

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA**



**FILTRADO Y DISCRIMINACIÓN DE SEÑALES USANDO EL
MÉTODO DE TRANSFORMADA WAVELETS**

INFORME DE SUFICIENCIA

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
INGENIERO ELECTRÓNICO**

PRESENTADO POR:

WAYER LUIS OSORES VILLAGARAY

PROMOCIÓN 1995-I

**LIMA - PERU
2005**

Dedico este trabajo a mi
esposa e hija y padres.

**FILTRADO Y DISCRIMINACIÓN DE SEÑALES
USANDO EL MÉTODO DE TRANSFORMADA
WAVELET**

SUMARIO

Elaboración de una herramienta que permita filtrar y discriminar Sub Bandas de distintos tipo de señal, principalmente de audio y voz.

La realización de este trabajo está justificada por la utilidad que va a tener en el análisis y procesamiento de las señales de audio y voz; finalmente luego del desarrollado del problema va a ser posible llegar a obtener bandas de frecuencia de diferentes señales y analizar el comportamiento de estas, para poder codificarlas independientemente.

A través de algoritmos de programación y aplicando consecutivamente decimadores a una señal es posible obtener las distintas sub bandas que conforman el espectro de la señal de entrada, dichas señales podrán ser de tamaño variable y no necesariamente adyacentes.

Posteriormente la reconstrucción de la señal conformada por las sub bandas extraídas, podrá ser hecha a través de interpolares.

El resultado es construir una herramienta que permita, a partir de una señal, discriminar y obtener Sub Bandas de tamaño variable y de acuerdo a lo requerido. A través de la herramienta construida, estudiar el esquema de descomposición de una señal aplicando, filtrajes consecutivos y Sub Performance en la discriminación y extracción de Sub Bandas que conforman el espectro de la señal de entrada.

ÍNDICE

PROLOGO

CAPITULO I

MARCO CONCEPTUAL Y TEÓRICO

| | | |
|-------|---|----|
| 1.1 | Reseña Histórica | 3 |
| 1.2 | Marco Conceptual | 4 |
| 1.3 | Análisis de Fourier y Wavelet | 10 |
| 1.4 | Transformada Continua Wavelet | 12 |
| 1.4.1 | Escalamiento | 13 |
| 1.4.2 | Desplazamiento | 15 |
| 1.4.3 | Propiedades Wavelets | 17 |
| 1.5 | Transformada Discreta Wavelet | 19 |
| 1.5.1 | Filtración de una fase | 20 |
| 1.5.2 | Descomposición múltiple nivel | 23 |
| 1.5.3 | Número de Niveles | 24 |
| 1.5.4 | Reconstrucción de Wavelet | 24 |
| 1.5.5 | Filtros de Reconstrucción | 25 |
| 1.5.6 | Reconstruyendo de Aproximaciones y Detalles | 27 |
| 1.5.7 | Relación de Filtros a formas de Wavelet | 30 |

CAPITULO II

ANÁLISIS DE LOS HECHOS

| | | |
|-----|---|----|
| 2.1 | Elementos | 31 |
| 2.2 | Método | 33 |
| 2.3 | Programa y algoritmos desarrollados | 33 |

CAPITULO III

RESULTADOS

| | | |
|-----|---|----|
| 3.1 | Caso primero: Suma de senos | 34 |
| 3.2 | Caso segundo: Suma de senos con ruido | 38 |
| 3.3 | Caso tercero: Señal de voz | 40 |
| 3.4 | Caso cuarto: Señal de voz con ruido..... | 46 |

| | |
|---------------------------|----|
| CONCLUSIONES | 49 |
|---------------------------|----|

ANEXO A

| | | |
|-----|---|----|
| A.1 | Listado de programas en código Matlab | 52 |
| A.2 | Diagrama de flujos de los programas | 61 |

ANEXO B

| | | |
|-----|---------------------------------|----|
| B.1 | Aplicaciones con Wavelets | 67 |
|-----|---------------------------------|----|

| | |
|---------------------------|----|
| BIBLIOGRAFÍA | 74 |
|---------------------------|----|

PROLOGO

En la actualidad, muchos estudios sobre las señales utilizan herramientas que le permiten observarla en el tiempo y en la frecuencia, y el análisis de las señales a través de la transformada Wavelets [2] también busca representar la señal en estas dos resoluciones. La ventaja del análisis Wavelets, es que nos da como resultado componentes que nos permiten conocer las frecuencias de una señal en instantes precisos del tiempo.

Cuando a una señal se le aplica la transformada Wavelet, se obtienen componentes denominados de Aproximación y Detalle. Para obtener estas componentes en el análisis Wavelet se utilizan métodos de filtraje sucesivo con lo cual la señal se va discriminando en Sub Bandas. El uso de éste método para los propósitos de este trabajo es tomado como referencia para titularlo "Filtraje y discriminación de señales usando el método de transformada Wavelets", que como conclusión nos deberá dar una herramienta para el análisis de las señales, así como para diferentes aplicaciones.

A través de las herramientas de Matlab [versión 5.3], para obtener los coeficientes de la transformada Wavelet de una señal, se elabora el algoritmo que permite llegar hasta la Sub Banda que deseamos seleccionar

para luego reconstruirla, obteniendo una señal en el tiempo con el ancho de banda preseleccionado.

En la primera parte del trabajo se describe la historia del método de Wavelet, así también se explica todos los conocimientos para entender lo que es la Transformada Wavelet, y finalmente se describe la metodología a utilizar para el desarrollo de la aplicación de esta tesis.

CAPITULO I

MARCO CONCEPTUAL Y TEÓRICO

1.1 Reseña Histórica

La primera mención grabada de lo que nosotros llamamos ahora un “el Wavelet” se inicia en 1909, en una tesis por Alfred Haar.

El concepto de Wavelets en su forma teórica presente, se propuso primero por Jean Morlet y el equipo en la Marsella trabajando “Theoretical Physics Center” bajo Alex Grossmann en Francia.

Los métodos de análisis del Wavelet han sido desarrollados principalmente por Y. Meyer y sus colegas que han asegurado los métodos de disseminación. Los algoritmos principales datan de los trabajo de Stéphane Mallat en 1988. Desde entonces, la investigación de los Wavelets se ha puesto Internacional. Dicha investigación es particularmente activa en los Estados Unidos dónde están los principales trabajos de los científicos como Ingrid Daubechies, Ronald Coifman, y Víctor Wickerhauser.

El dominio del Wavelet está creciendo muy rápidamente. Se publican muchos documentos matemáticos y los ensayos prácticos todos los meses.

Los Wavelets traen sus propios beneficios para ese ambiente: una probabilidad local, una probabilidad multiescala, y el análisis tiempo-escala. Ellos demuestran que los senos y cosenos no son lo único útil de las

funciones y que otras bases hechas de funciones raras sirve para buscar otra señal externa.

Recientemente, determinaron que los Wavelets es la mejor manera de comprimir gran información de huellas digitales. Éste no sólo es un hito que resalta el práctico valor de Wavelets, sino también ha demostrado ser un proceso instructivo para los investigadores que están involucrados en el proyecto.

Por todas partes alrededor de nosotros tenemos señales que pueden analizarse. Así, por ejemplo: los temblores sísmicos, el discurso humano, las vibraciones del artefacto, las imágenes médicas, financiero, los datos, música, y muchos otros tipos de señales. El análisis de Wavelet es un nueva y prometedor configuración de herramientas y técnicas para analizar estas señales.

Una apreciación rápida de los Wavelets es que tienen aspectos de escala y aspecto de tiempo, por consiguiente cada aplicación tienen aspectos de escala y tiempo. Para los *aspectos de escala*, presentamos una idea alrededor del concepto de regularidad local. Para *aspectos de tiempo*, presentamos una lista de dominios.

1.2. Marco Conceptual

Actualmente los analistas de señales ya cuentan a su disposición de un gran sin número de herramientas; dentro de los más conocido de éstas es el *Análisis de Fourier*, el cual descompone una señal en senos, constituidos de diferentes frecuencias. Otra manera de pensar en *Análisis de Fourier* es

El STFT representa un orden de compromiso basado entre vista de una señal en el tiempo y frecuencia. Proporciona algo de información sobre ambos, cuando y qué frecuencias un evento señalado ocurre. Sin embargo, sólo se puede obtener esta información con una precisión limitada, y esa precisión es determinada por el tamaño de la ventana. Mientras los componentes de la STFT entre la información del tiempo y frecuencia son útiles, el inconveniente se da que una vez que se escoge un tamaño particular de la ventana de tiempo, este mismo es para todo las frecuencias. Muchos señales requieren un acercamiento más flexible uno dónde nosotros podemos variar el tamaño de la ventana para determinar con más precisión tiempo o frecuencia.

El análisis de Wavelet representa una técnica de “Ventanas” con regiones de tamaños variables (*ver figura 1.1*). El análisis de Wavelet permite el uso de intervalos de tiempo largos donde queremos la información de baja frecuencia más precisa, y las regiones más cortas donde nosotros queremos la información de alta frecuencia.

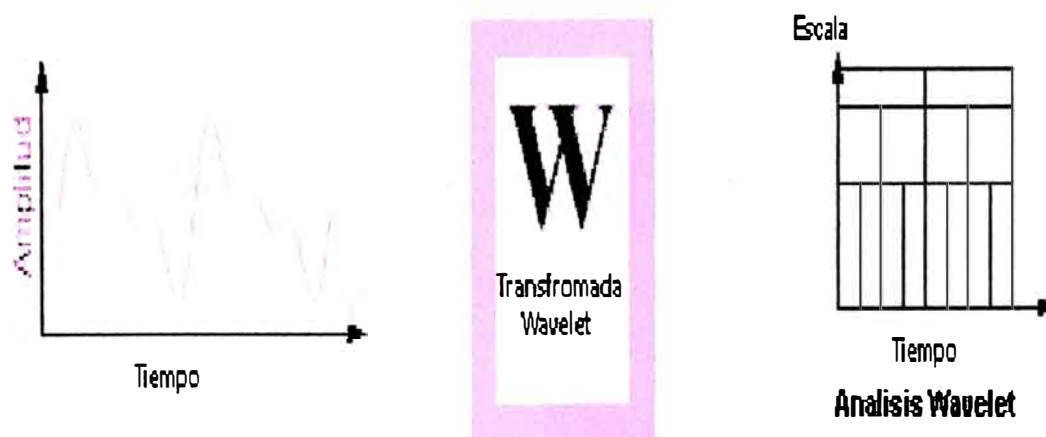


Figura 1.1: Análisis Wavelet.

Una gran ventaja del Wavelets es la habilidad para realizar un análisis local es decir, analizar un área localizada de un gran señal.

Considere un señal sinusoidal con una discontinuidad pequeña (ver *figura 1.2*), una tan diminuto que sea escasamente visible. Semejante señal podría generarse fácilmente en el mundo real, quizás por una fluctuación de una fuente de poder o un ruido.



Figura 1.2: Muestra de una señal seno con discontinuidad.

En el dibujo siguiente (*Figura 1.3*) los coeficientes de Fourier (proporcionados por los comandos del FFT) de esta señal no muestra nada particularmente interesante: sólo un espectro llano con dos crestas, representando una sola frecuencia. Sin embargo, una parcela de coeficientes del Wavelet claramente muestra la situación exacta en el tiempo de la discontinuidad.

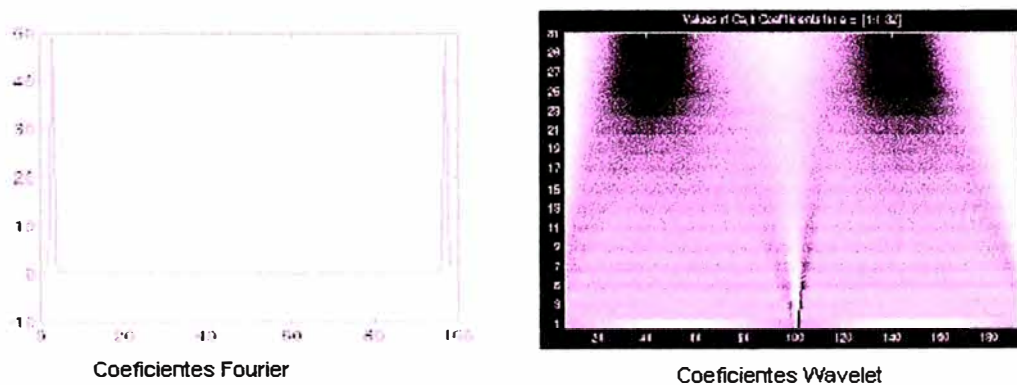


Figura 1.3: Coeficientes de Fourier y Wavelet.

El análisis de Wavelet es capaz de revelar aspectos de datos que otras técnicas de análisis de señales pierden, aspectos como las tendencias, discontinuidades en las derivadas más altas, y similares desplazamientos. Además, porque permite el lujo de una vista diferente de datos que aquellas técnicas tradicionales presentan, el análisis del Wavelet puede comprimir a menudo una señal de ruido sin la degradación apreciable.

De hecho, en su historia breve dentro del campo del proceso señalado, los Wavelets tienen demostrado ser una adición indispensable al analista, con una colección de herramientas.

¿Que es el análisis Wavelet?

Un Wavelet es un forma de onda de duración limitada eficazmente que tiene un valor promedio igual a cero.

Comparando el Wavelets con una onda seno (*ver figura 1.4*) que es la base de análisis de Fourier. La onda seno no tiene limitado la duración, ellos se extienden del menos a más infinito. Y donde la onda seno es simple y predecible, en cambio los Wavelets tienden a ser irregular y asimétrico.

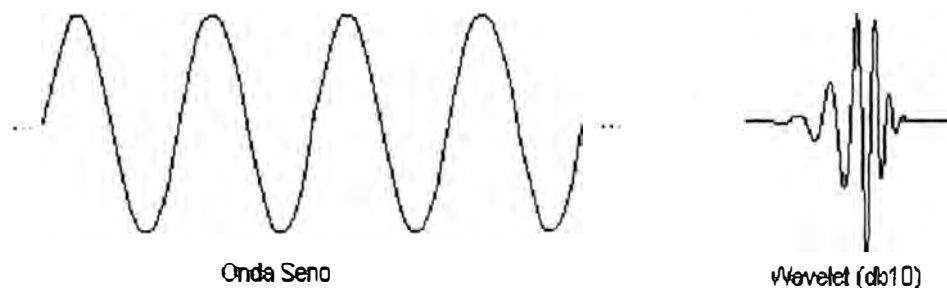


Figura 1.4: Ondas bases de Fourier y Wavelet.

El análisis de Fourier consiste en la disolución de una señal en ondas senos de varias frecuencias. Semejantemente, el análisis del Wavelet consiste en la disolución de una señal en versión de escalamiento y desplazamiento de la original (o madre) onda Wavelet.

Mirando la figura la onda Seno y Wavelet, se puede ver intuitivamente que podrían analizarse correctamente señales que tienen marcados cambios con un Wavelet irregular que con una onda seno simple, así como tenemos que algunas comidas se comen bien con un tenedor que con una cuchara.

Hemos discutido sólo datos unidimensionales que abarcan la mayoría de las señales ordinarias. Sin embargo, el análisis del Wavelet puede aplicarse a datos bidimensional (las imágenes) y, en el principio, a datos de más dimensiones.

1.3. Análisis de Fourier y Wavelet

Si suponemos que deseamos conocer exactamente todas las componentes de frecuencia presentes en un cierto momento del tiempo, entonces nosotros cortamos sólo esta ventana de tiempo usando un pulso Dirac, pero al transformar al dominio de la frecuencia, encontramos otro problema. El problema aquí es que al cortar la señal corresponde a una convolución entre la señal y la ventana de tiempo cortante. La convolución en el dominio del tiempo es equivalente a una multiplicación en el dominio de la frecuencia y dado que la transformada de un pulso Dirac contiene todas las frecuencias posibles, las componentes de frecuencia de la señal serán adheridas en el eje de la frecuencia. Ahora tenemos resolución en el tiempo pero no tenemos precisamente la resolución en frecuencia que se buscaba.

Lo descrito hace referencia al principio de incertidumbre de Heisenberg, que en términos de procesamiento de señales, indica que es imposible conocer la frecuencia exacta y el tiempo exacto de ocurrencia de esta frecuencia en una señal. En otras palabras, simplemente una señal no puede ser representada como un punto en el espacio tiempo-frecuencia.

La Transformada Wavelet o Análisis Wavelet es una solución al corto camino a través de la transformada de Fourier. En el análisis Wavelet el uso de una ventana completamente escalable y modulable soluciona el problema del corte de la señal. La ventana es desplazada a lo largo de la señal y se calcula el espectro en todas las posiciones. Este proceso es repetido varias veces con una pequeña o larga ventana para cada nuevo ciclo. Finalmente

el resultado será una colección de representaciones tiempo-frecuencia de la señal, todas con diferentes resoluciones. Es así, que de ésta colección de representaciones, nosotros podemos hablar de un análisis de multiresolución. En el caso de los Wavelets, normalmente no se habla acerca de representaciones tiempo-frecuencia, sino de representaciones tiempo-escala.

Para expresar literalmente lo que se entiende por escalas, pequeñas o grandes, hacemos una analogía con una pintura, una escala grande viene a ser la gran pintura, mientras que las escalas pequeñas son los detalles.

1.4 Transformada Continua Wavelet

Matemáticamente, el proceso de análisis de Fourier se representa por la Transformada de Fourier:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot e^{-j\omega t} dt$$

Los resultados de la transformada son coeficientes de Fourier $F(\omega)$ que cuando multiplicado por un frecuencia ω senoidal, produce las constituyentes senoides de la original señal. Gráficamente, el proceso se ve como la figura 1.5:



Figura 1.5: Transformada de Fourier.

Semejantemente, la Transformada Continua Wavelet (CWT) es definida como la suma a través de todo el tiempo de las señales multiplicada por versiones de escalas y desplazamiento de la función Wavelet ψ .

$$C(\text{escala}, \text{posición}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \Psi(\text{escala}, \text{posición}, t) \cdot dt$$

El resultado del CWT es muchos *Coefficientes Wavelet* C , el cual son función de la escala y posición.

Multiplicando cada coeficiente por el Wavelet apropiadamente escalado y desplazado, producen los componentes Wavelets (ver figura 1.6) de la señal original:

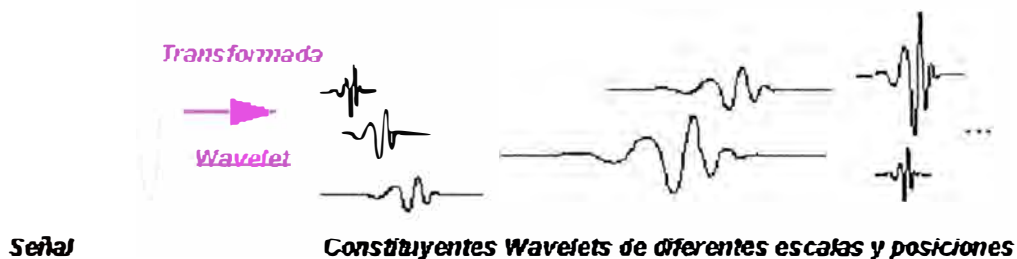


Figura 1.6: Transformada Wavelet.

1.4.1 Escalamiento

Nosotros ya hemos sugerido el hecho que el análisis del Wavelet produce una vista de una señal escala-tiempo, y ahora nosotros estamos hablando sobre escalamiento y desplazamiento Wavelets.

¿Qué exactamente nosotros queremos decir por la escalamiento en este contexto?

Escalando un Wavelet simplemente significa estirando (o comprimiendo) este.

Para ir más allá de las descripciones familiares como “estirando,” nosotros introducimos el factor de escalamiento, a menudo denotado por la letra “a”. Si nosotros estamos hablando sobre el senoides, para el ejemplo, el efecto del factor de escalamiento es muy fácil ver (*Figura 1.7*):

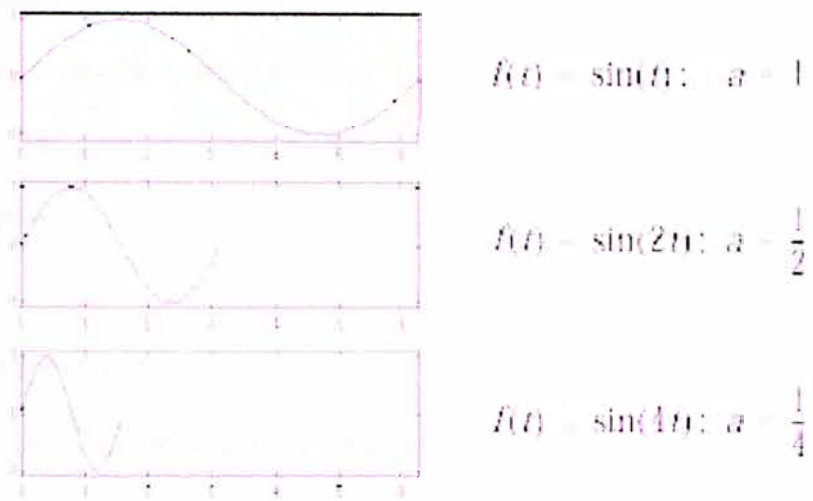


Figura 1.7: Efectos del factor de Escalamiento en una onda Seno.

El factor de escalamiento trabaja exactamente lo mismo con el Wavelets (*Figura 1.8*); el más pequeño valor de escalamiento, es el más “comprimido” Wavelet.

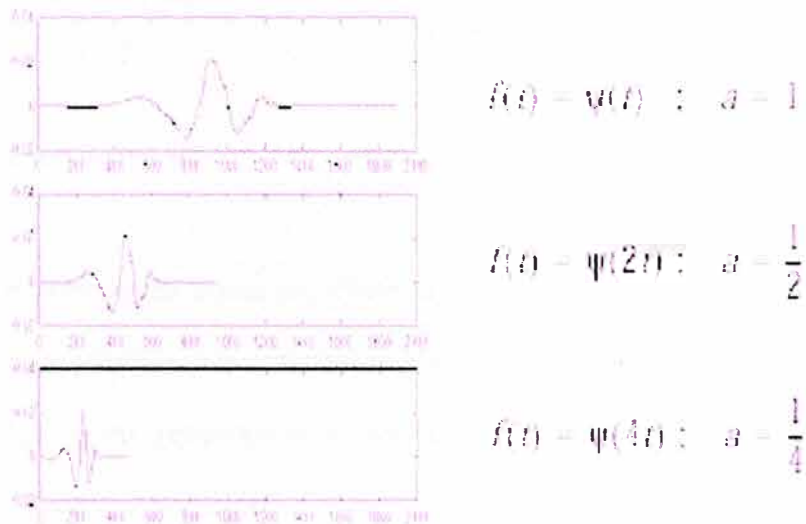


Figura 1.8: Efectos del factor de Escalamiento en una onda Wavelet.

Está claro de estos diagramas, que para un senoide $\sin(\omega t)$, el factor escala esta relacionado (inversamente) a la frecuencia de radianes ω . Similarmente, con el análisis del Wavelet, la escala está relaciona a la frecuencia de la señal.

1.4.2 Desplazamiento

Cambiando un Wavelet simplemente significa tardando (o acelerando) su embate. Matemáticamente, tardando una función f por k se representa por:

$f(t-k)$, ver figura 1.9:

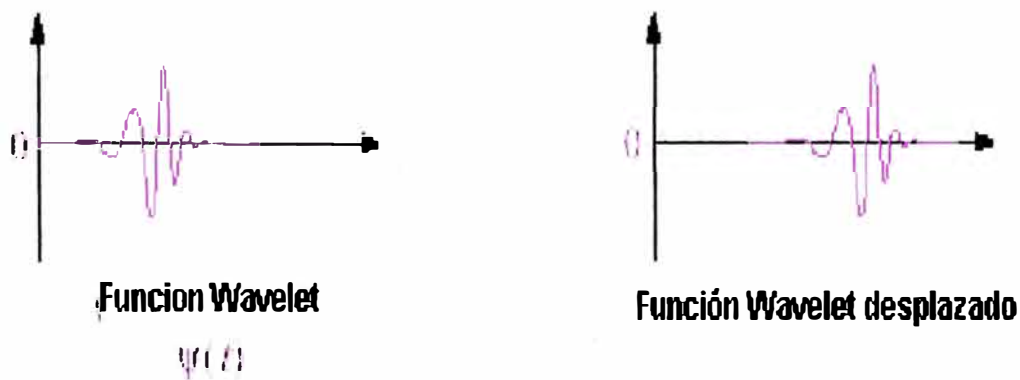


Figura 1.9: Efectos del factor de desplazamiento en una onda Wavelet.

La Transformada continua Wavelet es la suma a través del tiempo de señales multiplicadas por versiones de desplazamiento y escalamiento de los Wavelet. Este proceso produce coeficientes Wavelets que son una función de escala y posición.

El análisis descrito es conocido como la transformada Wavelet continua (CWT), formalmente escrita como:

$$\gamma(s, \tau) = \int f(t) \Psi_{s, \tau}^*(t) dt \dots\dots\dots (1.1)$$

donde * denota una conjugada compleja. Esta ecuación muestra como una función $f(t)$ es descompuesta en un conjunto de funciones básicas $\Psi_{s, \tau}(t)$ llamadas Wavelets. Las variables s y τ son las nuevas dimensiones, escala y traslación, generadas después de la transformada Wavelet.

Para completar la ecuación anterior, también indicamos la inversa de la transformada Wavelet.

$$f(t) = \iint \gamma(s, \tau) \Psi_{s, \tau}(t) d\tau ds \dots\dots\dots (1.2)$$

Los Wavelets son generados por un simple Wavelet básico $\Psi(t)$ llamado también Wavelet madre, por escalamiento y traslación:

$$\Psi_{s, \tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \dots\dots\dots (1.3)$$

En esta ecuación, s es el factor escala, τ es el factor de traslación y $s^{-1/2}$ es como la normalización de la energía de las diferentes escalas.

Es importante notar que en las tres ecuaciones anteriores no se especifican las funciones Wavelets Básicos, esta es la diferencia entre la transformada Wavelet y la transformada de Fourier. La teoría de la transformada Wavelet trata con las propiedades generales de los Wavelets y transformada Wavelets, donde se pueden diseñar los Wavelets que se requieran.

1.4.3 Propiedades Wavelets

Una de las más importantes propiedades de los Wavelets es la condición de admisibilidad, la cual debe ser satisfecha para la existencia de la transformada.

$$\int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \dots\dots\dots (1.4)$$

En (1.4) la función $\Psi(\omega)$, es la transformada de Fourier de $\psi(t)$. La condición de admisibilidad implica que la transformada de Fourier de $\psi(t)$ desaparece en la frecuencia cero, es decir:

$$|\Psi(\omega)|^2 \Big|_{\omega=0} = 0 \dots\dots\dots (1.5)$$

Esto significa que los Wavelets pueden tener un espectro similar al de un filtro pasa-banda. Un cero en la frecuencia cero significa además que el valor promedio de los Wavelet en el dominio del tiempo debe ser cero.

$$\int \Psi(t) dt = 0 \dots\dots\dots (1.6)$$

Por lo tanto $\psi(t)$ debe oscilar. En otras palabras, $\psi(t)$ es una onda.

Como se puede ver desde (1.1), la transformada Wavelet de una función unidimensional es bidimensional, la transformada Wavelet de una función bidimensional es cuatridimensional. El producto tiempo-ancho de banda de la transformada Wavelet es el cuadrado de la señal de entrada y para aplicaciones más prácticas ésta no es una propiedad deseable. Además se imponen algunas condiciones adicionales sobre las funciones Wavelet a fin de hacer que la transformada Wavelet decrezca rápidamente conforme decrece s . Estas son las condiciones regulares y ellas condicionan que la

función Wavelet tenga alguna uniformidad y concentración en ambos dominios del tiempo y la frecuencia. Regularidad es un concepto ligeramente complejo que se tratará de explicar usando el concepto de los momentos Vanishing (decrecientes).

Si expandimos la transformada Wavelet en series de Taylor para $t = 0$ hasta el orden n (dejamos $\tau = 0$ por simplicidad) tendremos:

$$\gamma(s,0) = s^{-1/2} \left[f^{(p)}(0) \int (t^p / p!) \psi(t/s) dt + O(n+1) \right] \dots\dots\dots (1.7)$$

Aquí $f^{(p)}$ posición para la p^{th} derivada de f y $O(n+1)$ representa el resto de la expansión. Ahora si nosotros definimos los momentos del Wavelet por M_p ,

$$M_p = \int t^p \psi(t) dt \dots\dots\dots(1.8)$$

Entonces nosotros podemos escribir (1.7) como el desarrollo finito:

$$\gamma(s,0) = s^{-1/2} \left[f(0)M_0s + (f^{(1)}(0) / 1!)M_1 s^2 + (f^{(2)}(0) / 2!) M_2 s^3 + \dots \dots + (f^{(n)}(0) / n!)M_n s^{n+1} + O(s^{n+1}) \right] \dots\dots\dots (1.9)$$

De la condición de admisibilidad nosotros ya tenemos que el 0^{th} momento $M_0 = 0$ ya que el primer término en el lado derecho de (1.9) es 0. Si nosotros consideramos la generación de los otros momentos arriba de M_n cero como buenos, entonces los coeficientes $\gamma(s,\tau)$ de la transformada Wavelet decaerán tan rápido como s^{n+2} para una señal $f(t)$. Esto es conocido en literatura como los momentos Vanishing u orden de aproximación. Si un Wavelet tiene N momentos Vanishing, entonces el orden de la transformada Wavelet es también N . Los momentos no tienen que ser necesariamente cero, un pequeño valor es generalmente suficiente. En

efecto, investigaciones experimentales sugieren que el número de momentos Vanishing requeridos dependen fuertemente de la aplicación.

1.5. Transformada Discreta Wavelet

Calculando los coeficientes del Wavelet en cada posible escala es una muestra de la cantidad de trabajo, y genera un tremendo lote de datos. ¿Qué si nosotros escogemos sólo un subconjunto de escalas y posiciones en el cual hacemos nuestros cálculos?. Resulta algo notable, que si nosotros escogemos las escalas y posiciones basadas en potencias de dos así llamado escalas y posiciones dyadic, entonces nuestro análisis será mucho más eficaz y así como exacto. Obtenemos semejante análisis en la Transformada Discreta de Wavelet (DWT)[1].

Una manera eficaz de llevar a cabo este esquema que usa los filtros, se desarrolló en 1988 por Mallat (vea [4] en las “Referencias”). El algoritmo de Mallat es de hecho un esquema clásico conocido en la comunidad de Procesamientos de Señales, como un codificador de sub bandas de dos canales (vea [5] en las “Referencias “).

Este muy practico algoritmo de filtración producen una rápida Transformada Wavelet; un apartado de pasos señalados, y afuera los coeficientes del Wavelet surgen rápidamente. Examinemos esto en más profundidad.

1.5.1 Filtración de una fase: Aproximaciones y Detalles

Para muchas señales, el volumen de baja frecuencia es la parte más importante. Esto es lo que da su identidad a la señal. El contenido de la alta frecuencia, por otro lado, imparte el sabor o matiz. Considere la voz humana. Si usted quita los componentes de alta frecuencia, la voz parece diferente, pero usted todavía puede decir lo que está diciéndose. Sin embargo, si usted quita bastantes de los componentes de baja frecuencia, usted oye la charla incoherente.

En el análisis del Wavelet, nosotros hablamos a menudo de *Aproximaciones* y *Detalles*. Las *Aproximaciones* son las altas escalas, componentes de baja frecuencia de la señal. Los *Detalles* son las bajas escalas, componentes de alta frecuencia.

El proceso de filtración (*figura 1.10*), a su más nivel básico, se parece a:

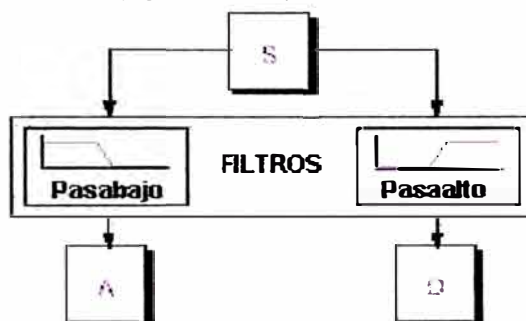
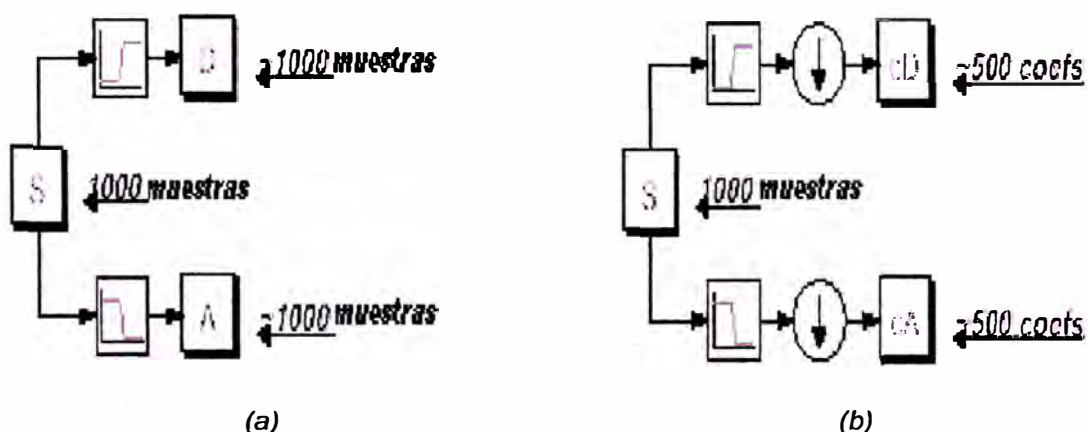


Figura 1.10: Proceso de Filtración.

La señal original S , pasa a través de dos filtros complementarios y surge como dos señales. Lamentablemente, si nosotros realizamos este funcionamiento realmente en una señal digital, nosotros concluimos en el doble de datos como nosotros empezáramos. Suponga, por ejemplo, que la señal original S contiene 1000 muestras de datos. Entonces las señales

resultantes entregan cada uno 1000 muestras (*Figura 1.11-a*), por un total de 2000.

Estas señales A y D son interesantes, pero nosotros conseguimos 2000 valores en lugar de los 1000 que nosotros teníamos. Allí existe una manera más sutil de realizar la descomposición que usa el Wavelets. Mirando el calculo cuidadosamente, nosotros podemos dejar fuera sólo un punto de cada dos, uno de las dos muestras de longitud 2000 para conseguir la información completa. Éste es el concepto de *Downsampling*. Nosotros producimos dos secuencias (*Figura 11-b*) llamadas **cA** y **cD**.



(a) (b)
Figura 1.11: Comparación del proceso de (a) Filtración y el (b) Concepto Downsampling.

El proceso correcto que comprende *Downsampling* produce los coeficientes de DWT.

Para ganar una apreciación buena de este proceso, realicemos una Transformada Discreta Wavelet de una fase a una señal. Nuestra señal será una senoide pura con ruido de alta frecuencia agregado a él. Aquí nuestro diagrama esquemático (*Figura 1.12*) con señales reales insertados en él:

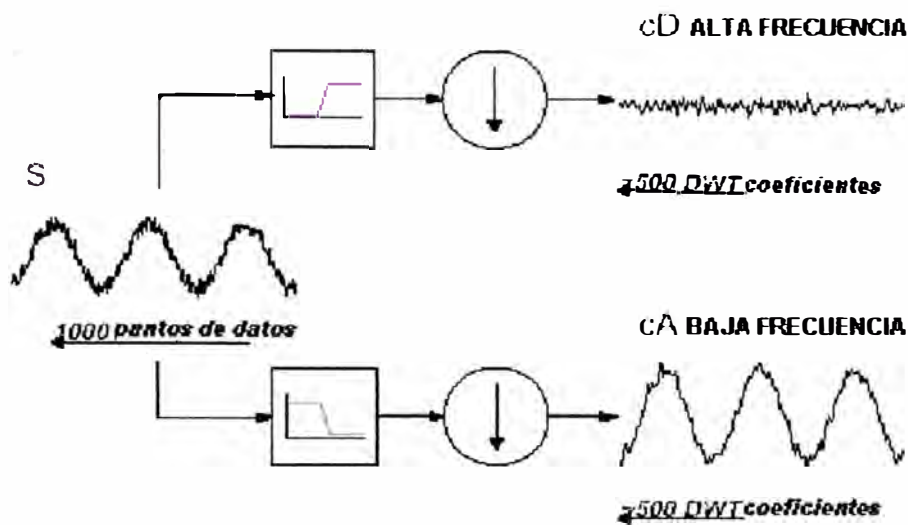


Figura 1.12: Señal Senoide con ruido aplicando el concepto de Downsampling.

Note que los coeficientes de detalle cD son pequeños y consiste principalmente en ruido de alta frecuencia, mientras los coeficientes de la aproximación cA contiene mucho menos ruido que la señal original.

$$\text{Longitud } (cA)=501 \text{ y Longitud } (cD)=501$$

Las longitudes reales de los coeficientes de detalle y aproximación están ligeramente más de la mitad de la longitud de la señal original. Esto tiene producirse con el proceso de filtración que se lleva a cabo por la convolución de la señal con un filtro. La convolución “unta” la señal introduciendo varias muestras extras en el resultado.

1.5.2 Descomposición múltiple nivel

El proceso de descomposición puede ser iterado, con aproximaciones sucesivas que descomponen a su vez, así que una señal esta descompuesta en muchos componentes de resolución más bajo. Esto se llama el árbol de descomposición de Wavelet (ver Figura 1.13).

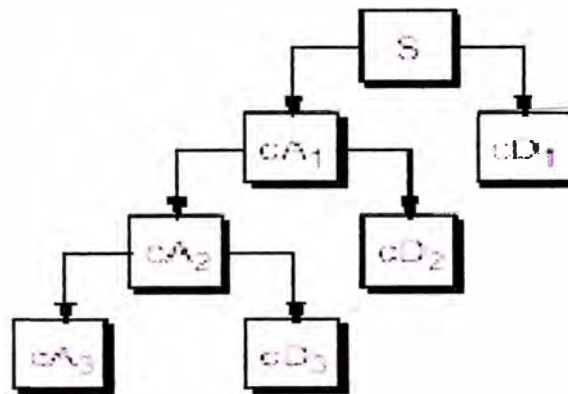


Figura 1.13: Descomposición múltiple nivel.

Mirando el árbol de descomposición de Wavelet de una señal se pueden producir valiosa información (ver Figura 1.14).

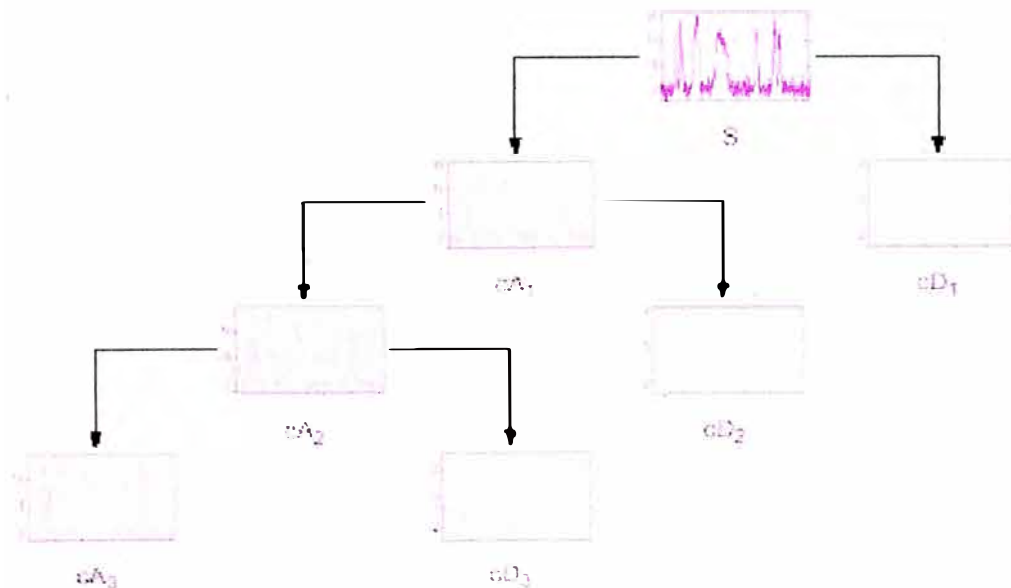


Figura 1.14: Resultado de descomposición de una señal.

1.5.3 Número de Niveles

Desde que el proceso del análisis es reiterativo, en la teoría puede continuarse indefinidamente. En la realidad, la descomposición puede llegar sólo hasta que los detalles individuales consistan en una sola muestra o pixel. En la práctica, usted seleccionará un número conveniente de niveles basado en la naturaleza de la señal.

1.5.4 Reconstrucción de Wavelet

Nosotros hemos aprendido cómo la Transformada Discreta Wavelet pueden usarse para analizar, o descomponer señales e imágenes. Este proceso se llama descomposición o análisis. La otra la mitad de la historia es cómo esos componentes pueden agruparse en la señal original sin perder información. Este proceso se llama la reconstrucción, o síntesis. La manipulación matemática que efectúa la síntesis se llama Transformada Inversa Discreta Wavelet (IDWT).

Para sintetizar una señal Wavelet, nosotros reconstruimos (ver *Figura 1.15*) desde los coeficientes del Wavelet:

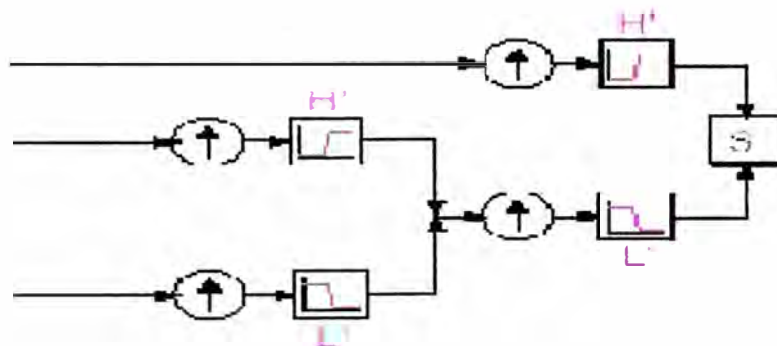


Figura 1.15: Reconstrucción desde los coeficientes Wavelet.

Donde el análisis Wavelet involucra *Filtración* y *Downsampling*, el proceso de reconstrucción de Wavelet consiste en *Upsampling* y *Filtración*. *Upsampling*, es el proceso de alargar un componente señalado insertando los ceros entre las muestras (*Figura 1.16*):

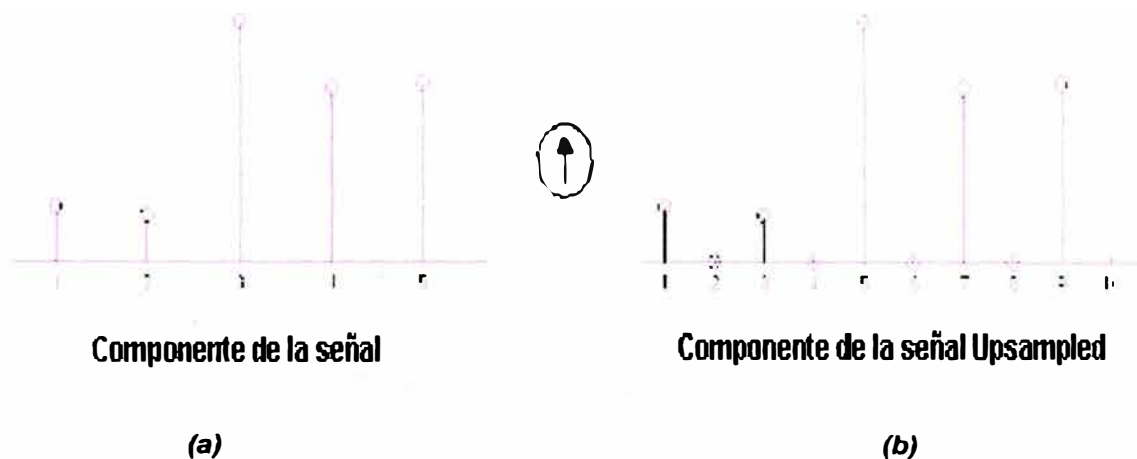


Figura 1.16.

Las herramientas del Wavelet incluye los órdenes, como el *idwt* y *waverec* que realizan solo-nivelado o reconstrucción del multinivel, respectivamente, de las componentes de la señal unidimensional. Estas órdenes tienen su análogo bidimensionales, *idwt2* y *waverec2*.

1.5.5 Filtros de Reconstrucción

La parte filtrada del proceso de la reconstrucción también lleva alguna discusión, porque es la selección de filtros que es crucial para lograr la reconstrucción perfecta de la señal original.

El *Downsampling* de los componentes de la señal ejecutado durante la fase de descomposición introduce una distorsión llamada el aliasing. Resulta

que escogiendo los filtros cuidadosamente para la descomposición y fases de reconstrucción que están estrechamente relacionadas (pero no idéntico), nosotros podemos “cancelar afuera” los efectos del aliasing.

Una discusión técnica de cómo diseñar estos filtros está disponible en página 347 del libro *Wavelets y Bancos del Filtro*, por Strang y Nguyen. Los filtros de descomposición pasa bajo y alto (L y H), junto con sus filtros de reconstrucción asociados (L' y H'), forme un sistema que se llama Filtros de Espejo de Cuadratura (ver *Figura 1.17*):

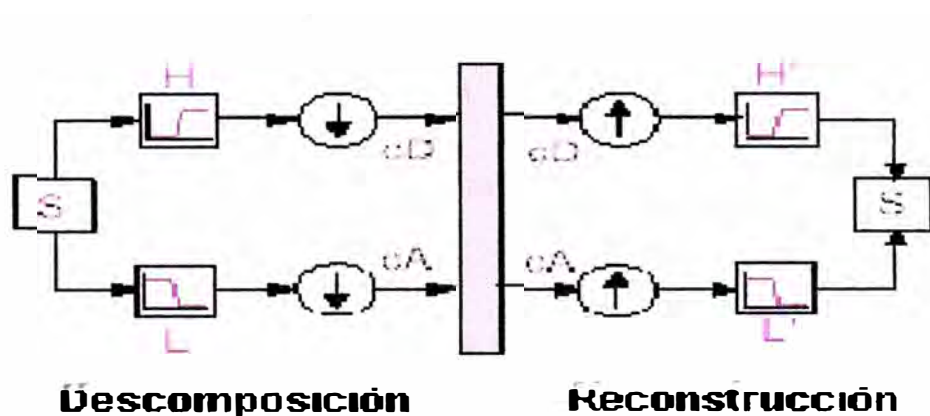


Figura 1.17: Filtros de Espejo de Cuadratura.

1.5.6 Reconstruyendo de Aproximaciones y Detalles

Nosotros hemos visto que es posible reconstruir nuestra señal original (Figura 1.18) de los coeficientes de aproximaciones y detalles.

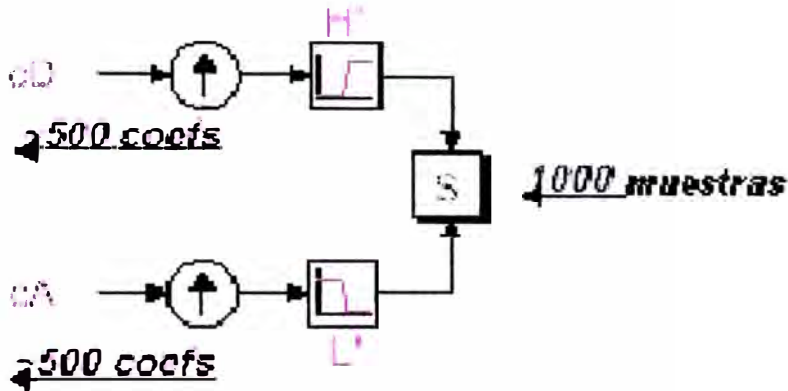


Figura 1.18: Reconstrucción de la señal.

También es posible reconstruir de las aproximaciones y detalles de los vectores coeficientes. Como un ejemplo, consideremos cómo nosotros reconstruiríamos la aproximación del primer nivel A1 desde el vector de coeficientes $cA1$.

Nosotros pasamos el vector de coeficiente $cA1$ a través del mismo proceso que nosotros reconstruiríamos la señal original. Sin embargo, en lugar de combinarlo con los un $cD1$ de Detalle, nosotros alimentamos con un vector de ceros en lugar del vector de coeficientes de Detalle, ver Figura 1.19:

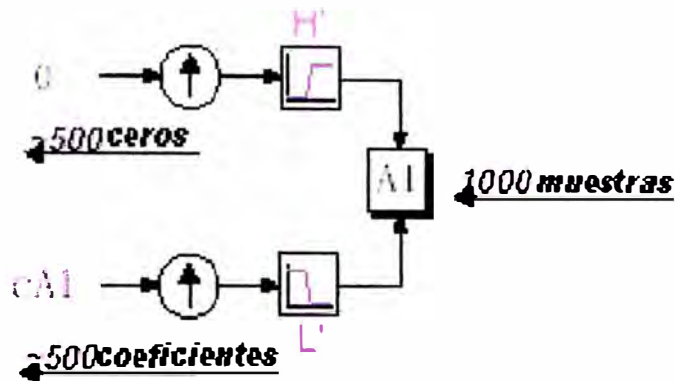


Figura 1.19: Reconstrucción de $A1$ desde el vector de coeficientes $cA1$.

El proceso produce una reconstrucción de Aproximación $A1$ que tiene la misma longitud como la señal original S y que es una aproximación real de este.

Semejantemente, nosotros podemos reconstruir el detalle del primer nivel $D1$, usando el proceso análogo anterior (ver figura 1.20):

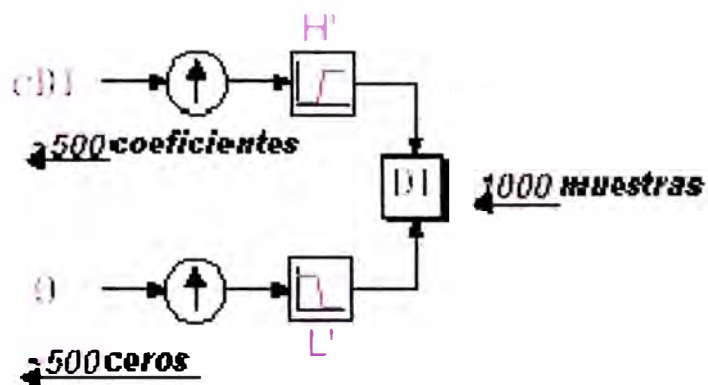


Figura 1.20: Reconstrucción de $D1$ desde el vector de coeficientes $cD1$.

La reconstrucción de los Detalles y Aproximaciones son verdaderos constituyentes de la señal original. De hecho, nosotros encontramos la señal cuando nosotros combinamos esos:

$$A_1 + D_1 = S$$

Note que los vectores de los coeficientes cA_1 y cD_1 , porque ellos son producidos por el *Downsampling* y son sólo la mitad de la longitud del señal original, no pueden directamente combinarse para reproducirse la señal. Es necesario reconstruir las aproximaciones y detalles antes de combinarlos.

Extendiendo esta técnica a los componentes de un análisis de multinivel, nosotros encontramos que las relaciones similares se sostienen para toda las componentes de las señal a reconstruir.

Es decir, hay varias maneras de volver a componer (*Figura 1.21*) la señal original:

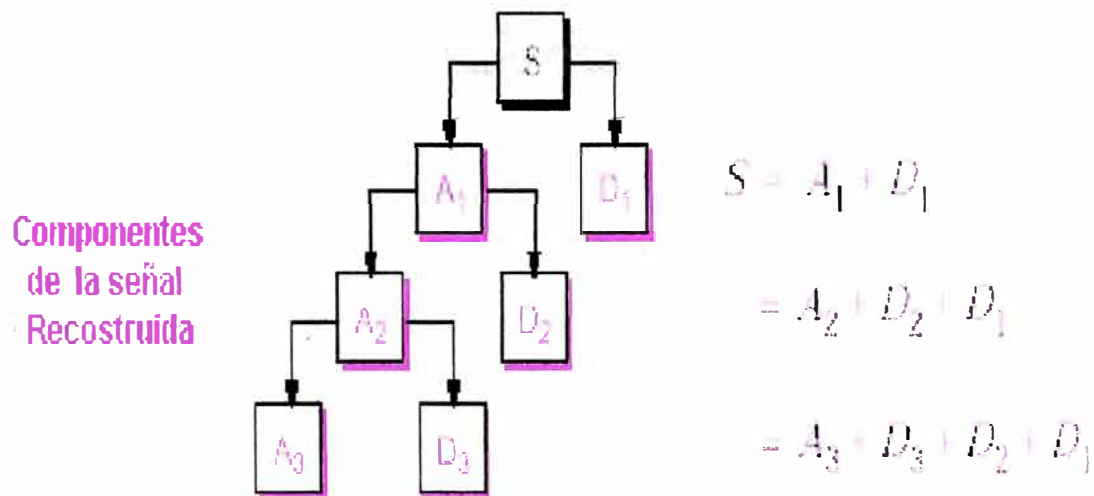


Figura 1.21: Componentes de la señal reconstruida

1.5.7 Relación de Filtros a formas de Wavelet

En la sección “Filtros de Reconstrucción”, nosotros hablamos de la importancia de escoger los filtros correctos. De hecho, la opción de filtros no sólo determina que la reconstrucción perfecta sea posible, esto también determina la forma de los Wavelet que acostumbramos realizar el análisis.

Para construir un Wavelet de alguna utilidad práctica, usted rara vez empieza trazando una forma de onda. En cambio, normalmente es necesario diseñar los filtros de espejo de cuadratura apropiados, y entonces usar estos para crear la forma de onda.

CAPITULO II ANÁLISIS DE LOS HECHOS

2.1 Elementos

Probar el algoritmo como cada una de las herramientas Wavelet que proporciona el software utilizado (Matlab 5.3). Los resultados parciales y totales como consecuencia de cada una de las pruebas deben asegurar que finalmente se cumpla el objetivo.

Servirá como medio de análisis para los resultados parciales e integrales del filtraje y discriminador de sub bandas de una señal.

Se generaran reportes sobre los resultados del análisis de las señales. Así como las variables tratadas en el proceso.

Señal de entrada

Un archivo de extensión "wav" a través de las herramientas Multimedia o generadas mediante instrucciones que proporciona Matlab.

Sub banda a seleccionar

Es el número de banda que se desea extraer a partir de la señal de entrada.

Frecuencia Mínima y Máxima

Son los límites mínimo y máximo de la señal a discriminar.

Filtro Wavelet a ser utilizado

Son los valores de los filtros que permiten la descomposición y perfecta reconstrucción de la señal de entrada.

Margen de error en la aproximación de la discriminación de cada sub banda

Es el margen de aproximación entre las frecuencias mínimas y máximas de la señal que se configuraron y las frecuencias con las cuales el algoritmo trató la señal. Este margen es una variable de configuración interna.

2.2 Método

Se ingresará señales digitales que serán procesadas por un programa con algoritmos que permitirán discriminar las señales, obteniéndose como salida las diferentes sub bandas de la señal que previamente se configuraron. Como entrada se utilizarán señales generadas especialmente para las pruebas y archivos de extensión wav, provenientes de voz pre grabado, así como los parámetros de entrada que determinarán la banda o bandas a ser filtradas.

El programa será elaborado haciendo uso de algoritmos para descomponer, filtrar y reconstruir la señal digital, a través de herramientas que proporciona la versión 5.3 del Matlab.

2.3. Programa y Algoritmos desarrollados

Los programas han sido desarrollados íntegramente en Matlab. Se han diseñado e implementado programas y funciones. Las funciones principales son la descomposición y la reconstrucción (desc.m y rec.m).

La descripción de cada uno de los programas y/o funciones desarrolladas se describen en el **ANEXO A**.

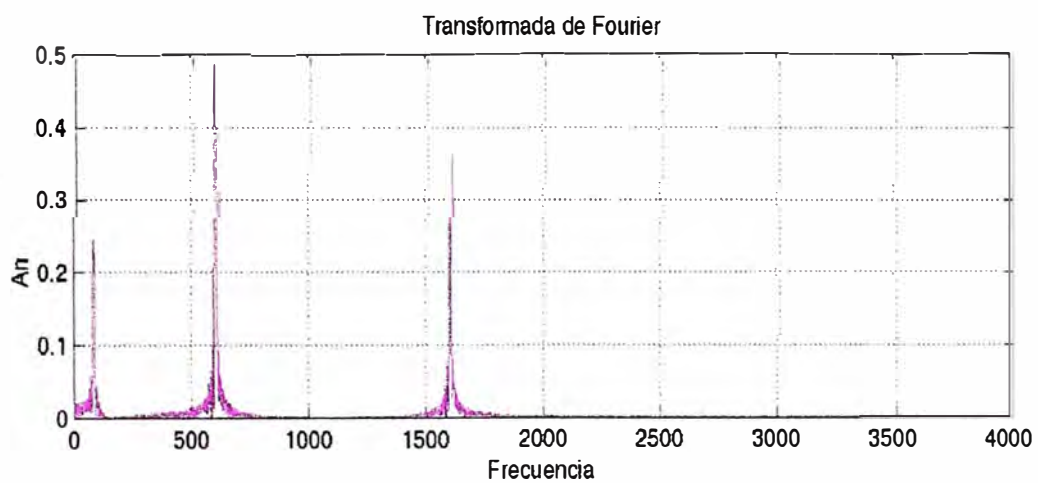
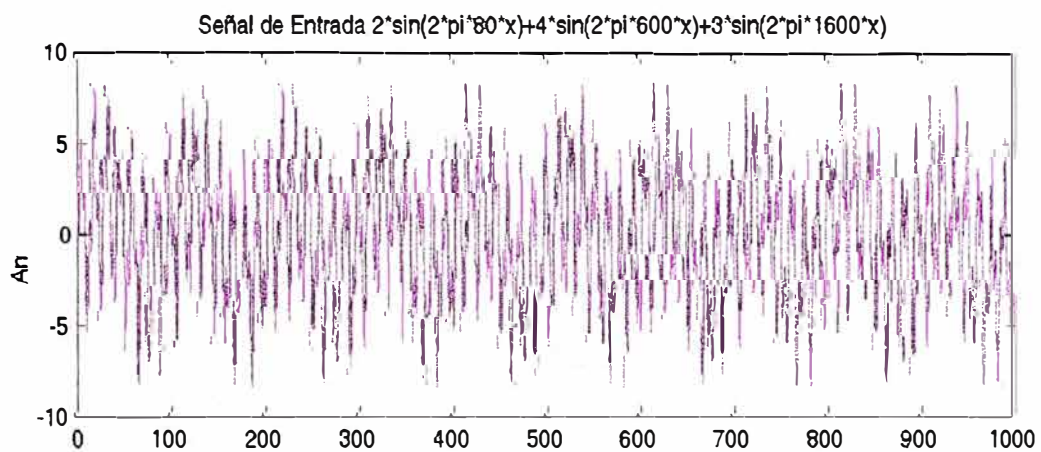
CAPITULO III RESULTADOS

3.1. Caso primero: Suma de senos

La señal a tratar es una muestra de la señal generada con tres frecuencias 80 Hz., 600 Hz. y 1500 Hz., esta señal se construye con el programa inicio.m. La señal de entrada es la siguiente:

Resultados de la descomposición de la señal

Se procede a ejecutar el algoritmo de descomposición, para extraer dos sub bandas [50 - 150]Hz. y [500 – 900]Hz.



lon =

1000 525 288 169 110 80

En todos los casos, la matriz que representa el árbol de descomposición llega hasta conseguir que ningún elemento sea igual a '1'; es decir que puede ser '0' o '2'. El valor '0' significa que en esa ubicación no está la frecuencia buscada; el valor '2' significa que ya se llegó a encontrar la sub banda pre seleccionada.

En la búsqueda, la precisión depende de un parámetro 'e', que es configurada dentro del programa y que nos permite encontrar la sub banda con un error 'e' (Hz) de aproximación. Si 'e' es menor el resultado es de mayor precisión, por lo que la matriz tiene mayor número de columnas, es decir que el árbol de descomposición de la señal tiene un mayor número de niveles.

Los coeficientes de las sub bandas se guardan en los vectores '**log**' y '**lon**'.

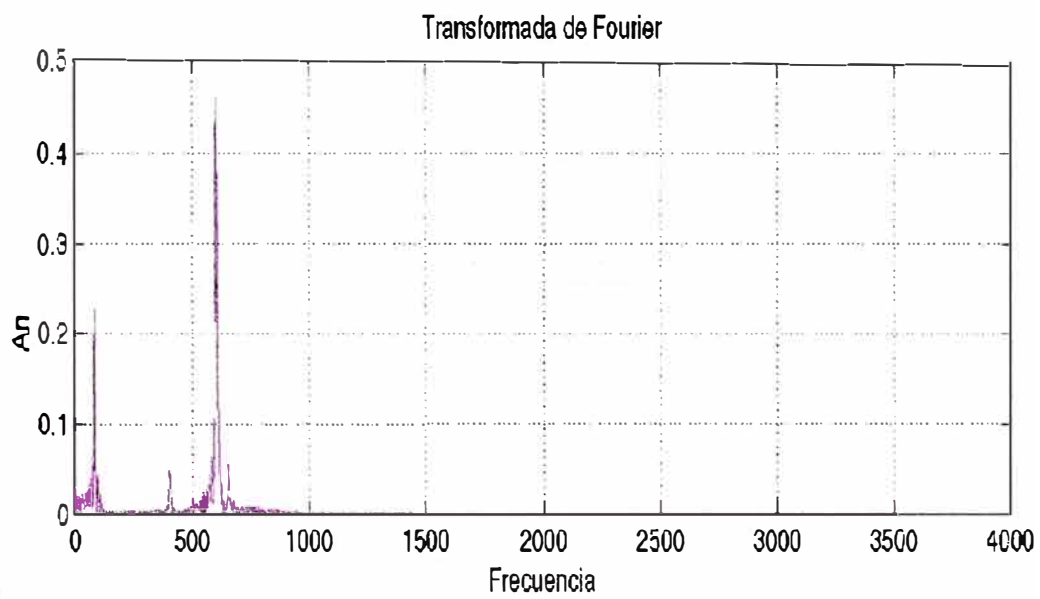
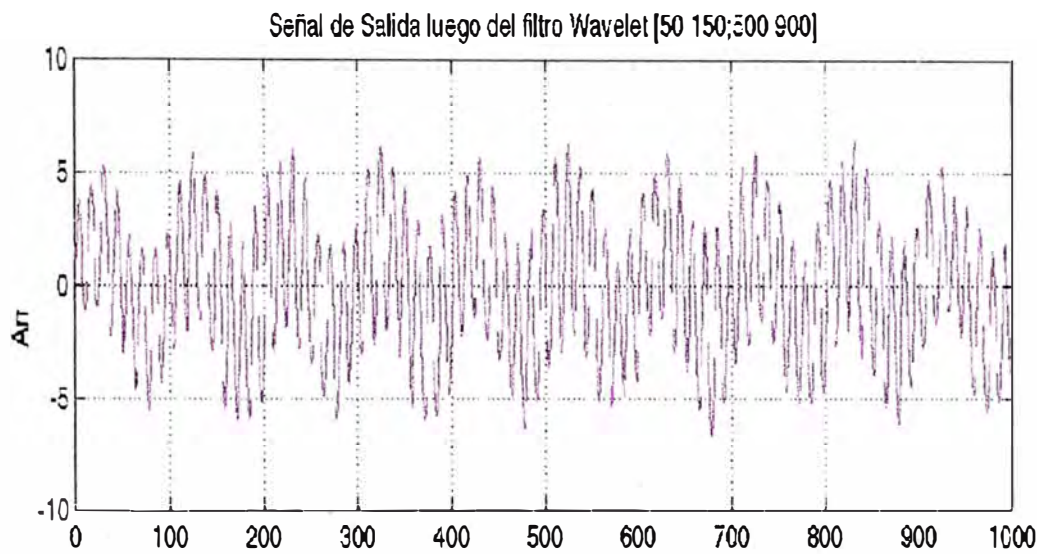
En el caso de la reconstrucción se observa que la señal es recuperada de manera íntegra.

También se tiene como resultado el vector '**cof**' con todos los coeficientes, sin embargo este no se mostrara por ser de gran extensión

Luego de obtener los resultados de la descomposición, estos son ingresados como variables de entrada para el algoritmo de reconstrucción, el mismo que se detalla en el programa **inicio.m**

```
[ssr]=rec(ma,co,log,lon,wname)
```

La señal reconstruida en el tiempo es:

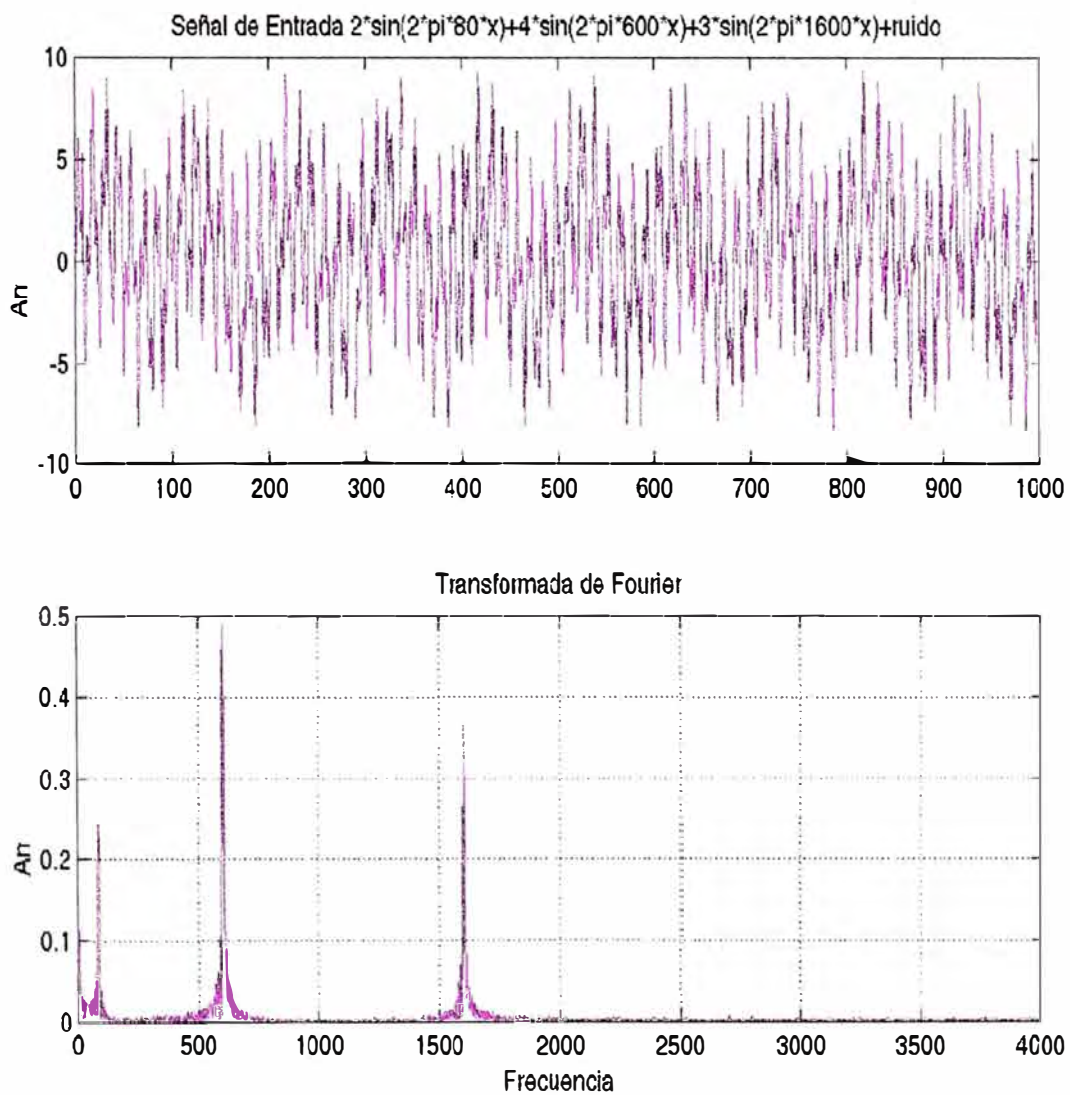


3.2. Caso segundo: Suma de senos con ruido

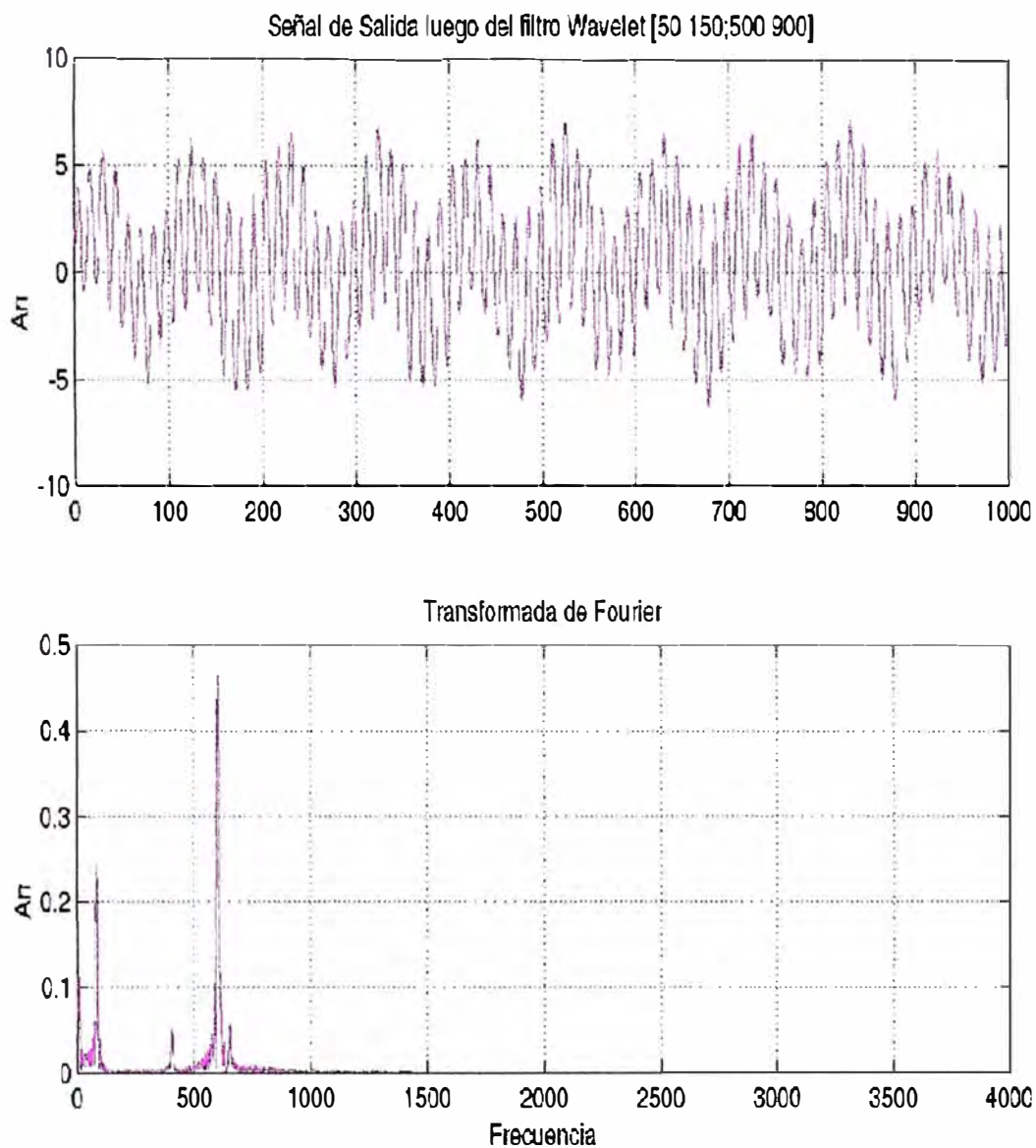
La señal anterior compuesta por suma de dos senos se le agrega el ruido compuesto por la señal:

```
ss3 = rand(1,1000);
```

Entonces la señal de entrada se convierte en:



Señal de reconstruida será:



Las coeficientes de las longitudes "log" de vector extraído y el "lon" que es la longitud de los vectores de coeficientes que debe tener cada nivel de descomposición son idénticos a los resultados al primer caso, con la excepción al vector cof que si cambia un poco y el que no mostramos por su gran extensión.

3.3. Caso tercero: Señal de voz

Se prepara un archivo utilizando las herramientas del Windows para grabar una palabra denominada "Cielito", esta voz, se graba en extensión WAV a una frecuencia de 8000Hz, la que posteriormente deberá ser leída por MatLab con la instrucción:

```
ss1 = wavread('voice_cielito_8000')
```

La transpuesta de la señal, dado que el vector debe ser una sólo fila

```
ss=ss1'
```

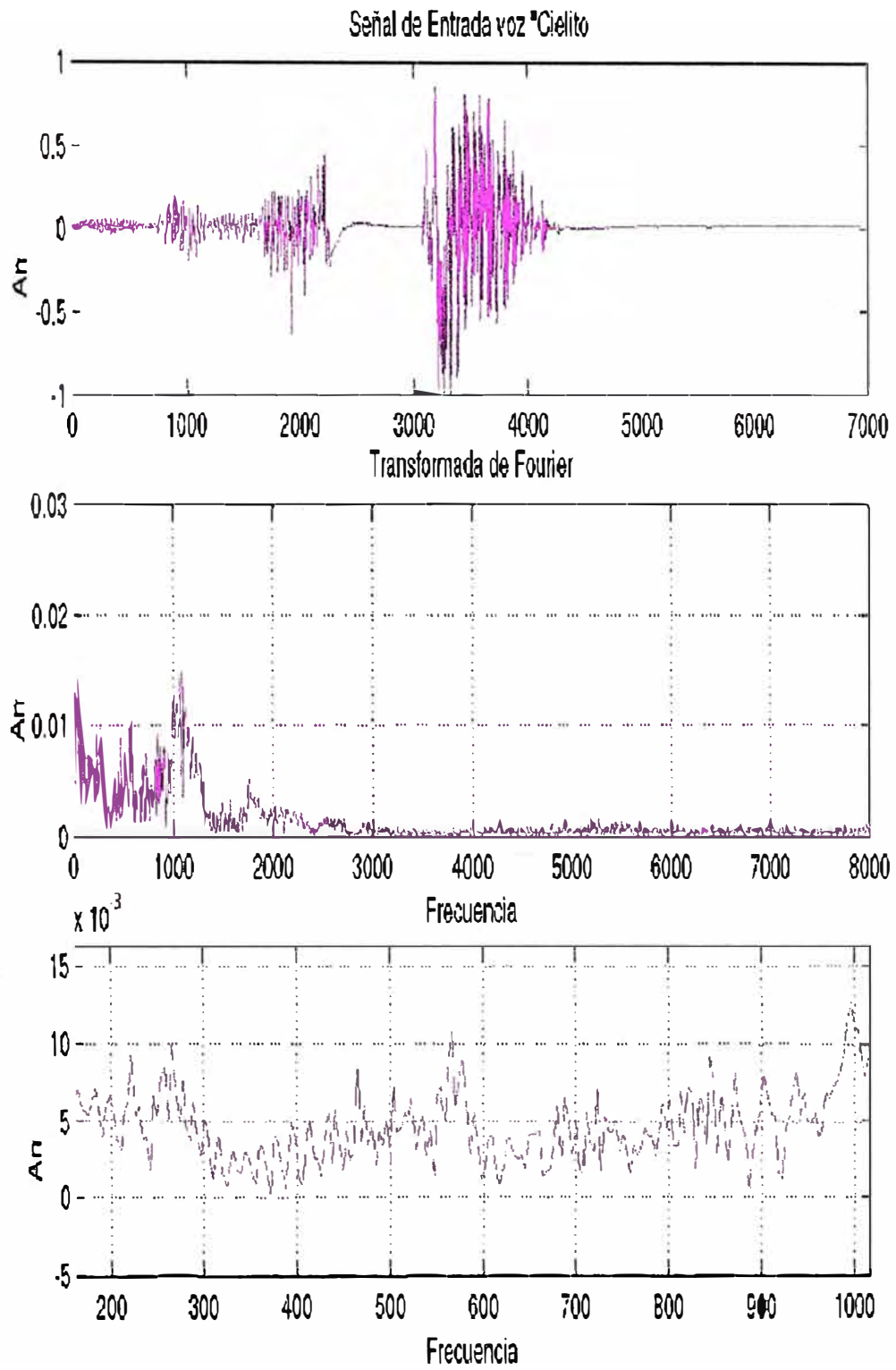
Luego esta señal sera reproducida por el comando

```
sound(ss, 8000)
```

La frecuencia máxima de muestreo será 8000Hz, y la frecuencia máxima se cambiará al programa de 4000Hz a 8000Hz.

Filtraremos la frecuencia de [300-1000] y como resultados de reconstrucción oiremos mediante la instrucción:

```
sound(ssr, 8000)
```



Los valores de:

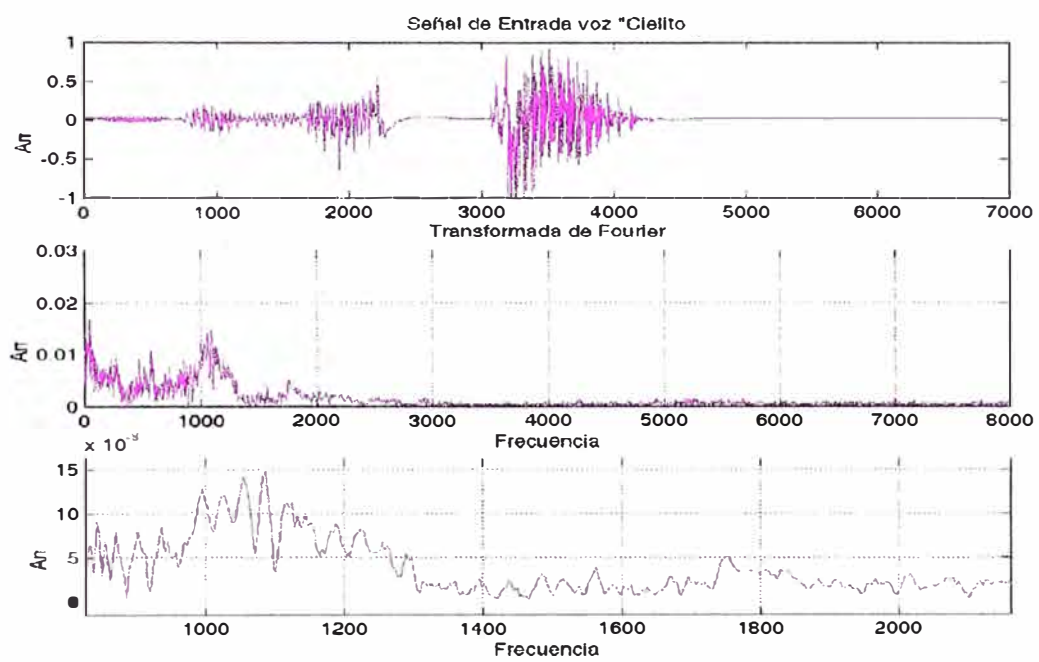
log =

912

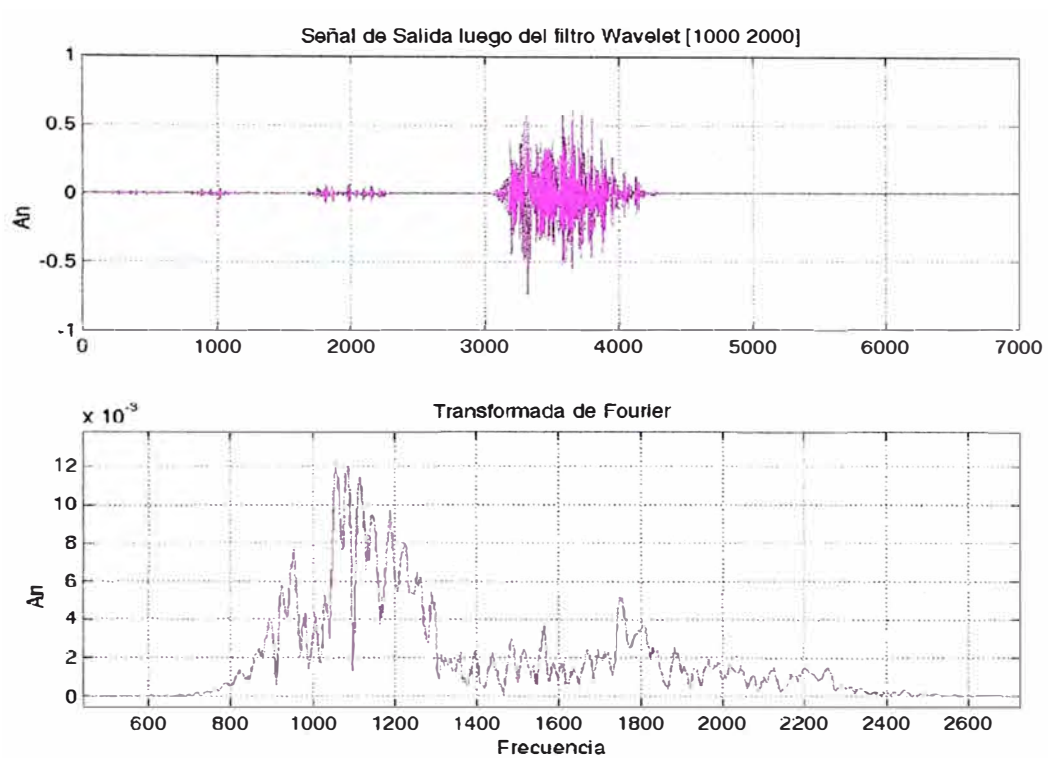
lon =

6940 3495 1773 912

La señal de entrada para la frecuencia seleccionada es:



La señal de salida será entonces tendrá la siguiente forma



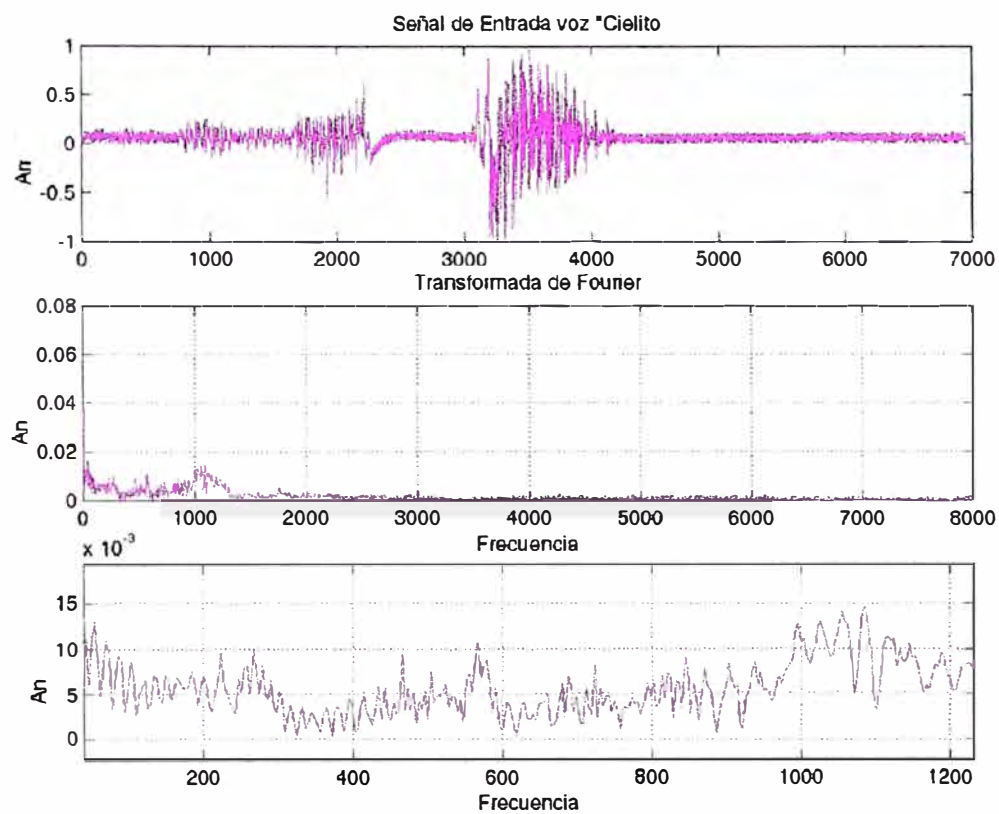
y como resultados de reconstrucción oiremos mediante la instrucción:

`sound (ssr, 8000)`

Del resultado de la reconstrucción del filtro y mediante el comando `sound`, escuchamos un sonido que no se entiende lo que se dice; esto demuestra que la esencia de la voz se encuentra entre las frecuencias de bajas, y que en las frecuencias altas corresponde al matiz y/o calidad de la VOZ.

3.4. Caso cuarto: Señal de voz con ruido

Si a esta última señal le agregamos ruido $0.1 \cdot \text{rand}(1,6940)$ tendremos entonces que como señal de entrada:




```

0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0

```

log =

481 266

lon =

6940 3495 1773 912 481 266

Estos resultados son idénticos al caso anterior pero cuando la señal no tiene ruido.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

- [1] De los resultados se observa que ha sido posible discriminar y extraer una sub banda preseleccionada.
- [2] El número de bandas a seleccionar es variable, por lo cual éste algoritmo se convierte en una herramienta de análisis de señales para cualquier sub banda que se desee extraer.
- [3] En la búsqueda, la precisión depende de un parámetro 'e', que es configurada dentro del programa y que nos permite encontrar la sub banda con un error 'e' (Hz) de aproximación. Si 'e' es menor el resultado es de mayor precisión, por lo que la matriz tiene mayor número de columnas, es decir que el árbol de descomposición de la señal tiene un mayor número de niveles.
- [4] En el caso de la reconstrucción se observa que la señal es recuperada de manera íntegra.
- [5] La señal extraída contiene el mismo número de muestras de la señal original.
- [6] Se ha cumplido con Descomponer y Reconstruir sub bandas de una señal, las sub bandas pueden ser elegidas y el número de sub bandas es variable, el cual depende de la matriz que se seleccione.

- [7] Podemos concluir que esta herramienta es muy útil para el análisis de cualquier tipo de señales, en las cuales no es crítica el analizar las frecuencias.
- [8] Mientras se utilice un mayor valor para el Wavelet, entonces mayor precisión se tendrá al descomponer y reconstruir la señal.
- [9] Este proyecto de descomposición y reconstrucción usando el método de Wavelet, permite identificar frecuencias puras de existir.
- [10] El análisis de los Wavelet son bien adaptados para el procesamiento de las señales, para detectar cambios localizados en tiempo y escala.
- [11] Para análisis de trenes de señales, el análisis de los Wavelet son muy efectivos.
- [12] Una utilidad más es que te permite revelar y eliminar señales de ruido oculto.

ANEXO A

A.1. LISTADO DE PROGRAMAS EN CÓDIGO MATLAB

A.2. DIAGRAMA DE FLUJO DE LOS PROGRAMAS

ANEXO A

A.1. LISTADO DE PROGRAMAS EN CÓDIGO MATLAB

```
%-----
%----- Programa inicio.m -----
%-----
%% Programa principal de filtraje y reconstrucción. %%

clc
clear all;
Fs=8000; % Frecuencia de muestreo
t=0:1/Fs:0.125;
x=t(1:1000);
ss1=2*sin(2*pi*80*x);
ss2=4*sin(2*pi*600*x);
ss3=3*sin(2*pi*1600*x);
%ss4=rand(1,1000);
%ss=ss1+ss2+ss3+ss4; % Señal de entrada con ruido
ss=ss1+ss2+ss3; % Señal de entrada
figure(2);
subplot(2,1,1),plot(ss);
title('Señal de Entrada
2*sin(2*pi*80*x)+4*sin(2*pi*600*x)+3*sin(2*pi*1600*x)');
ylabel('Amplitud');
N=4096;
fftss=fft(ss,N);
modfftss=abs(fftss);
subplot(2,1,2),plot((1:N/2)*Fs/N,((modfftss(1:N/2))/N));
title('Transformada de Fourier');
xlabel('Frecuencia');
ylabel('Amplitud');
grid on;
```

```

% Se procede a descomponer la señal
filtro=[50 150;500 900]; % filtro de ondas
wname='db26'; % forma de onda wavelet madre
fmax=4000; % frecuencia máxima de la señal
[ma,co,log,lon] = desc(ss,filtro,wname,fmax); % descomposición de
la señal

% Se procede a reconstruir la señal
[ssr]=rec(ma,co,log,lon,wname); % reconstrucción de la señal
figure(3);
subplot(2,1,1),plot(ssr);
title('Señal de Salida luego del filtro Wavelet [50 150;500 900]');
ylabel('Amplitud');
grid on;
N=4096;
fftssr=fft(ssr,N);
modfftssr=abs(fftssr);
subplot(2,1,2),plot((1:N/2)*Fs/N,((modfftssr(1:N/2)/N)));
title('Transformada de Fourier');
xlabel('Frecuencia');
ylabel('Amplitud');
grid on;

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Función desc.m
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

% Esta función contiene el algoritmo de descomposición en
% de la señal. Tiene como resultado los coeficientes
% de las sub-bandas pre-seleccionadas.

```

```
function [MAT, cof, long, lcn]=desc (senal, ffiltro, wname, fmaxima)
```

```

% close all;

```

```

% inicializando valores

```

```
MAT=[]; cof=[]; long=[]; lcn=[];
```

```
vp=senal; % señal de entrada
```

```
lp=length(senal); % longitud de la señal de entrada
```

```
q=0;
```

```
A=1;
```

```
mc=[];
```

```
ml=[];
```

```
ANT=[1];
```

```
nivant=0;
```

```
segant=0;
```

```
numfila=size(ffiltro,1); % cuantos elementos contiene la columna
de la matriz (cuantas filas existe)
```

```
e=50; % margen de error
```

```
niv=0; % exponente de división de la frecuencia
de entrada
```

```
while q==0
```

```
ocupa;
```

```
coefi;
```

```
vp=v; % guarda la nueva señal de entrada
```

```
lp=l; % guarda la nueva longitud de la señal
de entrada
```

```
lc=(length(v)/2^niv); % guarda la nueva longitud de la señal
de entrada entre dos
```

```
lcn=[lcn lc]; % matriz de longitudes de descomposición
```

```
puntos=find(MAT(:,niv+1)>1 & MAT(:,niv+1)<3); % busca y guarda
posiciones de columnas de recintos "2" de MAT
```

```

disp(MAT); % matriz de resultados
for fila=1:size(puntos,1) % ¿cuántos elementos contiene la
columna de la matriz puntos: size(puntos,1)
    pos=puntos(fila,1); % muestra la posición de los "1"
encontrados
    li=sum(1(1,1:pos-1))+1; % sumatoria de muestras hasta la
posición inferior
    lf=sum(1(1,1:pos)); % sumatoria de muestras hasta la
posición de la muestra encontrada
    mc=v(1,li:lf); % completar la señal filtrada
    cof=[cof mc]; % coeficientes de wavelet
    ml=lf-li+1; % completar la longitud filtrada
    long=[long ml]; % longitud de los coeficientes
wavelet
end
if all(MAT(:,niv+1)-1)==1 % verifico que no exista "1" en la
matriz a fin de salir del loop WHILE
    q=1;
else
    q=0;
end
puntos=[]; % reinicio el valor de "puntos"
encontrados
niv=niv+1; % incremento el nivel de búsqueda
end

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Programa computa la matriz de coeficientes
% de las sub-bandas seleccionadas.
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%% Este programa detecta = indices las posiciones en
%% donde se encuentran los coeficientes pertenecientes
%% a las sub-bandas seleccionadas.
%% Con este programa se obtiene la matriz que representa
%% el árbol de descomposición y los coeficientes
%% almacenados dentro de un vector de salida.

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Ejemplo de uso:
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

banda=0; su=0; % variables iniciales
wseg=fmaxima/2^niv; % determina el ancho de la señal
numfila;
for seg=0:(2^niv-1)
    for banda=1:numfila
        fi=ffiltro(banda,1); % rango mínimo del filtro
        ff=ffiltro(banda,2); % rango máximo del filtro
        b=[fi 0 ff-fi 1]; % matriz de frecuencia a buscar
        [rang_ini 0 diferencia 1]
        a=[wseg*seg 0 wseg 1]; % matriz de ancho de la señal
        [posic_ini 0 ancho 1]
        su=su+rectint(a,b); % intersección de las dos matrices
    end
    s=su;
    su=0;
    if s>=0 & s<e; % ÉXITO
        g=0;
    end
    if s>=e & s<wseg-e; % ERROR
        g=1;
    end
    if s>=wseg-e & s<=wseg; % ERROR
        segant=(seg-mod(seg,2))/2; % mod es residuo, segant es el
        elemento anterior
        if or(ANT(segant+1,1)==2, ANT(segant+1,1)==0); % verifica que
        el resultado anterior no sea "2" o "0"
            g=0;
        end
    end
end

```

```
        else
            g=2;
        end
    end
end
A(seg+1, niv+1)=g;
end
MAT=A;
ANT=A(:,niv+1);
```



```

%% Esta función contiene el algoritmo de reconstrucción
%% de la señal a partir de los coeficientes extraídos y
%% que pertenecen a las sub-bandas pre-seleccionadas.

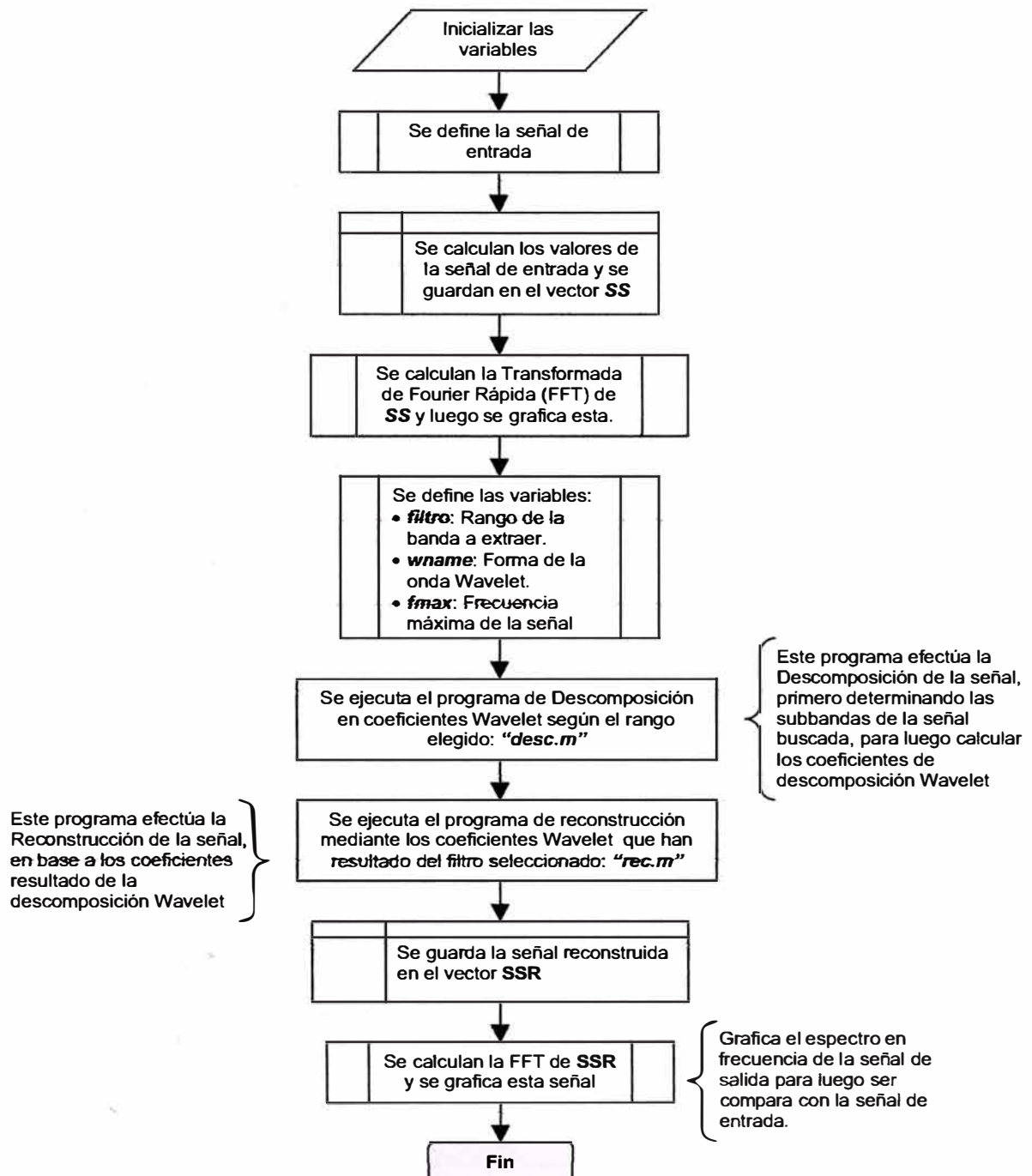
function[rsenal]=rec(MAT,cof,long,lcn,wname)
tcf=size(long,2); % cuántos elementos contiene la fila
de la matriz long
[nfil,ncol]=size(MAT); % tamaño de la matriz MAT
antc=[];antl=[];i=1;
for col=size(MAT,2):-1:1 % cuántos elementos tiene la fila de
la matriz MAT
    for grupo=(2^(col-1))/2:-1:1
        vala=MAT(2*grupo-1,col); % agrupa los coef. de aproximación de
MAT
        vald=MAT(2*grupo,col); % agrupa los coef. de detalle de MAT
        if or(vala~=0,vald~=0)
            switch vald % reconstrucción matriz de detalle
                case 0, cd=zeros(1,lcn(1,col));
                case 1, cd=cofx(antc,antl,i);i=i+1;
                case 2, cd=cofx(cof,long,tcf);tcf=tcf-1;
            end
            switch vala % reconstrucción matriz de
aproximación
                case 0, ca=zeros(1,lcn(1,col));
                case 1, ca=cofx(antc,antl,i);i=i+1;
                case 2, ca=cofx(cof,long,tcf);tcf=tcf-1;
            end
            rsenal=idwt(ca,cd,wname,lcn(1,col-1)); % transpuesta
inversa wavelet
            lr=length(rsenal); % longitud de la señal
reconstruida
            antl=[antl lr]; % reconstrucción de la longitud
            antc=[antc rsenal]; % reconstrucción de la señal
        end
    end
end
end

```


A.2. DIAGRAMAS DE FLUJOS DE LOS PROGRAMAS

DIAGRAMA DE BLOQUES DEL PROGRAMA PRINCIPAL "inicio.m"

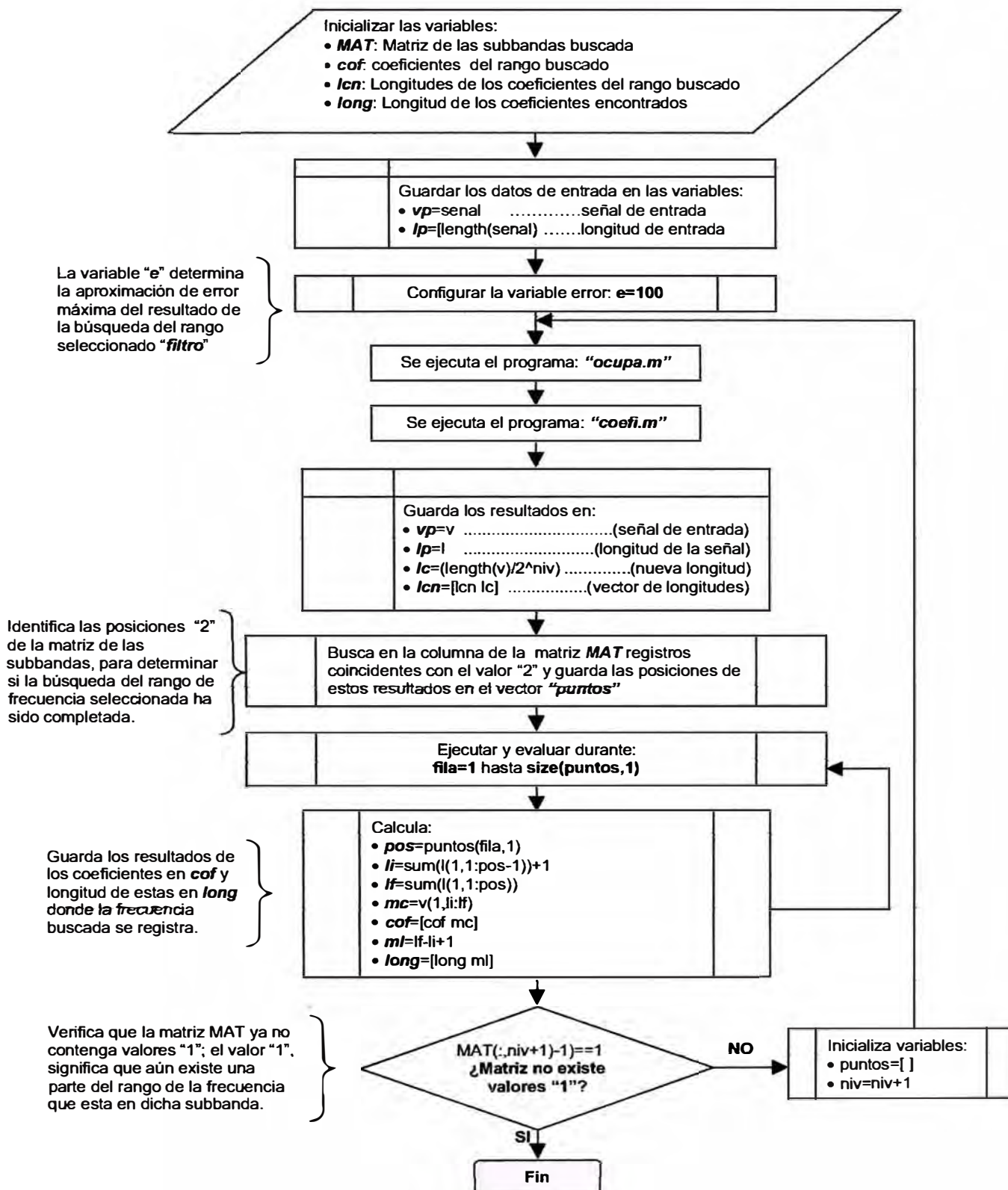
Programa principal de la Tesis en la cual se define la señal de entrada, que después se le aplica una descomposición mediante el método Wavelet por el programa "desc.m", según el rango de filtraje definido; posteriormente esta descomposición en coeficientes Wavelet es reconstruida mediante el programa "rec.m" y visualizada en espectro de frecuencia y comparada con la señal de entrada de forma gráfica.



**DIAGRAMA DE BLOQUES DEL PROGRAMA DE
DESCOMPOSICIÓN "desc.m"**

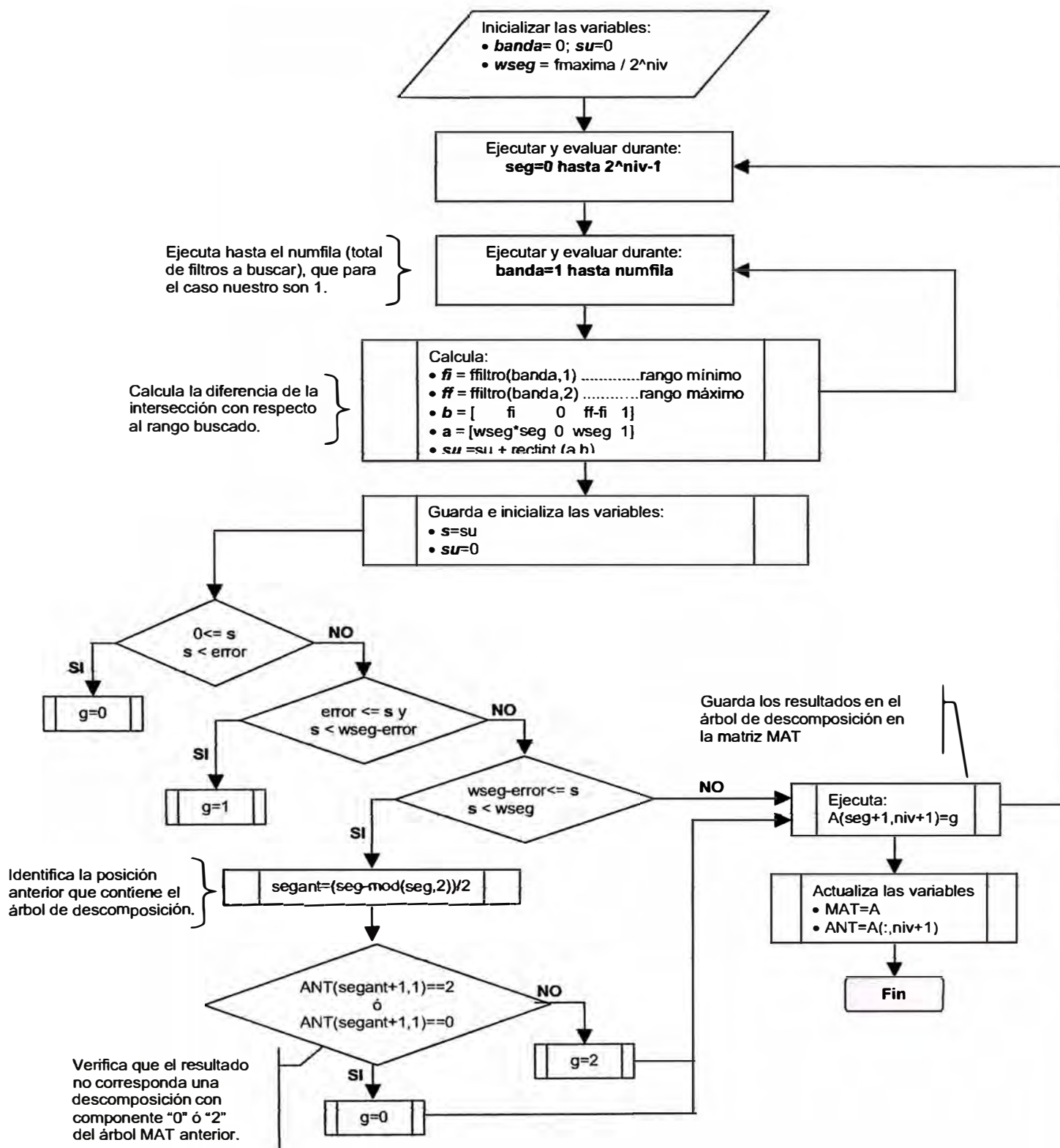
Esta función contiene el algoritmo de descomposición de la señal. Tiene como resultado los coeficientes de las sub bandas pre seleccionada.

function[mat, cof, long, lcn] = desc(senal, filtro, wname, fmaxima)



**DIAGRAMA DE BLOQUES DEL SUBPROGRAMA QUE
CONSTRUYE EL ÁRBOL DE DESCOMPOSICIÓN "ocupa.m"**

Este programa detecta e indica las posiciones en donde se encuentran los coeficientes pertenecientes a las sub bandas seleccionadas. Con este programa se obtiene la matriz que representa el árbol de descomposición y los coeficientes almacenados dentro de un vector de salida.



**DIAGRAMA DE BLOQUES DEL SUBPROGRAMA QUE
EXTRAE LOS COEFICIENTES WAVELET "coefi.m"**

Este programa genera los coeficientes Wavelet aplicados para cada nivel de la señal. Como resultado genera los vectores *v*: coeficientes y *l*: longitudes de la aplicación Wavelet.

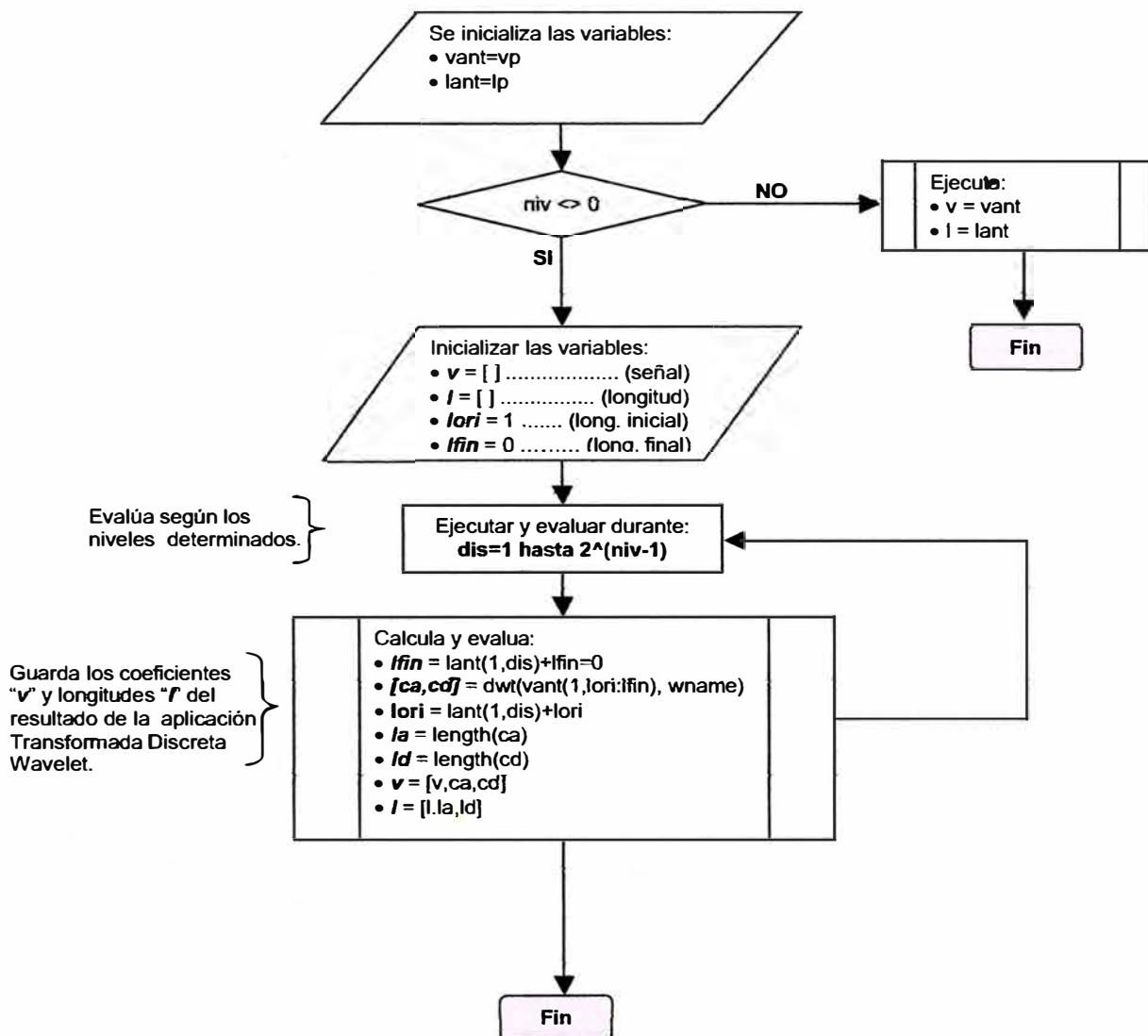
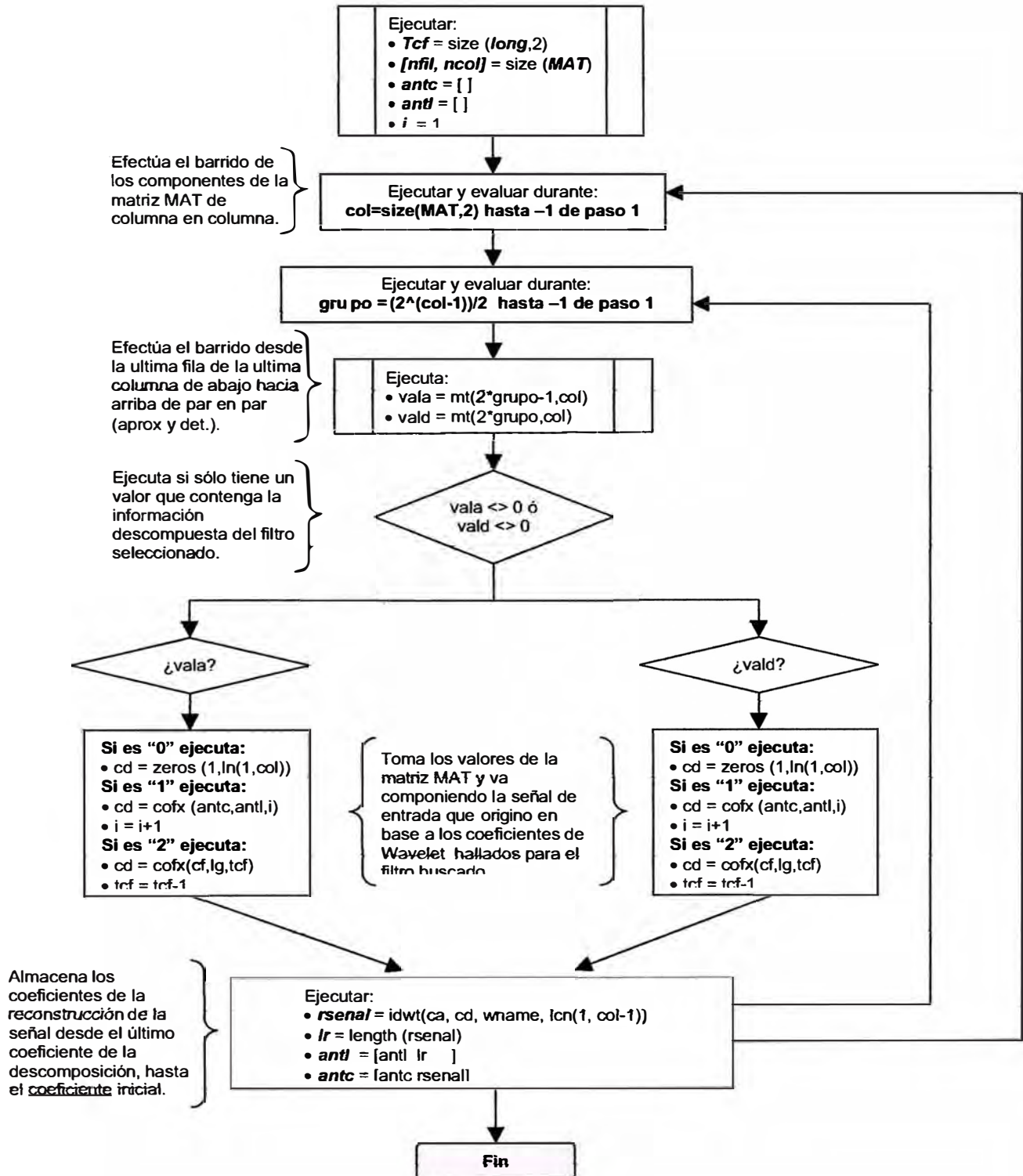


DIAGRAMA DE BLOQUES DEL PROGRAMA QUE RECONSTRUYE LA SEÑAL A PARTIR DE LOS COEFICIENTES WAVELET "rec.m"

Esta función contiene el algoritmo de reconstrucción de la señal a partir de los coeficientes extraídos y que pertenecen a las sub bandas pre-seleccionada.

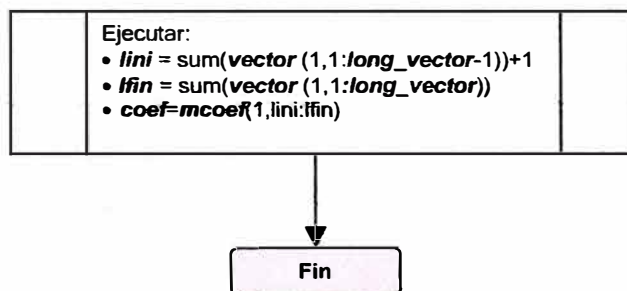
function[rsenal] = rec(MAT, cof, long, lcn, wname)



**DIAGRAMA DE BLOQUES DEL SUBPROGRAMA QUE
EXTRAE CIERTOS ELEMENTOS DE UNA MATRIZ DE
UNA SOLA FILA "cofx.m"**

Esta función se construyó con el fin de extraer ciertos elementos de una matriz de una sola fila. Los elementos están contenidos en la matriz **vector**, donde el detalle de sus coeficientes están correspondidos en la matriz **mcoef** y del cual sólo se quiere extraer los elementos de la posición del matriz **long_vector**.

function[coef] = cofx(mcoef, vector, long_vector)

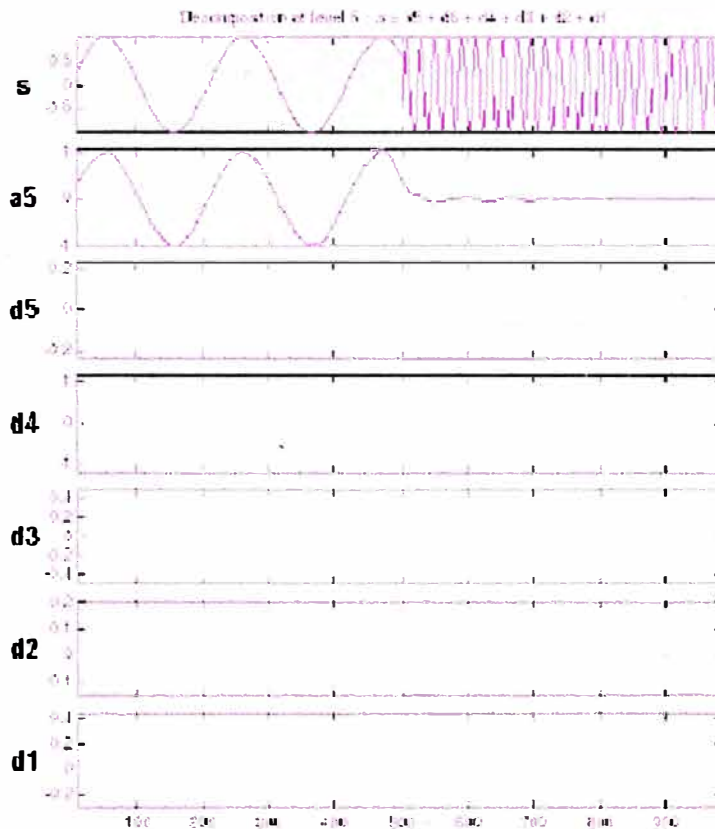


ANEXO B

B.1. Aplicaciones con Wavelet

B.1.1. Detectores de discontinuidades y rupturas de puntos I

El propósito de esta aplicación es mostrar cómo el análisis de Wavelets puede descubrir el momento exacto cuando una señal cambia. La discontinuidad de la señal (*Figura B.1*) consiste en una onda de seno lenta, y abruptamente seguida por una onda de seno más rápida.



| |
|------------------------|
| Demo Analysis: |
| Frequency breakdown |
| MAT-file: |
| freqbrk.mat |
| Wavelet: |
| db5 |
| Level: |
| 5 |

Figura B.1

B.1.2. Detectores de discontinuidades y rupturas de puntos II

El propósito de esta aplicación es mostrar cómo el análisis de Wavelets puede descubrir una discontinuidad en una derivada de la señal. La señal, mientras aparentemente es curva lisa (*Figura B.2*), esta realmente compuesto de dos exponenciales separados que se conectan en momento = 500. La discontinuidad sólo ocurre en el segundo derivativo, en momento = 500.

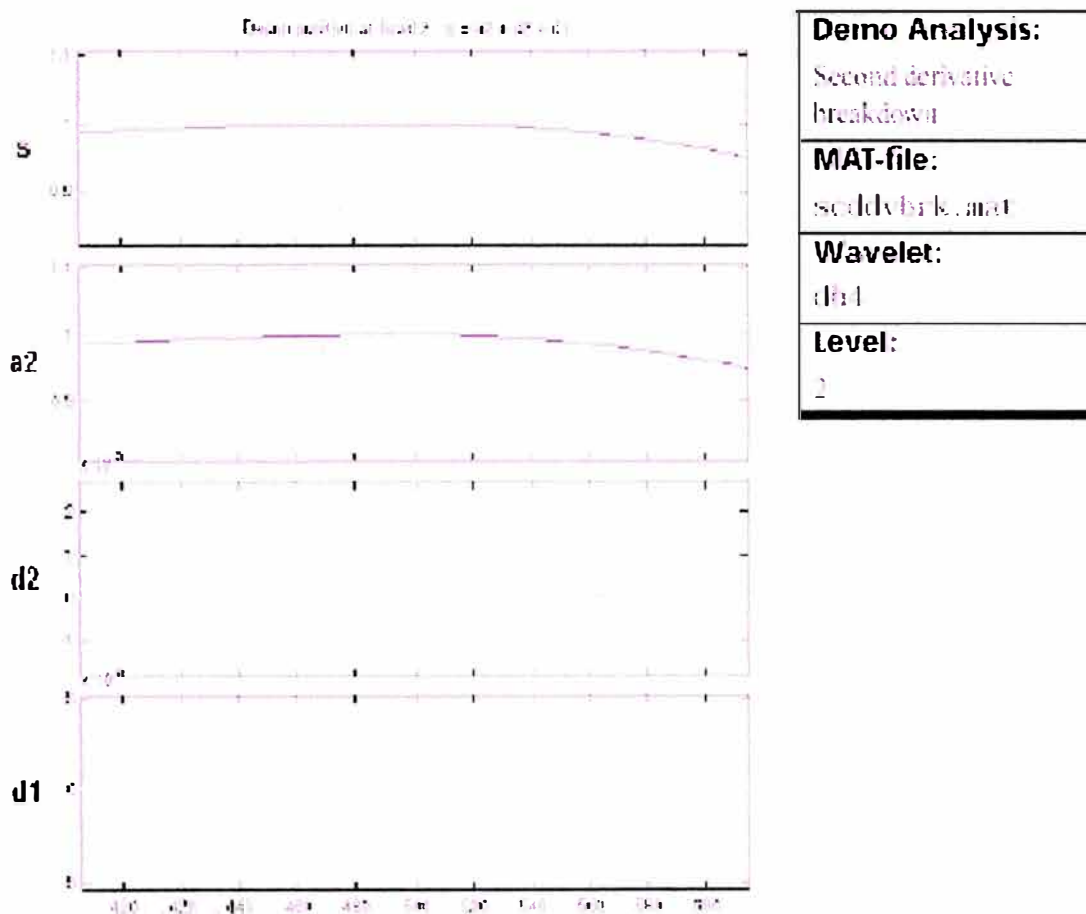


Figura B.2

B.1.3. Detección de evoluciones de un prolongado periodo

El propósito de esta aplicación es mostrar cómo el análisis Wavelets puede descubrir la tendencia global de una señal. La señal en este caso es una rampa oscura por ruido “coloreado” (espectro limitado, *Figura B.3*). (Nosotros hemos hecho subir verticalmente a lo largo del eje X para evitar los efectos de borde de muestra.)

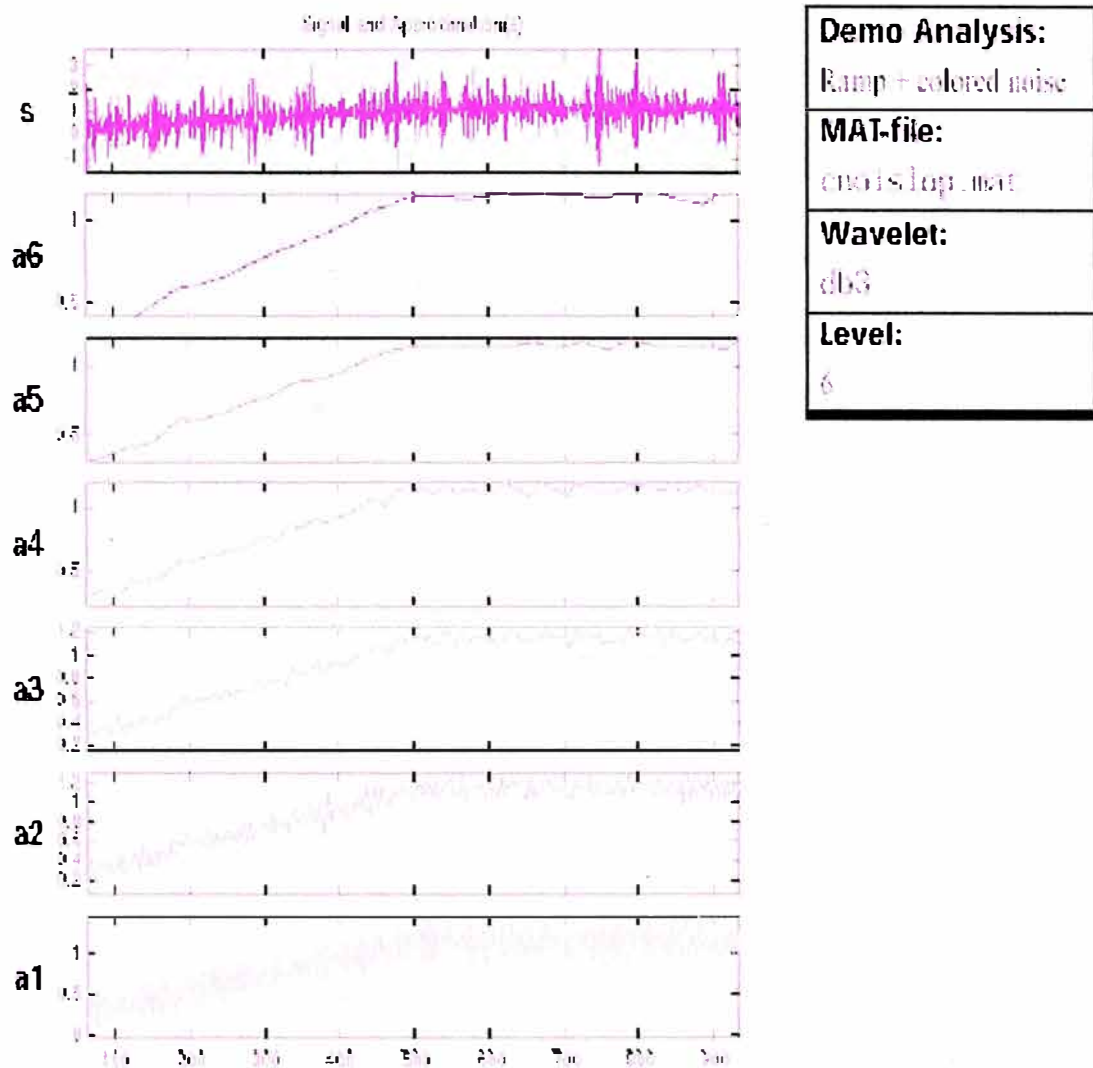


Figura B.3

B.1.4. Identificando Frecuencias puras

El propósito de esta aplicación es mostrar cómo el análisis de Wavelets puede efectivamente realizar lo que se piensa como una función del tipo de Fourier; es decir, resolviéndose una señal constitutivo por senoides de frecuencias diferentes. El señal es una suma de tres ondas de senos puras.

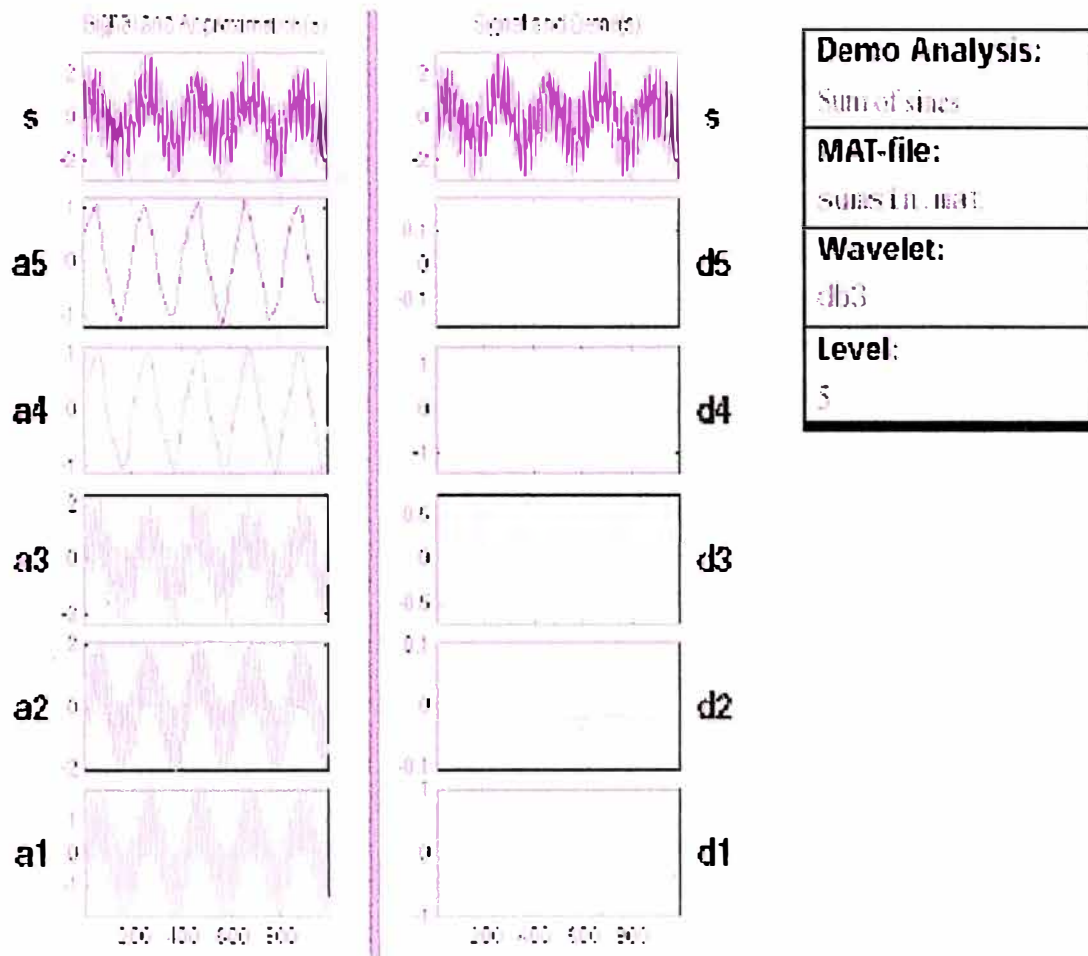


Fig. B.4

B.1.5. Señales de Ruidos

El propósito de esta aplicación es mostrar cómo eliminar ruidos de una señal usando análisis Wavelet. Esto también nos da una oportunidad de demostrar la característica indeliberada de principio de la herramienta de interfaz grafica Wavelet 1-D. La señal a ser analizada es un senoide desplazado-Doppler con algunos agregados de ruido.

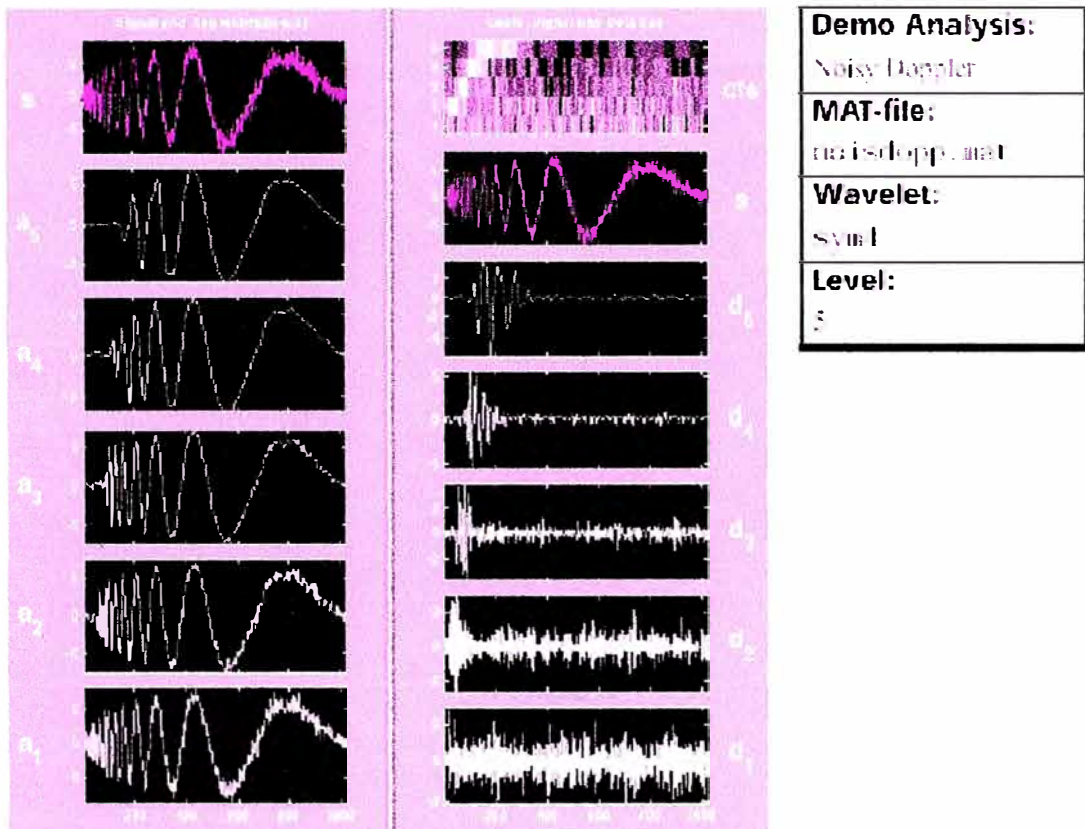


Fig. B.5

B.1.6. Eliminando ruidos en las Imágenes

El propósito de esta aplicación es mostrar cómo eliminar ruido en una imagen usando el análisis Wavelet bidimensional y un análisis del Wavelet bidimensional estacionario. La eliminación de ruido es una de las aplicaciones más importantes de Wavelets. La imagen a ser eliminado el ruido es una versión ruidosa de un pedazo de la imagen siguiente (*Figura B.6*).

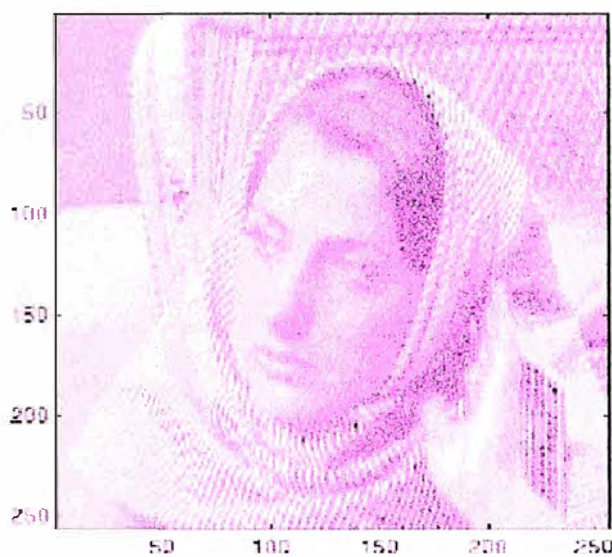


Fig. B.6

B.1.7. Comprensión de Imágenes

El propósito de esta aplicación es mostrar cómo comprimir una imagen usando el análisis del Wavelet bidimensional. La condensación es uno de las aplicaciones más importantes de Wavelets. La imagen a ser comprimida es una huella digital.

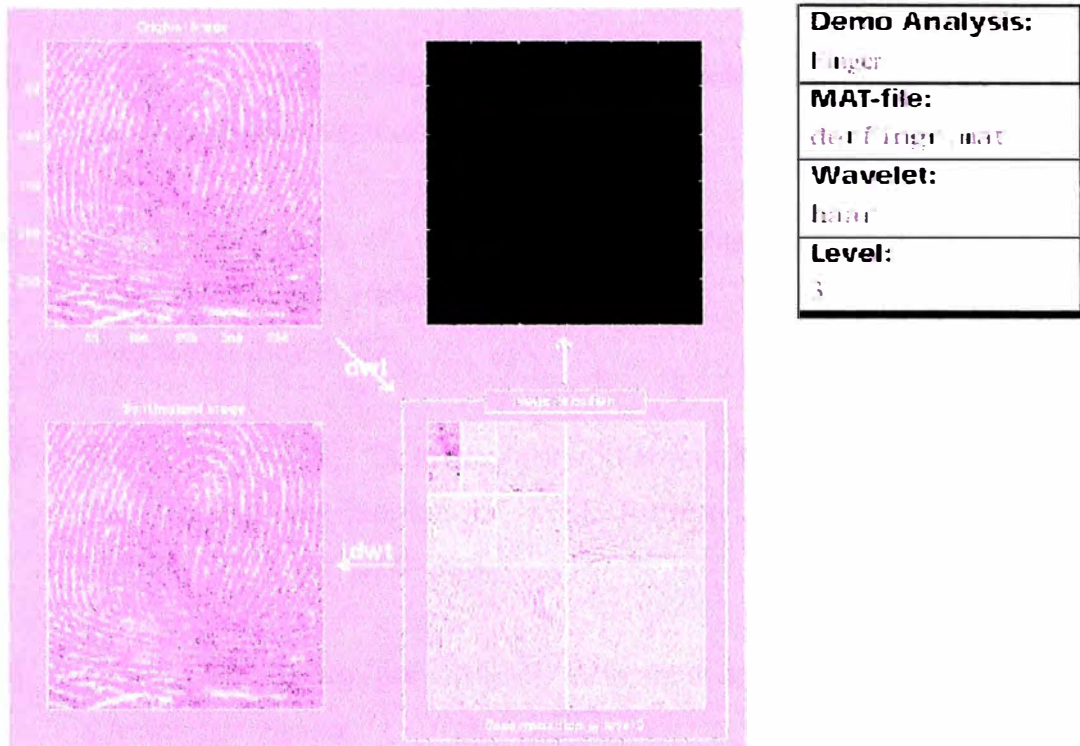


Fig. B.7

BIBLIOGRAFÍA

- [1] MISTI Michel, MISTI Yves, OPPENHEIM George and POGGI Jean Michel, Wavelet Toolbox for use with MATLAB, the Math Works, Inc. March 1996. [Http://www.mathworks.com](http://www.mathworks.com)
- [2] © C. Valents, 1999 A Really Friendly Guide to Wavelets - c.valents@mindless.com
- [3] VAIDYANATHAN P. P., "Quadrature Mirror Filter Banks, M-Band Extensions and Perfect-Reconstruction. Techniques", IEEE ASSP Magazine, July 1987.
- [4] Mallat, S. (1989), "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," IEEE Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 11, no. 7, pp. 674–693.
- [5] Strang, G.; T. Nguyen (1996), Wavelets and filter banks, Wellesley-Cambridge Press.