}} \overline{(\widehat{\psi^a})_{2^u+v}} \sum_{0 \leq k < 2^{-j-u}} (-1)^{\lfloor \frac{k}{2^{-j-u-1}} \rfloor} f(2^{-j}n + 2^{-j-u}v + k),$$

Expresión que permite el cálculo exacto de los coeficientes de detalle hasta una escala concreta. 183 El caso multirresolucion es más sencillo, pues hace uso de la relación existente entre los wavelet frames y los filtros involucrados en las ecuaciones de doble escala (1.6) y (1.10). Concretamente, dado un vector  $f$ , el cual se interpreta como los coeficientes de refinamiento a escala 0,  $s_0 = f$ , se tiene que los coeficientes a escala  $j > 0$ , si  $d_j$ , pueden ser calculados en función de dichos filtros y los coeficientes de refinamiento a escala  $j - 1$ ,  $s_{j-1}$ , mediante el algoritmo en cascada, dado en el Teorema 13

para el caso de wavelets multirresolución y para el caso de wavelet frames ajustados multirresolución. La generalización a los casos multidimensionales se realiza mediante el uso de bases separables, lo que corresponde a la aplicación de las diferentes descomposiciones unidimensionales (general o multirresolución) en cada una de las dimensiones. Las interferencias provocadas por el ruido modifican los detalles de las imágenes/volúmenes de resonancia magnética y, a medida que el ruido aumenta, más niveles de descomposición en wavelet frames se ven afectados. Los coeficientes en wavelet frames pueden ser filtrados para eliminar el ruido de la correspondiente imagen/volumen. Los dos filtros siguientes, propuestos por Donoho y Johnstone [5] y Nowak [1] sobre una descomposición wavelet multirresolución, se utilizan para analizar la eficiencia del nuevo filtro presentado en la siguiente sección. En particular, dadas las sucesiones de coeficientes de detalles  $d_\alpha = (d_\alpha[k])_{k=1}^{N_\alpha}$  y la sucesión de coeficientes de refinamiento  $s_j = (s_j[k])_{k=1}^{N_j}$  de una imagen/volumen  $I$  (donde  $N_\alpha$  representa el número de escalas y posiciones para cada  $\alpha$  y  $N_j$  es el número de escalas y posiciones para cada  $j$ ), los filtros se definen, en el dominio wavelet,

Transformada de Fourier en ventanas (WFT): Los átomos de Gabor se construyen mediante traslación en tiempo y en frecuencia de una función  $g$ , real y par, denominada ventana, es decir.

$$g_{u,\xi}(t) = g(t - u)e^{i\xi t}, \quad t \in \mathbb{R}, \quad u, \xi \in \mathbb{R}. \quad (5)$$

La función  $g(t)$  se caracteriza por concentrar su energía en un entorno de 0 de longitud  $\sigma_t = p \text{ Var}(g)$ . Su transformada de Fourier es

$$\hat{g}(\omega) = \int_{\mathbb{R}} g(t)e^{-i\omega t} dt, \quad \omega \in \mathbb{R}. \quad (6)$$

Transformada wavelet continua (CWT): Trabajando en reflexión sismológica, Morlet observaba que los pulsos modulados enviados al subsuelo tienen una duración demasiado alta a altas frecuencias, lo cual dificulta separar los ecos en capas poco espaciadas. Para solventar ese problema, Morlet pensó en enviar ondas más cortas en altas frecuencias en lugar de emitir pulsos de igual duración. Dichas ondas se obtienen mediante escalado de una sola función denominada wavelet. Por otra parte, Grossmann, el cual estaba trabajando en física teórica, reconoció en el enfoque de Morlet algunas ideas que estaban cerca de su propio trabajo sobre los estados cuánticos coherentes. Así pues, casi cuarenta años después de Gabor, Morlet y Grossmann reiniciaron una colaboración entre la física teórica y el procesamiento de señales, lo que llevó a la formalización de la transformada wavelet 35 continua [6]. A pesar de todo, estas ideas no eran totalmente nuevas para los matemáticos que trabajaban en el análisis armónico, o para los investigadores del estudio de la visión por ordenador que estudiaban el procesamiento multiescalar de imágenes.

## **DETERMINACIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE LAS WT UTILIZANDO TÉCNICAS DE MONTE CARLO.**

Se desarrolla un nuevo método jerárquico para la simulación Monte Carlo de campos aleatorios llamado método de ondículas de Fourier y se aplica a campos aleatorios gaussianos isotrópicos con funciones de densidad espectral de ley de potencia. Esta técnica se basa en la descomposición ortogonal de la representación integral estocástica de Fourier del campo utilizando wavelets. La wavelet de Meyer se usa aquí porque sus propiedades de decaimiento rápido permiten una representación muy compacta del campo. Se demuestra que el método de ondículas de Fourier es sencillo de implementar, dada la naturaleza de los cálculos previos necesarios y los cálculos de tiempo de ejecución, y produce resultados comparables con el comportamiento de escala durante tantas décadas como los métodos de ondículas múltiples del espacio físico desarrollados recientemente por dos de los autores Sin embargo, el método Fourier-wavelet desarrollado aquí es más flexible y, en particular, se aplica a espectros anisotrópicos generados a través de soluciones de ecuaciones diferenciales. Los resultados de la simulación utilizando esta nueva técnica y la conocida técnica de simulación no jerárquica, el método de aleatorización, se dan y comparan tanto para un problema de modelo de capa de corte simple como para un campo aleatorio gaussiano isotrópico bidimensional. Los resultados del método de ondículas de Fourier son más precisos para cantidades estadísticas que dependen de momentos superiores al orden 2, además de mostrar un decaimiento bastante suave a cero en las escalas más pequeñas que el régimen de escalado en comparación con los resultados del método de aleatorización.

A continuación, se muestra una técnica de eliminación de ruido, utilizando las wavelets de rbio y dmey según [2]

Determinación de la mejor wavelet para la eliminación de ruido del FID.

Una valoración de las diferentes wavelets ['haar'; 'db2'; 'db3'; 'db4'; 'db5'; 'db6'; 'db7'; 'db8'; 'db9'; 'db10'; 'sym2'; 'sym3'; 'sym4'; 'sym5'; 'sym6'; 'sym7'; 'sym8'; 'coif1'; 'coif2'; 'coif3'; 'coif4'; 'coif5'; 'bior1.1'; 'bior1.3'; 'bior1.5'; 'bior2.2'; 'bior2.4'; 'bior2.6'; 'bior2.8'; 'bior3.1'; 'bior3.3'; 'bior3.5'; 'bior3.7'; 'bior3.9'; 'bior4.4'; 'bior5.5'; 'bior6.8'; 'rbio1.1'; 'rbio1.3'; 'rbio1.5'; 'rbio2.2'; 'rbio2.4'; 'rbio2.6'; 'rbio2.8'; 'rbio3.1'; 'rbio3.3'; 'rbio3.5'; 'rbio3.7'; 'rbio3.9'; 'rbio4.4'; 'rbio5.5'; 'rbio6.8'; 'dmey']; fue utilizada en las señales S1a y S9 cuyos parámetros aparecen en. Dichas señales fueron contaminadas con ruido blanco gaussiano [4], con valor medio nulo, para una  $SNR=5$  dB, (dado que este valor es un nivel típico para señales “in vivo”) y sus partes reales depuradas del ruido con WSD empleando  $J=5$  niveles de descomposición y usando la regla del umbral *rigrsure*. El comportamiento de las diferentes wavelets se expresó en términos de la *SNR residual*. [2]

*Ilustración 11 Resultados Wavelet*

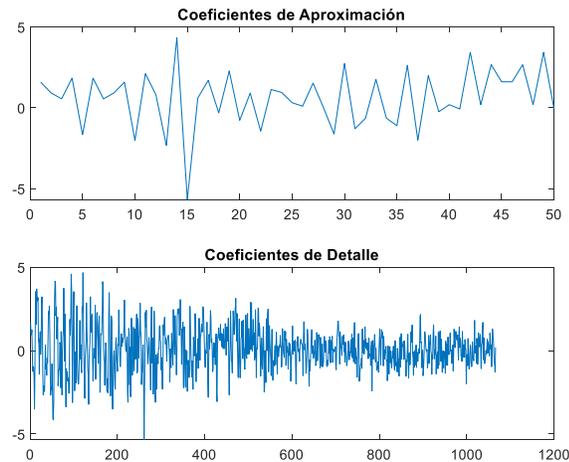
		SEÑAL S1a		SEÑAL S9	
WAVELET	RSNR(db) Valor medio	RSNR (db) Desviación estándar	RSNR (db) Valor medio	RSNR (db) Desviación estándar	
Rbio 2.2	5.1479	1.4659	4.8221	1.7741	
Rbio 3.1	-2.1538	1.1310	-0.0043	1.5478	
Rbio 4.4	5.0940	1.3315	6.9007	1.4925	
Dmey	4.0418	0.9979	7.1346	1.3061	

Para una asignación de la mejor wavelet, Rbio y Dmey SNR=5db, J=5 umbral y Para este caso la **Rbio 2.2** presenta la mejor realización dentro de las familias escogidas.

*Ilustración 12 Tabla de resultados Dmeyer*

sqtwologuwn	Dmey	6.2012	1.1152	7.4668	1.4636
Sqtwologuwn	Dmey	4.7469	1.7086	5.2145	1.5480
penalhi	Dmey	4.2545	1.5909	7.2656	1.6452
penaime	Dmey	6.6164	1.3990	7.0977	1.5139
penallo	Dmey	4.0418	0.9979	7.1346	1.3061

*Ilustración 13 coeficientes para Dmey y Rbio*



La primera gráfica muestra los coeficientes de aproximación en cada nivel de descomposición. Estos coeficientes representan la componente de baja frecuencia de la señal original. En la gráfica, el eje x representa el índice del coeficiente y el eje y representa el valor del coeficiente. Esta gráfica permite visualizar cómo se distribuyen los coeficientes de aproximación en cada nivel de descomposición.

La segunda gráfica muestra los coeficientes de detalle en cada nivel de descomposición. Estos coeficientes representan las componentes de alta frecuencia de la señal original. Al igual que en la gráfica anterior, el eje x representa el índice del coeficiente y el eje y representa el valor del coeficiente. Esta gráfica permite visualizar cómo se distribuyen los coeficientes de detalle en cada nivel de descomposición.

En general, estas gráficas proporcionan información sobre la energía o la contribución de diferentes frecuencias en la señal original. Los coeficientes de aproximación de baja frecuencia suelen capturar las características generales de la señal,

mientras que los coeficientes de detalle de alta frecuencia capturan los detalles o las variaciones finas en la señal.

Además de las gráficas, el código también muestra la estructura de descomposición en cada nivel en la ventana de comandos. Esto te brinda información sobre la cantidad de coeficientes en cada nivel y la organización de la transformada wavelet en resonancia.

### CÓDIGO EN MATLAB

```
% Señal para Rbio, Dmey
x = randn(1, 1024); % Señal de ruido blanco

% Parámetros de la transformada wavelet en resonancia
waveletName = 'bior3.9'; % Nombre de la familia de wavelets biortogonal
waveletLevel = 5; % Nivel de descomposición

% Realizar la transformada wavelet en resonancia
[C, S] = wavedec(x, waveletLevel, waveletName);

% Obtener los coeficientes de detalle y aproximación en cada nivel
approximationCoeffs = C(1:S(1));
detailCoeffs = C(S(1)+1:end);

% Visualizar los coeficientes de aproximación y detalle
figure;
subplot(2, 1, 1);
plot(approximationCoeffs);
title('Coeficientes de Aproximación');
subplot(2, 1, 2);
plot(detailCoeffs);
title('Coeficientes de Detalle');

% Mostrar la estructura de descomposición en cada nivel
disp('Estructura de Descomposición:');
disp(S);
```

## **CONCLUSIONES**

Las wavelets son empleadas en el procesamiento de señales debido a su característica principal que hace posible una mejor concentración entre tiempo y frecuencia.

En análisis periódicos, la transformada wavelet es una buena solución, pero puede ser superada o igualada por las diferentes transformadas, pero en señales no transitorias, la transformada wavelet es muy utilizada por obtener los diferentes detalles tanto en el tiempo, escala y frecuencia.

Al existir varias familias wavelets, es necesario realizar un análisis con cada una de ellas, para así llegar a una correcta elección, ya que en el procesamiento de imágenes cada caso es un mundo diferente; pero en los diferentes estudios realizados la familia wavelet ortogonal es la más utilizada por sus aciertos en las investigaciones

## Bibliografía

- [1] M. s. V. m. hHernandez Carbonero, «Computed Tomography,» 2017.
- [2] H. F. C. d. Greiff, «] Reducción de ruido en señales de espectroscopia de resonancia magnética mediante transformadas wavelets,» 2008.
- [3] v. A. R. mendez, «desarrollo de modulacion de aplicaciones para sistemas open surce pacs,» 2010.
- [4] j. F. Schenck, «El papel de la susceptibilidad magnética en la resonancia magnética: compatibilidad magnética de IRM del primer y segundo tipo.,» 2012.
- [5] p. parada, «Principios de Comunicaciones ruido blanco y procesos gaussianos,» 2010.
- [6] d. L, «] de-noising by soft-thresholding,» 2011.
- [7] H. F. C. d. Greiff, «Reducción de ruido en señales de Resonancia Magnética: Empleo de la Transformada "Wavelet",» 2008.