

COMPRESIÓN Y TRANSMISIÓN DE IMÁGENES ECOGRÁFICAS

**ELIANA MARCELA GARCÍA HERRERA
JUAN DAVID PRIETO RODRÍGUEZ**

**FUNDACIÓN UNIVERSITARIA SAN MARTÍN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES
BOGOTÁ, COLOMBIA
2009, Mayo**

COMPRESIÓN Y TRANSMISIÓN DE IMÁGENES ECOGRÁFICAS

ELIANA MARCELA GARCÍA HERRERA
Código 042017
eg042017@ingenieria.sanmartin.edu.co

JUAN DAVID PRIETO RODRÍGUEZ
Código 041071
jp041071@ingenieria.sanmartin.edu.co

MONOGRAFÍA DE GRADO

ASESOR TÉCNICO
RAFAEL ORLANDO CUBILLOS SÁNCHEZ
DSP

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA SAN MARTÍN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES
BOGOTÁ, COLOMBIA
2009, Mayo

Nota de Aceptación:

Rafael Orlando Cubillos Sánchez
Asesor

Diego Díaz Muñoz
Jurado

Freud Abner Romero Torres
Jurado

Bogotá, Mayo 2009.

*A nuestros padres por su apoyo
incondicional y consejos dados a través
de nuestras vidas.*

AGRADECIMIENTOS

Ante todo gracias a Dios, por iluminarnos el camino del éxito y acompañarnos en nuestro caminar, por darnos la valentía y fortaleza de seguir perseverando en la realización de nuestros sueños.

A mis padres Fernando H. García V. y Margarita Herrera C. y mi hermana Luisa Fernanda García H., quienes siempre han estado ahí, brindándome sus consejos, apoyo incondicional y amor que me sirven de fortaleza para seguir adelante, por contribuir en mi formación personal y hacer de mí la persona que soy.

A mis padres Luz Marina Rodríguez R. y José Miguel Prieto M. y mi hermana Alejandra, por no desfallecer en su apoyo en mi formación como ingeniero Electrónico y Telecomunicaciones, es hoy donde podemos gritar victoriosos ¡Misión Cumplida!

A mi Tata adorado por haberme inculcado desde niño el amor a los libros y el estudio, pero quizás la enseñanza más importante que me pudiste dejar fue tu ejemplar vida ya que gracias a ti me he convertido en el hombre que soy hoy.

A mi abuelita Elvia Adela Martínez de Prieto por ser una apoyo incondicional en todos los momentos difíciles que he tenido en mi vida, por creer siempre en mis capacidades y por formarme como una persona de bien.

A Eddier Pardo H. quien contribuyó con sus conocimientos, interés y apoyo para que este proyecto saliera adelante.

A los ingenieros, Diego Díaz, e Iván Ladino, quienes ayudaron a encontrar respuestas a nuestras dudas, por brindarnos sus consejos, ánimos, conocimientos y aportar en nuestra formación como ingenieros.

A la Universidad, sus ingenieros, profesores y administrativos que brindaron sus conocimientos, ayuda, servicio e instalaciones para el desarrollo de nuestros estudios.

A Beto (Belmer Alberto Córdoba D.), por su compañía, consejos y ánimos durante los últimos años de nuestra carrera, le deseamos el mejor de los éxitos en su vida profesional.

A cada una de las personas que contribuyeron directa o indirectamente en la realización de este proyecto.

CONTENIDO

	Pág.
1. RESUMEN	1
2. INTRODUCCIÓN	2
3. OBJETIVOS	3
3.1 OBJETIVO GENERAL	3
3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
4. MARCO REFERENCIAL	4
4.1 ANTECEDENTES	4
4.1.1 Imágenes En Medicina Mediante Ultrasonidos.	4
4.1.2 Compresión De Imágenes	5
4.2 MARCO TEÓRICO	6
4.2.1 El Ecógrafo	6
4.2.2 ¿Qué Son Las Imágenes Digitales?	7
4.2.3 Histograma	11
4.2.4 Transformada Wavelet	12
4.2.5 Codificación Huffman	29
4.3 MARCO CONCEPTUAL	32
4.3.1 Telemedicina	32
4.3.2 Algoritmos y Técnicas de Compresión y Transmisión De Imágenes	33
4.4 ESTADO DEL ARTE	37
4.4.1 Fusión De Imágenes Con Wavelets	37
4.4.2 Mejoramiento De imágenes De Resonancia Magnética	39
4.4.3 SPIHT	40
4.4.4 Detección Bacilo De Koch Mediante Reconocimiento De Patrones	41
5. METODOLOGÍA	44

6.	DESARROLLO	46
6.1	IMAGEN ECOGRÁFICA DIGITAL	48
6.2	SELECCIÓN DE FAMILIA WAVELET	51
6.3	COMPRESIÓN DE IMÁGENES ECOGRÁFICAS.	56
6.4	DESCOMPRESIÓN DE IMÁGENES ECOGRÁFICAS.	58
7.	PRUEBAS Y RESULTADOS	59
7.1	VALORACIÓN ESPECIALISTA PARA SELECCIÓN FAMILIA WAVELET	59
7.2	DESCOMPOSICIÓN Y RECONSTRUCCIÓN DE LA ECOGRAFÍA.	71
7.3	COMPRESIÓN DE LOS COEFICIENTES DE LA TRASFORMADA WAVELET	76
8.	CONCLUSIONES	85
8.1	CONCLUSIONES PERSONALES	87
9.	RECOMENDACIONES	88
10.	TRABAJO FUTURO	89
11.	GLOSARIO	90
12.	BIBLIOGRAFÍA	93
12.1	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	93
12.2	REFERENCIAS DE INTERNET	95
13.	ANEXOS	98

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Esquema de captura de una imagen. [GONZ2008].....	8
Figura 2. Esquema de digitalización de una imagen. [GONZ2008]	10
Figura 4. Esquema de la transformada wavelet (TW). [KOUR2002].....	13
Figura 3. Esquema de transformada Gabor (FFT). [KOUR2002].....	13
Figura 5. Primer paso del cálculo de TW. [KOUR2002].....	14
Figura 6. Segundo paso del cálculo de TW. [KOUR2002].....	15
Figura 7. Tercer paso del cálculo de TW. [KOUR2002].....	15
Figura 8. Interpretación en 3D del análisis de TW. [KOUR2002].....	15
Figura 9. Interpretación en 2D del análisis de TW [KOUR2002].....	16
Figura 10. Diagrama de bancos de filtros para el cálculo DWT. [GONZ2008].....	19
Figura 11. Esquema DWT en imágenes. [GONZ2008].....	19
Figura 12. DWT en imágenes.	19
Figura 13. Decimación	20
Figura 14. DWT segundo nivel en Imágenes.....	20
Figura 15. Diagrama de banco de filtros para el cálculo IDWT [GONZ2008].....	21
Figura 16. Proceso de banco interpolación.....	21
Figura 17. Kernel Haar.....	22
Figura 18. Kernel Daubechies.....	23
Figura 19. Kernel Symlets.....	24
Figura 20. Kernel Coiflets	24
Figura 21. Kernel Biorthogonal Spline	25
Figura 22. Kernel Reverse Biorthogonal Spline	25
Figura 23. Kernel Meyer	26
Figura 24. Kernel Gaussian	26
Figura 25. Kernel Mexican Hat.....	27
Figura 26. Kernel Morlet	27
Figura 27. Kernel Shannon	28
Figura 28. Kernel Frequency B-Spline.	29
Figura 29. Tabla de la secuencia [ESLI]	36
Figura 30. Proceso de fusión de dos imágenes. [ERRO2003].....	38
Figura 31. Resultado de fusión de dos imágenes. [ERRO2003].....	38
Figura 32. Mejoramiento imágenes de resonancia magnética. [VIDA2002]	40
Figura 33. Algoritmo SPIHT. [RONC2005].....	41
Figura 34. Fotografía a las bacterias del esputo. [ROMO2008].....	42
Figura 35. Descomposición imagen en tres componentes de color. [ROMO2008].....	42
Figura 36. Imagen de síntesis. [ROMO2008].....	43
Figura 37. Secuencia metodológica de la ejecución del proyecto	44
Figura 38. Diagrama de compresión.....	46
Figura 39. Diagrama de descompresión	47

Figura 40. Propiedades de las imágenes ecográficas	48
Figura 41. Estructura del formato bmp. [MICRO2009].....	49
Figura 42. Ecografías seleccionadas	53
Figura 43. Toolbox de wavelet en aplicación GUIDE.....	54
Figura 44. Cálculo transformada wavelet discreta En 2D	54
Figura 45 Ecografía con 5 Niveles De Cálculos De TW.....	55
Figura 46. Diagrama detallado de compresión	57
Figura 47. Algoritmo implementado en la descompresión.	58
Figura 48. Ecografías seleccionadas por el grupo Técnico	59
Figura 49. Ecografías de síntesis familia Haar.....	60
Figura 50. Histograma imagen original y familia Haar.	60
Figura 51. Ecografías de síntesis familia Daubechies.	61
Figura 52. Histograma imagen original y familia Daubechies.	62
Figura 53. Ecografías de síntesis familia Symlets.....	63
Figura 54. Histograma imagen original y familia Symlets.	63
Figura 55. Ecografías de síntesis familia Coiflets.	64
Figura 56. Histograma imagen original y familia Coiflets.	65
Figura 57. Ecografías de síntesis familia Biorthogonal Spline.	66
Figura 58. Histograma imagen original y familia Biorthogonal Spline.	66
Figura 59. Ecografías de síntesis familia Reverse Biorthogonal Spline.	67
Figura 60. Histograma imagen original y familia Reverse Biorthogonal Spline.....	68
Figura 61. Ecografías de síntesis familia Discrete Meyer.	69
Figura 62. Histograma imagen original y familia Discrete Meyer.	69
Figura 63. Comparación tamaño entre imagen y coeficientes	71
Figura 64. Descomposición primer nivel con mapa de color.....	72
Figura 65. Descomposición segundo nivel con mapa de color	72
Figura 66. Ecografía reconstruida con mapa de color	73
Figura 67. Descomposición primer nivel sin mapa de color.....	73
Figura 68. Descomposición segundo nivel sin mapa de color	74
Figura 69. Ecografía reconstruida sin mapa de color.....	74
Figura 70. Descomposición primer nivel con codificación de color	75
Figura 71. Descomposición segundo nivel con codificación de color	75
Figura 72. Ecografía reconstruida con codificación de color.....	76
Figura 73. Coeficientes familia Haar	77
Figura 74. Coeficientes familia Daubechies 1	77
Figura 75. Coeficientes familia Daubechies 10	78
Figura 76. Coeficientes familia Symlets 2.	78
Figura 77. Coeficientes familia Symlets 8.	79
Figura 78. Coeficientes familia Coiflets 1.....	79
Figura 79. Coeficientes familia Coiflets 5.....	80
Figura 80. Coeficientes familia bior 1.1.....	80
Figura 81. Coeficientes familia bior 6.8.....	81
Figura 82. Coeficientes familia rbio 1.1.....	81
Figura 83. Coeficientes familia rbio 6.8.....	82
Figura 84. Coeficientes familia Dmey.	82

Figura 85. Comparación de manipulación de imágenes	85
Figura 86. Compresión de imágenes con pérdidas.....	86

LISTA DE FÓRMULAS

Pág.

Ecuación 1. Rango de valor $f(x, y)$. [GONZ2008].....	7
Ecuación 2. Definición matemática de una imagen. [GONZ2008].....	8
Ecuación 3. Rango valor luminosidad y reflectancia. [GONZ2008].....	8
Ecuación 4. Intensidad en escala de grises. [GONZ2008].....	9
Ecuación 5. Variación luminosidad en escala de grises. [GONZ2008].....	9
Ecuación 6. Matriz plano RGB. [GONZ2008].....	11
Ecuación 7. Matriz imagen completa. [GONZ2008].....	11
Ecuación 8. Definición TW en continuo. [GONZ2008].....	13
Ecuación 9. Kernel de la TW. [GONZ2008].....	14
Ecuación 10. Modelo matemático de TW en tiempo continuo. [GONZ2008].....	14
Ecuación 11. Transformada wavelet inversa. [GONZ2008].....	16
Ecuación 12. Criterio de admisibilidad [GONZ2008].....	16
Ecuación 13. Series de expansión wavelet. [GONZ2008].....	17
Ecuación 14. Escalamiento de coeficientes. [GONZ2008].....	17
Ecuación 15. Coeficiente de la wavelet. [GONZ2008].....	17
Ecuación 16. Escalamiento de coeficientes en DWT. [GONZ2008].....	18
Ecuación 17. Coeficientes de la wavelet en DWT. [GONZ2008].....	18
Ecuación 18. Transformada inversa wavelet discreta. [GONZ2008].....	18
Ecuación 19. Función wavelet Haar. [MATH2009].....	22
Ecuación 20. Distribución de la función wavelet Daubechies. [MATH2009].....	23
Ecuación 21. Función wavelet Daubechies. [MATH2009].....	23
Ecuación 22. Distribución de coeficientes wavelet Daubechies [MATH2009].....	23
Ecuación 23. Función wavelet Symlets [MATH2009].....	24
Ecuación 24. Función wavelet Coiflets [MATH2009].....	24
Ecuación 25. Función wavelet Reverse Biorthogonal Spline. [MATH2009].....	25
Ecuación 26. Wavelet Meyer [MATH2009].....	26
Ecuación 27. Función wavelet Gaussian. [MATH2009].....	26
Ecuación 28. Función wavelet Mexican Hat. [MATH2009].....	27
Ecuación 29. Función wavelet Morlet. [MATH2009].....	27
Ecuación 30. Función wavelet Shannon. [MATH2009].....	28
Ecuación 31. Función wavelet Frequency B-Spline. [MATH2009].....	28
Ecuación 32. Criterio de fusión de imágenes. [ERRO2003].....	37
Ecuación 33. Detección de umbral de ruido. [VIDA2002].....	39
Ecuación 34. Cálculo de bits para una imagen de 256 colores.	49
Ecuación 35. Cálculo tasa de compresión.....	83

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Ordenamiento de símbolos de acuerdo a probabilidad de ocurrencia.	29
Tabla 2. Secuencias de suma de probabilidades para la codificación Huffman	30
Tabla 3. Asignación de códigos.	30
Tabla 4. Generación de códigos.	31
Tabla 5. Código para cada símbolo de la fuente.....	31
Tabla 6. Cálculos matemáticos figura 50.	61
Tabla 7. Conceptos familia Haar.	61
Tabla 8. Cálculos Matemáticos figura 52.	62
Tabla 9. Conceptos familia Daubechies.....	62
Tabla 10. Cálculos Matemáticos figura 54	64
Tabla 11. Conceptos familia Symlets.....	64
Tabla 12. Cálculos Matemáticos figura 56	65
Tabla 13. Conceptos familia Coiflets.....	65
Tabla 14. Cálculos Matemáticos figura 58	67
Tabla 15. Conceptos familia Biorthogonal Spline.....	67
Tabla 16. Cálculos Matemáticos figura 60	68
Tabla 17. Conceptos familia Reverse Biorthogonal Spline.	68
Tabla 18. Cálculos Matemáticos figura 62	70
Tabla 19. Conceptos familia Discrete Meyer.....	70
Tabla 20. Alcance de compresión con familia Haar.	77
Tabla 21. Alcance de compresión con familia Daubechies 1.....	77
Tabla 22. Alcance de compresión con familia Daubechies 10.....	78
Tabla 23. Alcance de compresión con familia Symlets 2.	78
Tabla 24. Alcance de compresión con familia Symlets 8.....	79
Tabla 25. Alcance de compresión con familia Coiflets 1.....	79
Tabla 26. Alcance de compresión con familia Coiflets 5.....	80
Tabla 27. Alcance de compresión con familia bior 1.1.....	80
Tabla 28. Alcance de compresión con familia bior 6.8.....	81
Tabla 29. Alcance de compresión con familia bior 1.1.....	81
Tabla 30. Alcance de compresión con familia rbior 6.8.....	82
Tabla 31. Alcance de compresión con Dmey.....	82
Tabla 32. Tasa de compresión con las diferentes familias wavelet	83

LISTA DE ANEXOS

- Anexo A. Documento Médico Radiólogo
- Anexo B. Documento Ingeniero Biomédico

1. RESUMEN

Este proyecto busca generar una aplicación que comprima imágenes ecográficas basándose en la transformada wavelet, la cual es una herramienta matemática del análisis de señales que puede implementarse en algoritmos para compresión de imágenes ofreciendo pocas pérdidas.

Para obtener la compresión de imágenes se deben seguir los siguientes pasos:

- Digitalización de la imagen. Durante este proceso la imagen no puede perder resolución y nitidez, por esto se utilizará un archivo de una imagen con extensión .bmp el cual es entregado por el dispositivo médico (Ecógrafo).
- Se descompone la imagen en Coeficientes wavelet, implementando la transformada wavelet dentro del algoritmo, para generar las correlaciones de la imagen respecto al Kernel de la transformación.
- Se determina el umbral de correlación, a partir de este se hacen otras correlaciones, logrando que la imagen se desfragmente en varias capas de resolución.
- Cuantizar los coeficientes obtenidos para convertir cada correlación o transformación en una secuencia de números.
- Implementar un codificador entrópico para comprimir la secuencia de números generados en el paso anterior para su posterior transmisión.

Una vez hechos estos pasos, se hace el proceso inverso para comprobar que la imagen no sufrió considerables pérdidas que pueda afectar el dictamen médico.

2. INTRODUCCIÓN

Actualmente los países están buscando soluciones médicas para atender a la población que se encuentra en zonas alejadas donde es difícil y costoso el acceso de personal calificado. La Telemedicina, es una rama de las Telecomunicaciones que pretende contribuir al mejoramiento del servicio de salud, su propósito es intercambiar información para aplicaciones médicas como cirugía, radiología, dermatología, entre otras, utilizando diferentes tecnologías, como redes de área local o enlaces satelitales.

Al transmitirse imágenes médicas surgen diversos problemas, entre los que se encuentra el alto consumo de ancho de banda requerido para ser enviadas hacia otros equipos, esto hace que los costos y el tiempo para prestar este servicio sean altos.

Este problema se puede solucionar implementando una técnica de análisis de señales que realice un proceso de compresión garantizando no tener pérdidas altas de información, puesto para su estudio médico es importante la nitidez de la imagen.

Existe una herramienta matemática que permite estudiar una señal en tres dimensiones, reducir el ancho de banda y transmitir con pocas pérdidas, esta es la transformada wavelet, que al implementarse en el tratamiento de imágenes digitales aporta una solución al mejoramiento del servicio en las entidades prestadoras de salud.

Además optimizar el manejo de imágenes en las historias médicas digitales, ofreciendo un fácil y rápido acceso a estas, contribuyendo con el ahorro en espacio de los servidores de las clínicas y ahorro de papel de impresión de ecografías (Ver anexo 1 y 2).

3. OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

Implementar una aplicación de compresión de imágenes ecográficas utilizando la transformada wavelet que genere un archivo que se pueda transmitir.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Recopilar, analizar y estudiar la información referente a la transmisión y compresión de imágenes médicas, centrando el estudio en la transformada wavelet.
- Seleccionar la familia de wavelet que se implementará para la compresión de la imagen.
- Utilizar el software Matlab en el proceso de compresión de imágenes ecográficas en 2D manejando la transformada wavelet.
- Utilizar el software Matlab en el proceso descompresión de imágenes ecográficas en 2D manejando la transformada inversa wavelet.
- Diseñar e implementar una interfaz gráfica que le permita al usuario comprimir y descomprimir imágenes médicas.
- Simular el funcionamiento del sistema desarrollado.

4. MARCO REFERENCIAL

4.1 ANTECEDENTES

4.1.1 Imágenes En Medicina Mediante Ultrasonidos.

Estudios practicados a ciertos animales, como polillas, pájaros, perros, murciélagos y delfines, han demostrado que se comunican o se posicionan en el espacio mediante la percepción de ondas ultrasónicas, ondas que se encuentran por encima de la capacidad perceptible del oído humano (20kHz). [DIAZ2009]

Científicos maravillados, realizaron investigaciones para determinar el origen y las causas de este fenómeno. En 1881 los esposos Curie hicieron público el éxito de su experimento que generaba ondas sonoras de alta frecuencia (Ultrasónicas), aplicando un campo eléctrico variante en el tiempo sobre cristales de cuarzo y turmalina. Pero fue L. F. Richardson en 1912 quien le encontró aplicación a este descubrimiento, tras el hundimiento del Titanic, propuso la implementación de ecos ultrasónicos para detectar los objetos sumergidos en el fondo del mar. [DIAZ2009]

En 1920 G. S. Y. Solokov propone a la comunidad científica, la aplicación de ultrasonidos para estudios médicos en seres humanos, el cual solo pudo ser aplicado hasta en los años setenta del siglo pasado. Sin embargo en 1947 D.H. Howry construye partes del primer Ecógrafo bidimensional para uso médico, el órgano a analizar debía sumergirse en un tanque de agua, debido a que las ondas sonoras viajan mejor en este medio. [MOMP1988]

En 1956 S. Satomura publica una investigación donde explica el efecto Doppler de las ecografías, dando así una pauta para el desarrollo del primer Ecógrafo bidimensional de contacto directo estático, el cual fue desarrollado por I. Donald en 1960. En 1964 P.N.T Wells perfecciona la idea y desarrolla el primer Ecógrafo con brazos articulados, dando más movilidad y libertad al médico para seleccionar el área del cuerpo para practicar este exámen. [MOMP1988]

Es 1972 donde aparece la primera forma de los ecógrafos actuales, puesto que G. Kossof y W. J. Garret, implementan la primera pantalla a escala de grises en donde se puede visualizar la forma de los órganos debido a la reflexión de las ondas ultrasónicas cuando chocan con el contorno de los órganos. [MOMP1988]

4.1.2 Compresión De Imágenes [MOOR2007]

La compresión de imágenes se define como el proceso mediante el cual se reduce la cantidad de datos necesarios para representarla eficazmente. Desde hace algunas décadas la necesidad de ejercer este tipo de tratamiento sobre las imágenes digitales, ha tomado gran importancia, ya que cada vez estas tienen más resolución incrementando así la cantidad de datos y espacio en disco.

La implementación de algoritmos matemáticos para la compresión de imágenes ha sido tan variado, que actualmente se demarca en dos grandes grupos, los que producen pérdidas y los que no, a continuación se enunciarán algunos de ellos:

- **TIFF:** (Tagged Image File Format - formato de fichero de imágenes etiquetado) Creado en 1980 por la compañía Aldus, se basa en la técnica de compresión LZW, la cual ofrece pocas pérdidas en la calidad de la imagen. Este formato es popular en imágenes de color verdadero y es implementado en aplicaciones como Photoshop.
- **GIF:** (Graphics Interchange Format) creado en 1987 por la compañía CompuServe, para poder compartir imágenes a color con baja peso en tamaño de datos a través de la Internet. Este formato también se basa en la técnica de compresión LZW ofreciendo pocas pérdidas en la calidad de la imagen, aunque este limitado en una paleta de 256 colores.
- **RLE:** (Run-length encoding) Es una forma de compresión simple donde los caracteres idénticos consecutivos son sustituidos por un código que es un carácter acompañado por el número de veces que se repite la secuencia. Este tipo de compresión que hizo su aparición en los años 90 funciona mucho mejor en gráficos a blanco y negro, puesto que la probabilidad que se repitan varias secuencias de números es alta, aunque este tipo de compresión presenta altas pérdidas, es implementada para la publicaciones de imágenes en páginas WEB.

4.2 MARCO TEÓRICO

4.2.1 El Ecógrafo

Se compone básicamente por un monitor y un emisor receptor (transductor) que a través de un cristal induce un pulso eléctrico y recoge los ecos ultrasónicos, habitualmente con frecuencias de 1 a 10 MHz, cuando se recibe la energía reflejada por cada órgano se procesa la información, son convertidos de análogos a digitales, transferidos a un buffer, se cuantifica, se convierte en una imagen digital y se presenta en una pantalla en forma de imagen en escala de grises siendo a mayor eco superior nivel de luminosidad. [MOMP1988]

“Las aplicaciones clínicas para diagnóstico mediante los ultrasonidos son múltiples ya que muchos de los órganos del cuerpo humano son abordables por los ultrasonidos y, por tanto, susceptibles de objetivar sus posibles alteraciones morfológicas” [MOMP1988].

Para la toma de ecografías el paciente debe recostarse sobre una camilla, se aplica un gel sobre la zona del cuerpo donde se encuentra el órgano a analizar, este sirve como medio mecánico de transmisión, a medida que se desplaza el transductor se buscan estructuras fisiológicas internas de referencias. Esta clase de equipos no puede ser usado en órganos como pulmones y huesos debido a la gran atenuación que tiene los ultrasonidos. [MOMP1988]

Existen diversos formatos de presentación de imágenes ecográficas entre las que se encuentra: [CARD2006]

- Sectorial: la imagen es en forma de abanico, se usa especialmente en exploraciones cardíacas y abdominales, su frecuencia de trabajo suele ser de 3.5 a 5MHz.
- Convex: proporciona una imagen en forma de trapecio, utilizada especialmente para exámenes obstétricos y de abdomen general, su frecuencia de trabajo es igual a la sectorial.
- Lineal: suministra una imagen en forma rectangular, explora estructuras superficiales como músculos, tendones, mamas, escroto, tiroides, entre otros

tejidos blandos. Da una información más detallada que las dos anteriores ya que maneja frecuencias de trabajo de 7.5 a 10 MHz

4.2.2 ¿Qué Son Las Imágenes Digitales?

“Una imagen digital es un conjunto de píxeles (Picture elements) codificados mediante ceros y unos que forman un mapa de bits. Por tanto, como cualquier secuencia binaria, puede ser objeto de la aplicación de algoritmos de compresión con poca pérdidas de calidad”. [LABL2008]

En una imagen es importante la información que esta posee, cuando se encuentra en formato digital, es decir, codificada por una secuencia de bits (números binarios), presenta ventajas con respecto a la imagen clásica, entre la que se destaca la manipulación mediante algoritmos o software informáticos que integran varias técnicas determinadas bajo dos parámetros: [GONZ2008]

- Los píxeles por pulgada (PPP ó DPI) lo cual es un conjunto de bits que contiene la cantidad de información presente.
- La cantidad de bits utilizados para codificar cada píxel, entre más colores se codifiquen, mayor será la calidad y nitidez de la imagen.

4.2.2.1 Modelo De Una Imagen Simple [GONZ2008]

Para que una imagen pueda ser manipulada matemáticamente es necesario expresarla como un modelo matemático. Una imagen en dos dimensiones es una función de la forma $f(x,y)$, donde el valor de f es la amplitud en coordenadas espaciales dado los escalares positivos (x,y) , cuando se genera por un proceso físico, los valores de la intensidad f varían dependiendo de la radiación producida por la fuente de energía (Figura 1), el proceso de captación y digitalización, obteniendo así información alta o baja.

Por consiguiente $f(x,y)$ nunca podrá ser cero y puede tomar valores así:

$$0 < f(x,y) < \infty$$

Ecuación 1. Rango de valor $f(x, y)$. [GONZ2008]

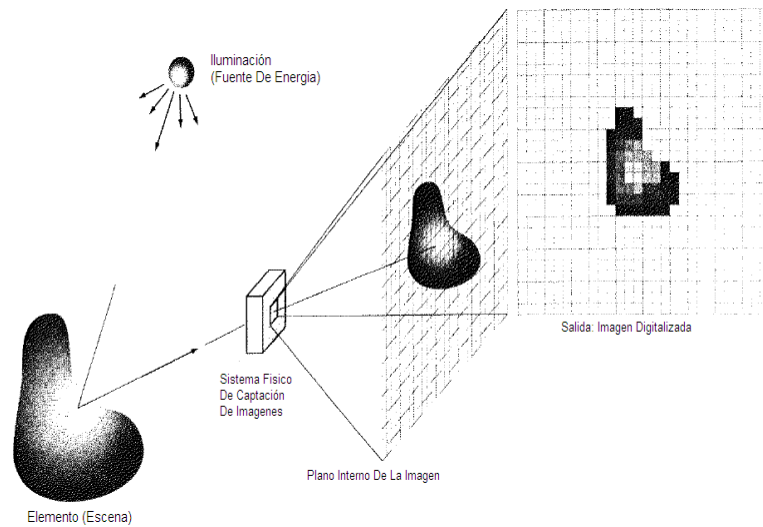


Figura 1. Esquema de captura de una imagen. [GONZ2008]

La función $f(x,y)$ tiene dos componentes que la caracterizan, el primero es la cantidad de iluminación $i(x,y)$ que tiene la fuente sobre los objetos de la escena que se desea fotografiar; la segunda la cantidad de reflectancia de los objetos $r(x,y)$. Con la combinación de las dos funciones se obtiene a $f(x,y)$.

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y)$$

Ecuación 2. Definición matemática de una imagen. [GONZ2008]

Donde:

$$0 < i(x,y) < \infty \quad \text{a) luminosidad}$$

Y

$$0 < r(x,y) < 1 \quad \text{b) reflectancia}$$

Ecuación 3. Rango valor luminosidad y reflectancia. [GONZ2008]

En $r(x,y)$, los valores cercanos a cero indican que hay alta absorción de luminosidad en los objetos, pero si es cercana a 1, se reflejará toda la luminosidad, este valor es dado por los objetos a capturar, mientras que $i(x,y)$ es un parámetro natural, que depende de la fuente de energía.

Las ecografías son imágenes en dos dimensiones en escala de grises, se forman por la reflexión de ondas de ultrasonido que dibujan en un plano los objetos con los cuales chocan. Entonces la intensidad en escala de grises, que produce una imagen monocromática es denotada por:

$$I = f(x_0, y_0)$$

Ecuación 4. Intensidad en escala de grises. [GONZ2008]

Donde la luminancia en esta escala es:

$$L_{min} \leq I \leq L_{max}$$

Ecuación 5. Variación luminosidad en escala de grises. [GONZ2008]

Generalmente el promedio de luminosidad y de reflectancia para esta escala de color es de $L_{min} = 10$ y $L_{max} = 1000$, para objetos que están dentro de algún lugar, por ejemplo en una casa u oficina en donde la ausencia de una fuente es más notable.

El intervalo $[L_{min}, L_{max}]$ es llamado intervalo de grises o intensidad de la escala, el cambio numérico en este va desde 0 hasta $L-1$, donde 0 es negro absoluto (total ausencia de color) y $I = L-1$, es la variación del blanco, los valores intermedios se interpretan como sombras.

4.2.2.2 Cuantización y Muestreo De La Imagen [GONZ2008]

Para digitalizar una imagen, es decir, convertirla en una matriz donde sus elementos representan la luminosidad y escala de color de cada pixel, es necesario tomar muestras de la amplitud de la señal cada cierto tiempo (Figura 2), a este proceso se le llama muestreo.

En este proceso se determina a qué frecuencia se toma una muestra de la señal, en esto, cada una puede ser cuantizada y sometida a alguna técnica de compresión digital, para mejores resultados se muestrea la señal mínimo al doble de la frecuencia.

Con los resultados del proceso de muestreo, se codifican los pixeles, en otras palabras, se le asignan valores binarios a cada nivel de amplitud, este decidirá que intensidad de color o profundidad tendrá el pixel para representar un punto de la imagen, entre más pixeles, mejor resolución y mayor tamaño en disco.

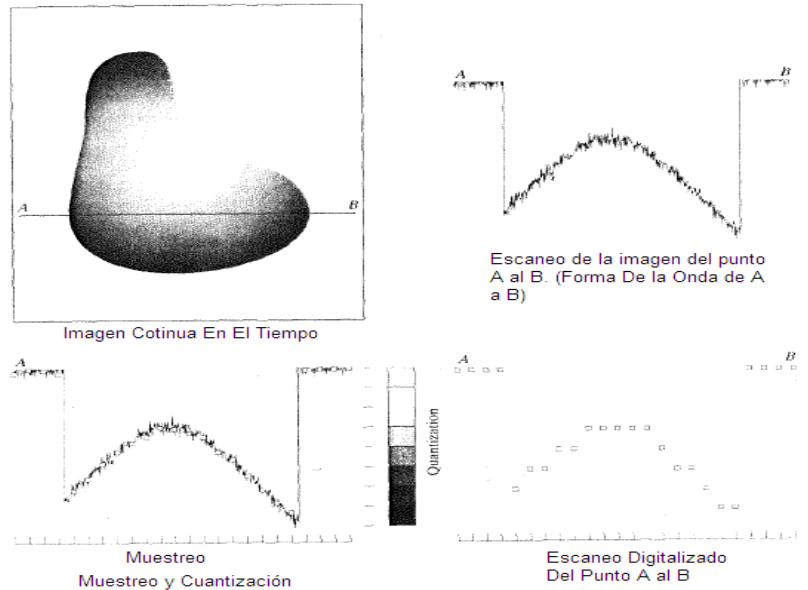


Figura 2. Esquema de digitalización de una imagen. [GONZ2008]

4.2.2.3 Representación Digital De Una Imagen. [GONZ2008]

Una imagen es un arreglo de pixeles codificados mediante unos y ceros obtenidos en el proceso de muestreo, a mayor muestras mejor información, razón por la cual es de gran importancia la técnica que se implemente a la hora de manipular imágenes.

Una imagen a color es un arreglo matricial de dimensiones $M \times N \times 3$ donde M: es el número de filas, N: número de columnas y 3 la cantidad de matrices que representa los tres planos RGB, para cada uno se asocia una matriz de la forma:

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & f(1, N-1) \\ \vdots & \text{||||||||||||||||||||} & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & f(M-1, N-1) \end{bmatrix}$$

Ecuación 6. Matriz plano RGB. [GONZ2008]

Con la matriz anterior se puede representar una imagen en escala de grises. Pero en general es conveniente representar una imagen digital como una matriz tradicional, su representación es de la siguiente forma:

$$A = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & \dots & a_{0,N-1} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & \dots & a_{1,N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{M-1,0} & a_{M-1,1} & \dots & a_{M-1,N-1} \end{bmatrix}$$

Ecuación 7. Matriz imagen completa. [GONZ2008]

4.2.3 Histograma

“En general se representa como un gráfico de barras en el que las abscisas son los distintos colores de la imagen y las ordenadas la frecuencia relativa con la que cada color aparece en la imagen. El histograma proporciona información sobre el brillo y el contraste de la imagen, y puede ser utilizado para ajustar estos parámetros, eliminar ciertas tonalidades molestas, etc...” [PAGO]

El histograma es un gráfico de barras que muestran la tonalidad que conforma la imagen, si esta se encuentra en escala de grises su rango será de 0 (negros) a 255 (blancos). Está compuesto por dos variables donde la altura representa la frecuencia de los pixeles y la posición horizontal la tonalidad. [GONZ2008]

Muestra información que permite percatarse de detalles que a simple vista serian difíciles de distinguir como cuando la imagen digitalizada es de mala calidad el histograma posee muchos huecos, una foto con niveles altos tendrá muchos picos al lado derecho de la gráfica pero si por el contrario están al lado izquierdo serán niveles bajos, si son altos significa que tiene gran contraste. [GONZ2008]

Existe un conjunto de propiedades que permiten obtener información sobre la distribución de los niveles de gris, por ejemplo: [PAGO]

- **Media:** es el valor de los niveles de gris e informan sobre el brillo de la imagen. Si se obtiene una media alta significa que la imagen es brillante, si es baja la imagen es oscura.
- **Varianza:** si es alta implica que una imagen tiene un contraste alto y si es baja tiene un contraste bajo.

4.2.4 Transformada Wavelet [KOUR2002]

“Hace no más de 20 años, se han venido desarrollando nuevas herramientas, que permiten realizar el análisis de señales desde otra perspectiva, surgidas principalmente ante la necesidad de poder analizar señales que no se comportan en forma estacionaria, o que presentan cambios bruscos en intervalos muy pequeños. Estas señales provienen de diferentes áreas de investigación, tales como la medicina, sismología, geología, electrónica, desarrollo militar, etc.” [KOUR2002]

Por ejemplo, la transformada wavelet observa el comportamiento y recupera datos perdidos durante cambios abruptos presentes en las tonalidades de una región determinada en imágenes médicas, la transformada Fourier no ofrece óptimos resultados con este tipo de imágenes lo cual conlleva a perder información que puede ser de vital importancia.

4.2.4.1 Transformada Wavelet En Tiempo Continuo [KOUR2002]

Tiene su fundamento en la transformada de Fourier que descompone una señal en ondas sinusoidales de diferentes frecuencias, permite pasar del dominio del tiempo al de frecuencia, ocasionando pérdida de información del tiempo, es decir, resultaría difícil determinar el momento en el que ocurre un determinado suceso cuando se está a una determinada frecuencia.

Para dar solución a este problema, Dennis Gabor inventó una técnica basada en filtros, dando como resultado la aplicación de la transformada de Fourier por

ventaneo. Consiste en someter la señal a estudiar a una serie de filtros, de tal forma que se puede analizarla en una sección pequeña a un tiempo determinado, obteniendo así la información de la frecuencia y el tiempo.



Figura 3. Esquema de transformada Gabor (FFT). [KOUR2002]

Ocurre un problema entre la transformada Gabor y las señales con algún cambio abrupto en su forma, esta técnica no ha demostrado buen funcionamiento en estos puntos, es incapaz de determinar el tiempo y la frecuencia del suceso, por tal razón es necesario implementar otra técnica. La transformada wavelet da solución al problema.

“El análisis wavelet permite el uso de intervalos grandes de tiempo en aquellos segmentos donde se requiere mayor precisión en baja frecuencia y en regiones más pequeñas donde se requiere información en alta frecuencia.” [KOUR2002]

Como se muestra en la siguiente figura:



Figura 4. Esquema de la transformada wavelet (TW). [KOUR2002]

La transformada wavelet está dada por la siguiente ecuación matemática:

$$W_{\psi}(s, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\psi_{s,\tau}(x)dx$$

Ecuación 8. Definición TW en continuo. [GONZ2008]

Donde:

$$\psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{x-\tau}{s}\right)$$

Ecuación 9. Kernel de la TW. [GONZ2008]

La ecuación 9 es el Kernel de la transformada wavelet, una ondícula con duración efectiva limitada y valor promedio cero. Según su definición se encuentra normalizado al ser la base conformadora del espacio de señal de las transformaciones que se pueden generar a partir de este. El desplazamiento de la ondícula sobre la señal está dado por ' τ ' y ' s ' es el factor de escalamiento.

Al remplazar la ecuación 9 en la ecuación .8, obtenemos la expresión matemática completa de la transformada wavelet:

$$W_{\psi}(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-\tau}{s}\right) dx$$

Ecuación 10. Modelo matemático de TW en tiempo continuo. [GONZ2008]

Para el cálculo de la transformada wavelet, es necesario entender el análisis de Fourier, el cual descompone una señal en ondas sinusoidales a diferentes frecuencias, en cambio la TW descompone la señal en versiones trasladadas en el tiempo y escaladas del Kernel, es decir, cuando está en el origen y su factor de escalamiento es 1. Los pasos que se deben hacer para su cálculo son:

- Se debe elegir una familia de wavelets; puede ser la Haar, Daubechies, Symlets, Coiflets, BiorSplines, ReverseBior, Meyer, DMeyer, Gaussian, Mexican Hat, Morlet, Complex Gaussian, Shannon, Frequency B-Spline y Complex Morlet.
- Se fija un valor de escala en el Kernel, se posiciona la wavelet en $t=0$, se aplica la ecuación 10 y el resultado es la correlación de la señal con wavelet.

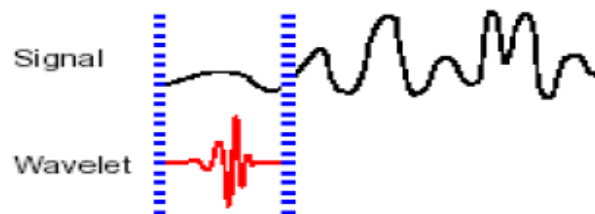


Figura 5. Primer paso del cálculo de TW. [KOUR2002]

- Se traslada el Kernel hacia la derecha variando τ^f , se conserva el factor de escala y se aplica la ecuación 10, se obtiene una correlación diferente a la anterior; esto se hace hasta llegar al final de la señal.

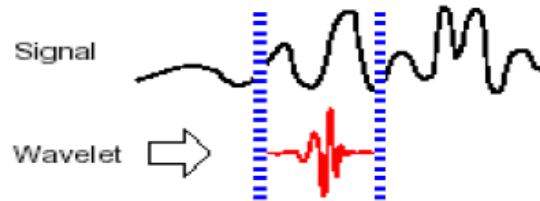


Figura 6. Segundo paso del cálculo de TW. [KOUR2002]

- Se varía el factor de escala y se repiten los pasos anteriores, entre más correlaciones se tengan mayor será la información que se obtiene.

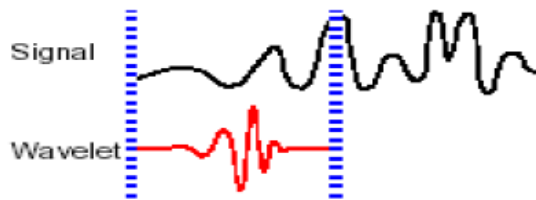


Figura 7. Tercer paso del cálculo de TW. [KOUR2002]

Una vez hecho el cálculo de la transformada se interpretan los resultados en un gráfico de tres dimensiones, tiempo (τ^f), escala (s) y amplitud (frecuencia o correlación), en la figura 8. El pico pequeño corresponde a componentes de alta frecuencia, mientras que el más alto pertenece a los elementos de baja frecuencia. [KOUR2002]

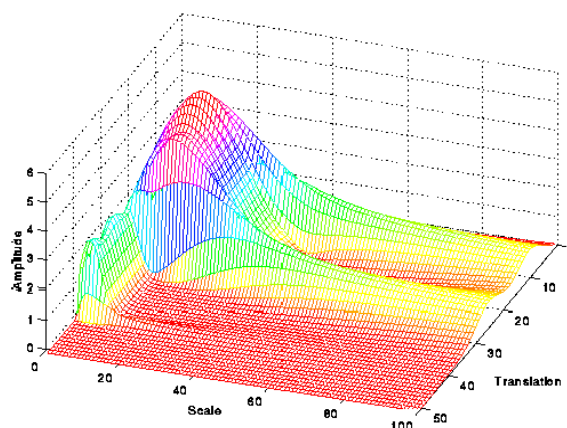


Figura 8. Interpretación en 3D del análisis de TW. [KOUR2002]

Existe otra interpretación de análisis de la transformada wavelet, gracias a la magnitud de la correlación que se obtuvo, esta consiste en una gráfica (figura 9) en dos dimensiones donde el eje de las abscisas representa el tiempo y el de las ordenadas la escala de la variación del color.

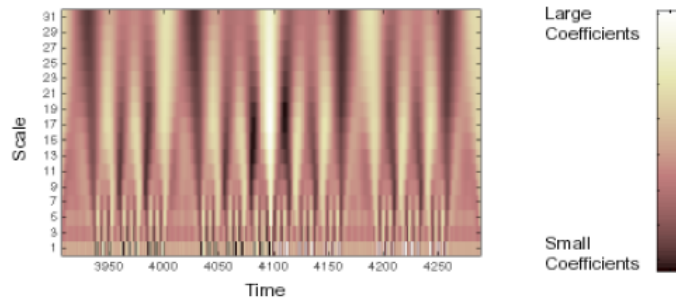


Figura 9. Interpretación en 2D del análisis de TW [KOUR2002]

La transformada wavelet tiene la propiedad de invertibilidad, la señal que se somete al análisis es descompuesta dentro de un Kernel o familia wavelet, que es una base del espacio de señal, todas las correlaciones que se obtiene son ortogonales, como consecuencia la suma de todas las descomposiciones da como resultado la señal original. Por tanto se puede obtener $f(x)$ utilizando la transformada inversa wavelet:

$$f(x) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{W_{\psi}(s, \tau)(\psi_{s,\tau}(x))}{s^2} d\tau ds$$

Ecuación 11. Transformada wavelet inversa. [GONZ2008]

Donde el criterio de admisibilidad C_{ψ} es:

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\psi(u)|^2}{|u|} du$$

Ecuación 12. Criterio de admisibilidad [GONZ2008]

4.2.4.2 Transformada Wavelet Discreta [GONZ2008]

Es necesario definir la serie de expansión wavelet en función de la combinación lineal de $f(x)$ con el Kernel que tiene un escalamiento dado por $\varphi_{j_0,k}(x)$, haciendo de este modo que el resultado de la operación no se encuentre por fuera del espacio de señal de la wavelet. Al hacer las operaciones de corrimiento,

expansión y contracción del Kernel, se generan subespacios de señal, los cuales podrían representar a $f(x)$ con algunos coeficientes de wavelets como se muestra a continuación.

$$f(x) = \sum_k C_{j_0}(k) \varphi_{j_0,k}(x) + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k d_j(k) \psi_{j,k}(x)$$

Ecuación 13. Series de expansión wavelet. [GONZ2008]

Donde j_0 es el comienzo de arbitrario de una escala, $C_{j_0}(k)$ llamado escalamiento de coeficientes se calcula así.

$$C_{j_0}(k) = (f(x), \varphi_{j_0,k}(x)) = \int f(x) \varphi_{j_0,k}(x) dx$$

Ecuación 14. Escalamiento de coeficientes. [GONZ2008]

El término de la serie $d_j(k)$ hace referencia al detalle de la wavelet y es conocido como el coeficiente de wavelet, se calcula así.

$$d_j(k) = (f(x), \psi_{j,k}(x)) = \int f(x) \psi_{j,k}(x) dx$$

Ecuación 15. Coeficiente de la wavelet. [GONZ2008]

Estos cálculos son necesarios ya que en la ecuación 13, la primera sumatoria puede converger a $f(x)$ sin ser la suma total de todos los elementos del espacio de señal del Kernel, es decir, en algunos casos se puede encontrar a $f(x)$ sumando elementos del sub espacio de señal; la segunda sumatoria proveen información de aumento del detalle y está compuesta por las wavelets. Si la expansión tiene funciones ortogonales entre sí, el cálculo de los coeficientes $C_{j_0}(k)$ y $d_{j_0}(k)$, se hacen como en las ecuaciones 14 y 15.

Con las series de expansión de Fourier y wavelet se obtiene una función continua y variable dentro de una secuencia de coeficientes, si esta función se expande, es discreta y los coeficientes resultantes son llamados *transformada discreta wavelet* (DWT). Por ejemplo para una función $f(n) = f(x_0 + n\Delta x)$, para algún valor de x_0 y Δx , y $n=0, 1, 2, 3, \dots, M-1$; los coeficientes de $f(x)$ descritos en las ecuaciones 14 y 15 de la serie de expansión wavelet son convertidos por DWT por una secuencia de coeficientes así:

$$W_{\varphi}(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_n f(n) \varphi_{j_0, k}(n)$$

Ecuación 16. Escalamiento de coeficientes en DWT. [GONZ2008]

$$W_{\psi}(j, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_n f(n) \psi_{j, k}(n) \forall j \geq j_0$$

Ecuación 17. Coeficientes de la wavelet en DWT. [GONZ2008]

Luego $W_{\varphi}(j_0, k)$ y $W_{\psi}(j, k)$ son semejantes a $C_{j_0}(k)$ y $d_{j_0}(k)$ respectivamente, es decir $\varphi_{j_0, k}(n) = \varphi_{j_0, k}(x_s + n\Delta x_s)$ para algunos x_0 , Δx y $n=0, 1, 2, 3, \dots, M-1$. Al igual que la transformada wavelet en tiempo continuo, existe el proceso inverso, la DWT también tiene su inversa, su cálculo se hace con la siguiente expresión:

$$f(n) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_k W_{\varphi}(j_0, k) \varphi_{j_0, k}(n) + \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k W_{\psi}(j, k) \psi_{j, k}(n)$$

Ecuación 18. Transformada inversa wavelet discreta. [GONZ2008]

Normalmente para su cálculo se asume $j_0=0$, 'M' como un potencia de 2 ($M = 2^j$), de modo que las sumatorias de la ecuación 16 hasta la 18, pueden realizarse a través de los siguientes criterios, $n=0, 1, 2, \dots, M-1$, $j=0, 1, 2, \dots, J-1$ y $k=0, 1, 2, \dots, 2^j - 1$.

4.2.4.3 Cálculo De La Transformada Wavelet Discreta En Imágenes [GONZ2008]

Una imagen es una matriz de pixeles codificados con unos y ceros, su valor depende del nivel de la escala de color a representar. Cuando se aplica transformada wavelet a una imagen, los coeficientes generados codifican los pixeles con base al Kernel, produciendo así una de correlación sobre estos. Si el Kernel elegido ofrece pérdidas visuales poco perceptibles, ya se puede cuantizar e implementar algún tipo de compresión.

El cálculo de la transformada wavelet en imágenes, se hace mediante la implementación de un banco de filtros ortogonales, es decir filtros pasa bajos y pasa altos sobre un mismo segmento de la imagen a analizar, esto se hace con el

fin de dividir la información en segmentos de datos más pequeños pero que ocupen el mismo espectro de frecuencias de la imagen sin filtrar.

A continuación se muestra el banco de filtros al que es sometida la imagen:

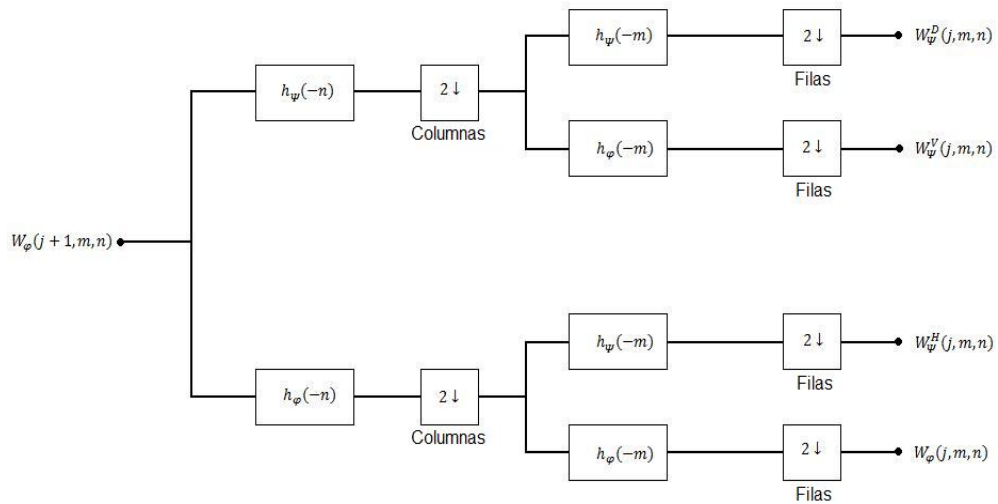


Figura 10. Diagrama de bancos de filtros para el cálculo DWT. [GONZ2008]

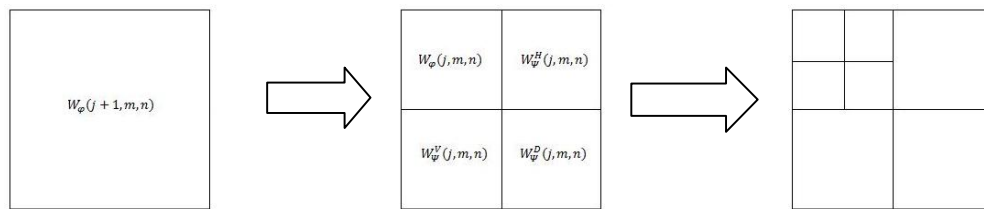


Figura 11. Esquema DWT en imágenes. [GONZ2008]

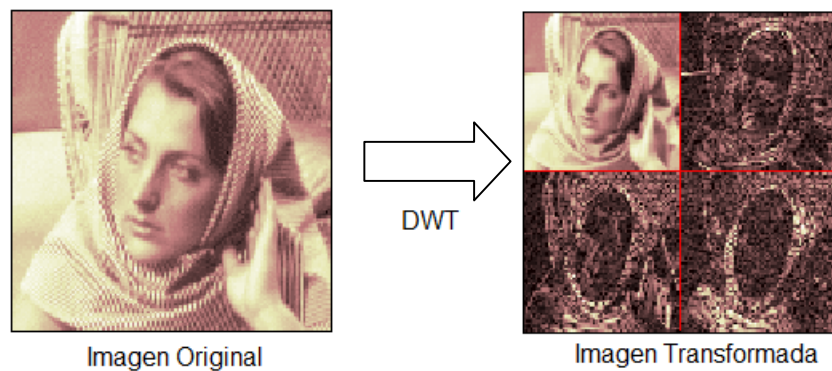


Figura 12. DWT en imágenes.

En la figura 12 se observa que los filtros dividen la imagen en cuatro sub-imágenes ubicadas dentro del tamaño de la original, cada una de estas tiene una deformación debida a la correlación inversa que hace la trasformada wavelet. El símbolo $2\downarrow$ es un decimador el cual cumple la función de recuperar el espectro de la imagen que se pierde cuando pasa por el filtro, quitando una muestra por cada dos del histograma de los segmentos de la imagen, como se muestra a continuación:

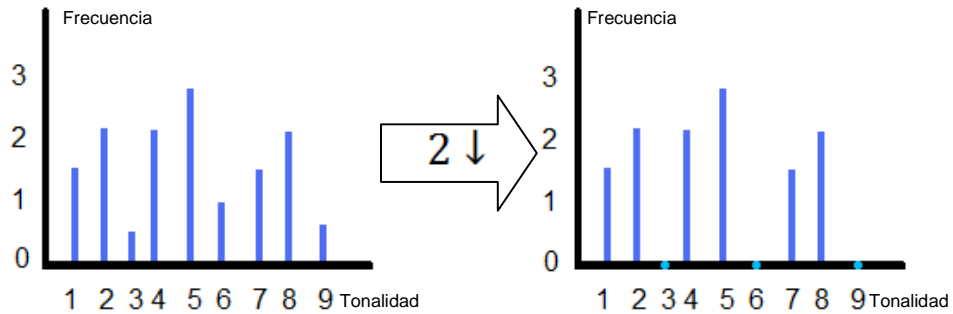


Figura 13. Decimación

En la figura 12, en la imagen transformada, el cuadrante superior izquierdo contiene una correlación parecida a la de la imagen original, cuando se vuelve a hacer trasformada wavelet, este segmento se divide en 4 sub-segmentos quedando la imagen así:

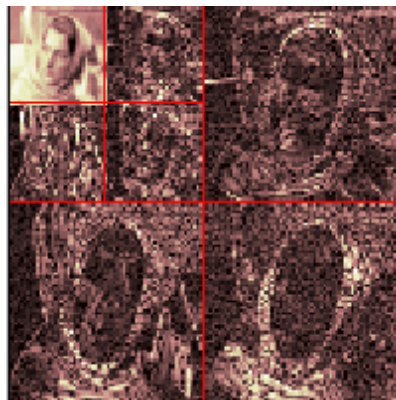


Figura 14. DWT segundo nivel en Imágenes.

Cada segmento de la imagen es una matriz que contiene la codificación del pixel de acuerdo a la wavelet que se implementó y la suma de cada uno de los segmentos de la trasformación genera la imagen original con algunas pérdidas a causa de la decimación. A pesar que las pérdidas son mínimas, estas pueden ser

de gran importancia cuando se trata de imágenes diagnósticas, por tal razón es necesario implementar, la trasformada inversa wavelet para la recuperación de la información original.

Para la reconstrucción cada segmento es sometido a un banco de filtros, buscando recuperar las frecuencias originales de cada espectro.

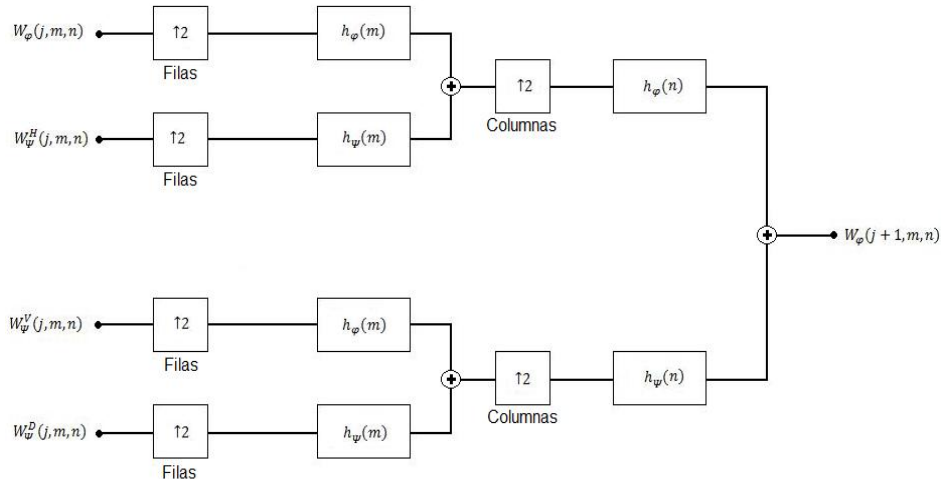


Figura 15. Diagrama de banco de filtros para el cálculo IDWT [GONZ2008]

El símbolo $2\uparrow$ significa interpolación, lo cual es recuperar información de las muestras que se perdieron en la decimación, este proceso se hace prediciendo el cambio de la onda entre muestra y muestra, este proceso es muy preciso y puede lograrse que la reconstrucción sea muy similar a la original.

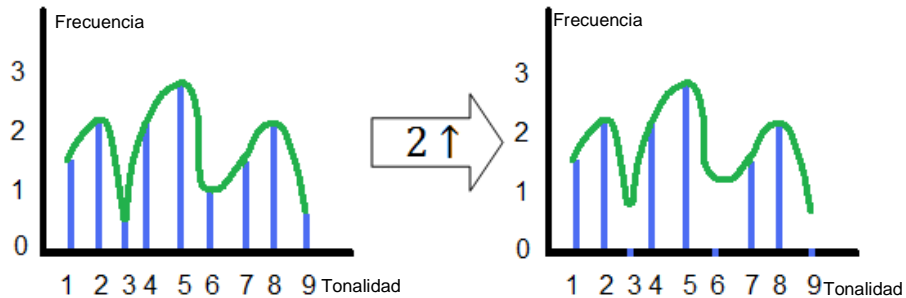


Figura 16. Proceso de banco de interpolación

Una vez recuperadas las muestras, se suma cada segmento de la imagen para obtener su reconstrucción total, disminuyendo de esta forma pérdidas de información.

4.2.4.4 Familias Wavelets [MATH2009]

En la transformada wavelet los coeficientes obtenidos, pueden variar dependiendo del Kernel utilizando, existen varias familias y dependiendo de sus propiedades matemáticas se utilizan para hacer el análisis en cierto tipo de señales. Por tal razón esta herramienta puede extenderse a una gran variedad de aplicaciones donde se necesite tratamiento de señales.

A continuación se mencionan algunas familias de wavelet:

A. Haar:

Es utilizada para eliminación de ruido en señales que tienen cambios muy bruscos en su forma. La expresión matemática y su forma son:

$$\psi = \begin{cases} 1 & \forall 0 \leq x \leq 0.5 \\ -1 & \forall 0.5 \leq x \leq 1 \\ 0 & \forall \text{Cualquier otro} \end{cases}$$

Ecuación 19. Función wavelet Haar. [MATH2009]

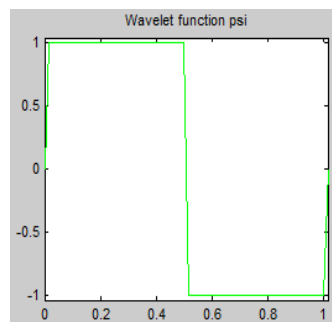


Figura 17. Kernel Haar

B. Daubechies

Es utilizada para detectar patrones en imágenes. No tiene función matemática que la describa explícitamente y se deriva de la serie de Laurent.

$$P(y) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k^{N-1+k} y^k, \text{ donde } C_k^{N-1+k} \text{ son los coeficientes binomiales}$$

Ecuación 20. Distribución de la función wavelet Daubechies. [MATH2009]

Entonces:

$$|m_0(\omega)|^2 = \left(\cos^2\left(\frac{\omega}{2}\right) \right)^N P\left(\sin^2\left(\frac{\omega}{2}\right)\right)$$

Ecuación 21. Función wavelet Daubechies. [MATH2009]

Donde:

$$m_0(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k e^{-ik\omega}$$

Ecuación 22. Distribución de coeficientes wavelet Daubechies [MATH2009]

Donde N el número de muestras tomadas.

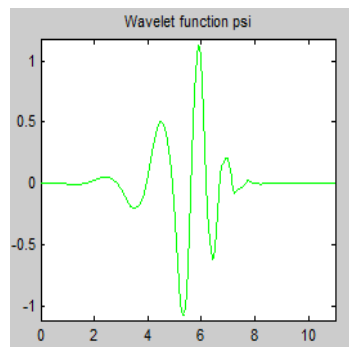


Figura 18. Kernel Daubechies

C. Symlets

Es utilizada en la compresión de señales análogas, posee características de ortogonalidad y biortogonalidad. Se obtiene variando los coeficientes de los filtros de la wavelet Daubechies.

$$\psi(z) = U(z)\overline{U\left(\frac{1}{z}\right)}$$

Ecuación 23. Función wavelet Symlets [MATH2009]

Siendo $z = e^{i\omega}$ y 'U' las raíces z, estas raíces son menores a los coeficientes de la wavelet Daubechies.

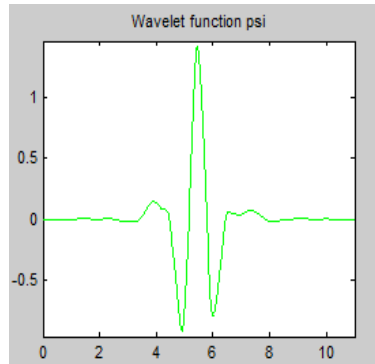


Figura 19. Kernel Symlets

D. Coiflets

Tiene características similares a la wavelet Symlets, pero los coeficientes de filtros pasa-bajos y pasa-altos son más pequeños.

$$\psi = 2^{-\frac{j}{2}}s(2^{-j}k)$$

Ecuación 24. Función wavelet Coiflets [MATH2009]

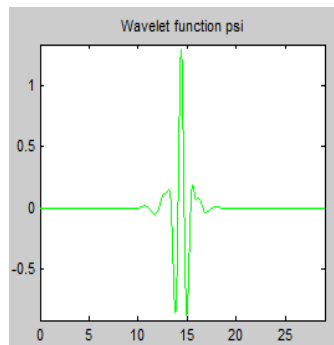


Figura 20. Kernel Coiflets

E. Biorthogonal Spline

Usada para analizar señales cerebrales y obtener algunos patrones que indiquen algún problema neuropsicológico de los seres humanos.

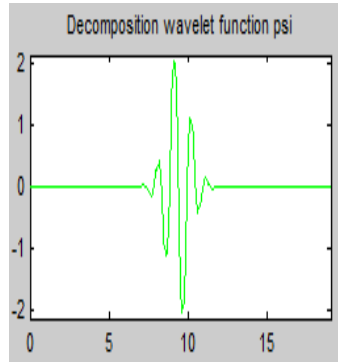


Figura 21. Kernel Biorthogonal Spline

F. Reverse Biorthogonal Spline

Es utilizada para hacer el análisis a superficies de materiales, detectando irregularidades. Se obtiene con la expansión de las series lineales Spline y la función cuadrática B-Spline, de manera ortogonal.

$$\varphi(\omega) = \frac{1}{3^2(2\pi)^{\frac{1}{2}}} \frac{4\text{sen}^2\left(\frac{\omega}{2}\right)}{\omega^2 \left[1 + 2\text{cos}^2\left(\frac{\varphi}{2}\right)\right]^{\frac{1}{2}}}$$

Ecuación 25. Función wavelet Reverse Biorthogonal Spline. [MATH2009]

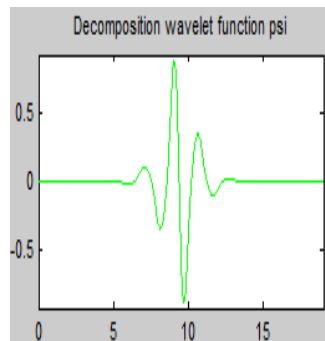


Figura 22. Kernel Reverse Biorthogonal Spline

G. Meyer

Es utilizada en el análisis de señales multiresolución y en el diseño de algoritmos genéticos.

$$|\psi^k(x)| \leq C_{k,n} (1 + |x|^2)^{-n}$$

Ecuación 26. Wavelet Meyer [MATH2009]

Para k y n pertenecientes a los números Naturales.

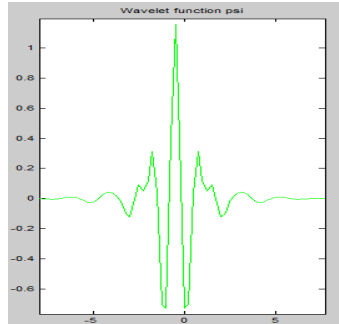


Figura 23. Kernel Meyer

H. Gaussian

Se fabrica derivando la función de Densidad De Probabilidad Gaussiana, es útil para hacer la transformada continua Wavelet simétrica o asimétrica.

$$\psi(x, n) = Cn \frac{d}{dx} (e^{-x^2}, n)$$

Ecuación 27. Función wavelet Gaussian. [MATH2009]

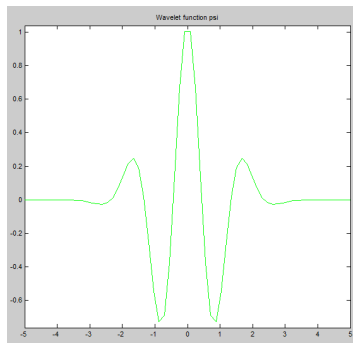


Figura 24. Kernel Gaussian

I. Mexican Hat

Esta wavelet se obtiene con la segunda derivada de la densidad de probabilidad Gaussiana, es de modo simétrico y se utiliza para obtener características de la fase de una señal.

$$\psi = \frac{2(1-x^2)e^{-\frac{x^2}{2}}}{\pi^{\frac{1}{4}}\sqrt{3}}$$

Ecuación 28. Función wavelet Mexican Hat. [MATH2009]

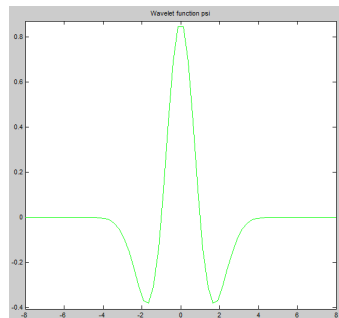


Figura 25. Kernel Mexican Hat

J. Morlet

Es una función continua, equivalente a una onda plana, muy útil para hacer transformada wavelet continua de forma simétrica.

$$\psi = e^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x)$$

Ecuación 29. Función wavelet Morlet. [MATH2009]

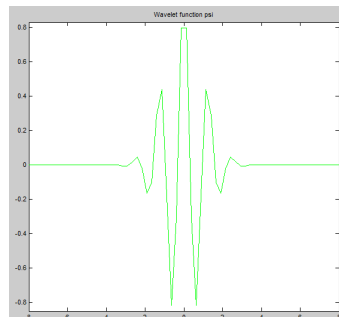


Figura 26. Kernel Morlet

K. Shannon

Se utiliza para la caracterización de señales de electrocardiografías, es decir para encontrar patrones de señal extraños en el corazón.

$$\psi(x) = \sqrt{f_b} \operatorname{sinc}(f_b x) e^{2\pi i f_c x}$$

Ecuación 30. Función wavelet Shannon. [MATH2009]

Donde f_b , es un parámetro de ancho de banda y f_c frecuencia central de la ondícula

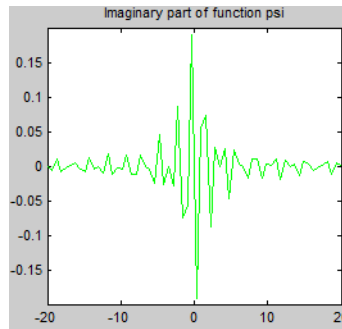


Figura 27. Kernel Shannon

L. Frequency B-Spline

Es utilizada para medir la variabilidad del ritmo cardíaco y en el análisis de ecos en señales acústicas.

$$\psi(x) = \sqrt{f_b} \left(\operatorname{sinc} \left(\frac{f_b x}{m} \right) \right)^m e^{2\pi i f_c x}$$

Ecuación 31. Función wavelet Frequency B-Spline. [MATH2009]

Donde f_b , es un parámetro de ancho de banda, f_c frecuencia central de la ondícula y m un parámetro de orden que debe cumplir la siguiente propiedad $m \geq 1$.

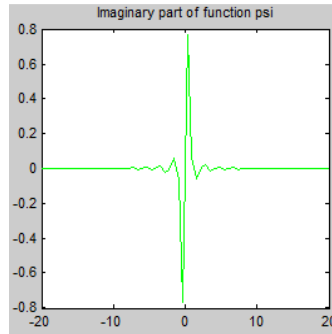


Figura 28. Kernel Frequency B-Spline.

4.2.5 Codificación Huffman [GARC2003].

Se basa en la asignación de códigos de longitud variable a cada uno de los símbolos de la fuente, esta técnica arroja resultados óptimos por lo que se implementa en la compresión archivos digitales, en codificación y encriptación de datos.

“La capacidad de compresión de la información se debe a la asignación de códigos de menor longitud a los símbolos que aparecen con más probabilidad en la fuente, consiguiendo con ello la reducción de la longitud media de las palabras código asociadas a los mensajes” [GARC2003].

Para realizar la codificación se ordenan los símbolos en forma decreciente de acuerdo a la probabilidad de ocurrencia como se muestra en la siguiente tabla:

Símbolo	Probabilidad de Ocurrencia
S1	0.3
S2	0.2
S3	0.15
S4	0.1
S5	0.1
S6	0.07
S7	0.05
S8	0.03

Tabla 1. Ordenamiento de símbolos de acuerdo a probabilidad de ocurrencia.

“Los dos símbolos menos probables se agrupan en un pseudosímbolo cuya probabilidad es la suma de cada una de los símbolos fusionados (la palabra código asignada a estos símbolos difiere solamente en la última posición). Los restantes símbolos-pseudosímbolos son nuevamente ordenados en función de sus probabilidades, combinando los dos menos probables y sumando sus probabilidades en un nuevo pseudosímbolo. El proceso se repite hasta que todo el árbol generado se reduce a un símbolo con probabilidad igual a la unidad” [GARC2003].

S1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.4	0.6	1
S2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3	0.4	
S3	0.15	0.15	0.15	0.2	0.2	0.3		
S4	0.1	0.1	0.15	0.15	0.2			
S5	0.1	0.1	0.1	0.15				
S6	0.07	0.08	0.1					
S7	0.05	0.07						
S8	0.03							

Tabla 2. Secuencias de suma de probabilidades para la codificación Huffman

Siendo las probabilidades en rojas las sumadas, las verde el resultado de las sumas y las de azul que cumplen las dos condiciones anteriores

Para la asignación de un código binario, se toman los resultados de la suma anterior a uno, ya que solo hay dos posibles valores a codificar, el uno lógico y el cero lógico de la siguiente forma:

S1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.4	0.6	0
S2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3	0.4	1
S3	0.15	0.15	0.15	0.2	0.2	0.3		
S4	0.1	0.1	0.15	0.15	0.2			
S5	0.1	0.1	0.1	0.15				
S6	0.07	0.08	0.1					
S7	0.05	0.07						
S8	0.03							

Tabla 3. Asignación de códigos.

Siendo los números en rosado son los códigos binarios asignados. Para generar la codificación total de los símbolos, se hace a partir de los resultados de las sumas siguiendo la lógica que se muestra a continuación:

S1	0.3	00	0.3	00	0.3	00	0.3	00	0.3	00	0.4	00	0.6	0
S2	0.2	10	0.2	10	0.2	10	0.2	10	0.3	01	0.3	01	0.4	1
S3	0.15	010	0.15	010	0.15	010	0.2	11	0.2	10	0.3			
S4	0.1	110	0.1	110	0.15	011	0.15	010	0.2	11				
S5	0.1	111	0.1	111	0.1	110	0.15	011						
S6	0.07	0111	0.08	0110	0.1	111								
S7	0.05	01100	0.07	0111										
S8	0.03	01101												

Tabla 4. Generación de códigos.

Luego los códigos de cada símbolo a transmitir son:

S1	00
S2	10
S3	010
S4	110
S5	111
S6	0111
S7	01100
S8	01101

Tabla 5. Código para cada símbolo de la fuente.

Para mejor entendimiento del proceso de compresión, se asume que cada símbolo representa un pixel de una imagen en escala de grises (8 bits) y con tamaño 4 x 4. La compresión es bastante notoria, porque en vez de transmitir los ocho bits que representan un pixel, se transmite la codificación Huffman que es de menor longitud, los símbolos con más bits (S7 y S8) tienen 5 bits.

4.3 MARCO CONCEPTUAL

4.3.1 Telemedicina

“El Departamento Médico de la Armada de los Estados Unidos, la define así: Telemedicina, como el uso de las tecnologías de la información y comunicación para acceder al cuidado en salud sin restricción de tiempo y distancia.” [VÉLE2003]

La necesidad de prestar un servicio integral de salud, ha impulsado a la ingeniería de telecomunicaciones a desarrollar una rama llamada telemedicina, la cual integra los conocimientos de ingeniería en solución de problemas de infraestructura médica en lugares apartados. [APAR2004]

Entre las áreas de aplicación de telemedicina se pueden encontrar: [VÉLE2003]

- Teleconsulta:

Proporciona el dictamen de un especialista en un sitio apartado contribuyendo con diagnóstico correcto y un oportuno tratamiento.

- Teleradiología:

Es la aplicación de la telemedicina en el procesamiento, transmisión e intercambio de imágenes de radiología y afines.

- Telepatología:

Está relacionada con laboratorios clínicos, manejo electrónico de registros e historias clínicas.

- Telecirugía:

La telemedicina junto con la robótica, la realidad virtual y la inteligencia artificial apoyan y supervisan procedimientos quirúrgicos o cirugías a distancia.

4.3.2 Algoritmos y Técnicas de Compresión y Transmisión De Imágenes

Desde la innovación de las imágenes digitales han nacido casi a la par métodos de compresión debido a la necesidad de economizar espacio en el disco duro de los computadores y hacer más fácil y práctica la transmisión y la manipulación de estas. [COMP2008]

“La compresión de imágenes se define como el proceso de reducir la cantidad de datos necesarios para representar eficazmente una imagen” [COMP2008]. La necesidad de comprimir imágenes médicas proviene de los altos costos que se emplean en la transmisión ya que estas son imágenes que contienen mucha información vital para hacer un diagnóstico, por lo tanto son grandes y ocupan un ancho de banda grande.

A continuación se tratará brevemente algunas de las técnicas de compresión y transmisión de imágenes:

- **MPEG-1:** “La ISO/IEC creó el MPEG (Moving Picture Expert Group) con el mandato para desarrollar un estándar para comprimir TV para aplicaciones multimedia. Como resultado, en Agosto de 1993 el estándar ISO/IEC 11172 "Código de imágenes en movimientos y audio digital asociado para medios de almacenamiento digital para 1.5 Mbit/s" fue ratificado”. [AMUR2004]

Este estándar utiliza los principios de JPEG con pérdidas para la compresión de video, al juntar esta técnica con otras, nace MPEG-1, la cual reduce considerablemente la información necesaria para la transmisión de imágenes sucesivas, pero genera pérdidas. [COMP2008]

- **MPEG-2:** Aparece en 1994 y es una de las técnicas de compresión de imágenes de video que ofrece mayor claridad en la imagen, alcanza una velocidad de transmisión de datos entre 3 a 10Mbits de ancho de banda. Este es utilizado en la televisión digital y en la codificación de video para DVD, maneja resoluciones de 352 x 480 y 1920 x 1080 píxeles. [DIGI2005]
- **MPEG-4:** “Es un estándar desarrollado por el MPEG, el mismo grupo que desarrolló los estándares MPEG-1 y MPEG-2. El principal objetivo de este nuevo formato es ofrecer al usuario final un mayor grado de interactividad y

control de los contenidos multimedia, por lo que en vez de basarse en el conjunto de la secuencia, el MPEG-4 se basa en el contenido. Así, mientras los estándares MPEG-1 y MPEG-2 codifican secuencias, el MPEG-4 es capaz de crear representaciones codificadas de los datos de audio y vídeo que la forman”. [SEND2004]

- **MPEG-7:** “Es un estándar en desarrollo para la descripción de los objetos multimedia. No es un formato de codificación de video, sino la forma en la que se describen elementos en una transmisión de video para acceder a ellos desde una base de datos. Por ejemplo: es muy útil para hacer búsqueda de elementos multimedia por palabra, nombre o ejemplo”. [SEPA2008] Es decir es un estándar para el proceso, filtrado, búsqueda y gestión de información multimedia.
- **MPEG-21:** Se perfila como el estándar de compresión para entornos multimedia completos (archivos con información de imagen fija o en movimiento, audio e información adicional). [LABL2008]

“El estándar MPEG-21 presenta un marco de intercambio de contenido multimedia legítimo, respetando los derechos de autor y distribución. Intenta solucionar muchos problemas existentes hoy en día con la distribución de los contenidos digitales, principalmente ilegales. Especifica diferente información como los derechos de propiedad intelectual y de utilización que tiene cada usuario sobre los objetos digitales disponibles. Su propósito principal es el de establecer, de una manera clara, quienes son los participantes de la transacción dentro de un mercado digital, en el que lo bienes no son más que datos binarios”. [FACT2008]

- ✓ **JPEG (Joint Photographic Experts Group):** Este es el método de compresión de imágenes más utilizado actualmente. Se basa en la transformada discreta coseno (DCT), consigue una calidad de imagen aceptable considerando la pérdida de información que presenta al implementarlo. Por otro lado este método de compresión no es aconsejable utilizarlo en aplicaciones médicas ya que “El precio que se paga cuando se busca una alta compresión es una degradación considerable en la calidad de la imagen reconstruida. Por ese motivo, esta técnica de compresión no es muy apropiada para el tratamiento de las imágenes médicas, donde la calidad ha de conservarse dentro de unos márgenes de fiabilidad”. [DUGN]

- ✓ **Compresión fractal de imágenes:** “Consiste en encontrar la ecuación matemática de la imagen, para así poderla manipular matemáticamente logrando la compresión de la imagen” [ROJA2003]. “La aplicación de técnicas fractales para la compresión de imágenes digitales fue introducida por Michael Barnsley y Arnaud Jacquin en 1988. La compresión consiste en buscar un conjunto de transformadas afines que describan aproximadamente la imagen. Jacquin propone considerar las imágenes como una colección de transformaciones afines de pequeños dominios de imagen”. [DUGN] Esta técnica no es apropiada para imágenes médicas ya que tiene muchas pérdidas de información. [DUGN]

- ✓ **Transformada Discreta del Coseno (DCT):** Es semejante a la transformada rápida 2D de Fourier, esta toma un conjunto de puntos de un dominio espacial y los transforma en una representación equivalente en el dominio de frecuencias. La DCT está bastante relacionada con la DFT (Transformada Discreta De Fourier), con la diferencia que es una transformada real, pues los vectores base se componen exclusivamente de funciones coseno muestreadas [AMUR2004]. Es decir, “la imagen de entrada es dividida en bloques de NxN píxeles. El tamaño del bloque se escoge considerando los requisitos de compresión y la calidad de la imagen. En general, a medida que el tamaño del bloque es mayor, la relación de compresión también resulta mayor. Esto se debe a la utilización de más píxeles para eliminar las redundancias. Pero al aumentar demasiado el tamaño del bloque la suposición de que las características de la imagen se conservan constantes no se cumple, y ocurren algunas degradaciones de la imagen, como bordes sin definir”. [DUGN]

- ✓ **LZW:** “Algoritmo desarrollado por Lempel, Zev y Welch en los años 1977 y 1978, las imágenes manipuladas bajo este algoritmo son las que tiene la extensión .GIF, la compresión se hace a costa de un menor ratio de compresión la cual ofrece mejoras en cuanto a velocidad y uso de memoria, lo que hizo se usara en los módems que soportan el protocolo V42bis.” [ESLI]

Este algoritmo “busca básicamente las secuencias repetidas que hay dentro de los datos y cada vez que encuentra una de ellas la reemplaza por un puntero a la zona en la que comienza la primera secuencia, más la longitud que se debe tomar a partir de esa posición. En caso de que no haya repeticiones, se emite la secuencia como un literal” [ESLI], la idea central que planteo Lempel y Welch es la de encontrar una cadena de datos dentro de la otra con la misma información, con el fin de poder suprimir la información redundante. [ESLI]

Para entender este algoritmo es necesario analizar el siguiente ejemplo: supongamos que tenemos la secuencia S=00101011. Al poner esta cadena dentro de una tabla, de forma que se pueda apreciar a cada elemento de la secuencia fijándonos en el orden en el que aparece dentro de esta. La primera fila de la figura 1 indica la posición dentro del buffer y la segunda su contenido. Consideraremos la posición más a la izquierda como posición 1. [ESLI]

5	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0	1	0	1	0	1	1	1

Figura 29. Tabla de la secuencia [ESLI]

Suponiendo que los tres primeros elementos, 001 ya han sido codificados; en este momento nos da igual que hayan sido comprimidos o tomados como etiquetas. El siguiente paso, es codificar lo que sigue: 01011. Llamaremos a la secuencia ya codificada secuencia 1 y a la que está siendo codificada ahora secuencia 2. [ESLI]

Si a una persona normal le pedimos que en la secuencia 2 encuentre una secuencia que esté repetida a partir de lo que ya se ha codificado (001), dirá que los dos primeros elementos de la secuencia a codificar (posiciones 4 y 5 dentro del buffer) son iguales a los dos últimos de 001 (posiciones 2 y 3), y que ahí hay una repetición, lo cual estaría correcto, pero el algoritmo LZ, puede ir más allá y utilizar la propia secuencia a codificar, como punto de partida para seguir buscando repeticiones. [ESLI]

A continuación se explicará cómo funciona LZ: “La secuencia 2 empieza por 0101 (posiciones 4 a 7). Si miramos lo ya codificado, la secuencia 1, tenemos que finaliza en 01, pero si seguimos entrando en la secuencia 2 ahora veremos que empieza por 01. Si juntamos el final de la secuencia 1 con el principio de la secuencia 2, tenemos 0101, que es igual al comienzo de la secuencia a codificar o secuencia 2. Es decir: los elementos 4, 5, 6 y 7 de la secuencia total son una "repetición" de los elementos 2, 3, 4 y 5. Por tanto se codificarán como un puntero a la posición número 2 más una longitud de 4, La codificación se lleva a cabo introduciendo los datos dentro de un buffer de una longitud prefijada, n, dentro del cual se van buscando sub-cadenas ya repetidas haciendo uso del método que acabamos de explicar”. [ESLI]

La transformada wavelet es un método matemático el cual no genera pérdidas de información al momento de manipular la imagen, en medicina este factor es importante, puesto que a futuro se desea implementar mecanismos eficaces y seguros para poder realizar consultas especializadas a distancia, con el fin de disminuir costos de préstamo de servicios médicos profesionales, por tal razón es importante que las imágenes médicas manipuladas digitalmente se conserven de la misma forma como fueron obtenidas.

4.4 ESTADO DEL ARTE

Actualmente son muchos los campos en donde se está implementando la Transformada wavelet y uno de estos es en la medicina, a continuación se enunciará algunos trabajos que se han hecho en esta área.

4.4.1 Fusión De Imágenes Con Wavelets [ERRO2003]

“El cálculo de las transformadas wavelet de las imágenes de entrada da como resultado coeficientes que son elegidos bajo una regla de fusión. La imagen final es obtenida calculando la transformada inversa de la imagen que ha sido fusionada en el dominio de la transformada”. [ERRO2003]

Para fusionar dos imágenes $A(i,j)$ y $B(i,j)$ donde su transformada wavelet ‘w’, se denota como $C(i,j)$ y $D(i,j)$ respectivamente, la regla de fusión \emptyset se basa en el cálculo de los coeficientes de cada imagen, con el fin de determinar los máximos valores de la entrada para poder crear una nueva imagen cumpliendo con la siguiente regla:

$$f(i,j) = \begin{cases} C(i,j) & \text{si } C(i,j) > D(i,j) \\ D(i,j) & \text{si } C(i,j) < D(i,j) \\ \frac{C(i,j) + D(i,j)}{2} & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Ecuación 32. Criterio de fusión de imágenes. [ERRO2003]

Una vez se acomodan los coeficientes de la nueva imagen, se procede a hacer el cálculo de la transformada inversa wavelet para poder reconstruir la imagen

fusionada, este proceso se muestra en la figura 30 y los resultados se aprecian en la figura 31.

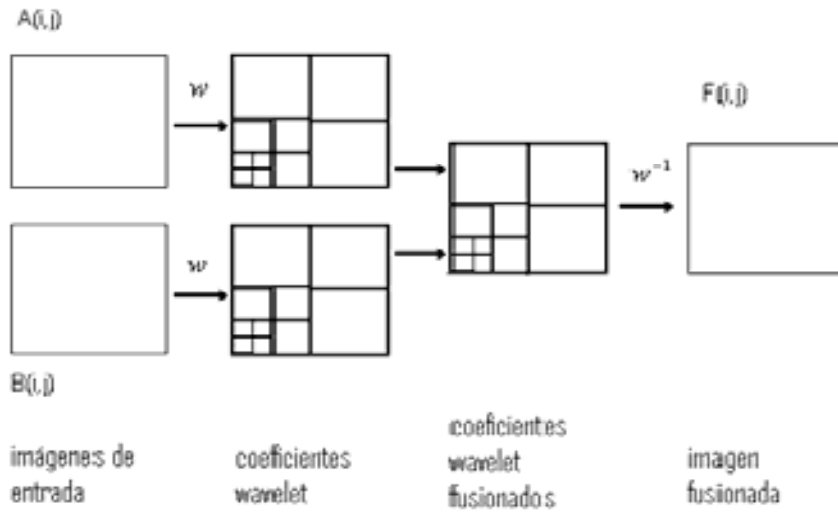


Figura 30. Proceso de fusión de dos imágenes. [ERRO2003]



Figura 31. Resultado de fusión de dos imágenes. [ERRO2003]

4.4.2 Mejoramiento De imágenes De Resonancia Magnética. [VIDA2002]

Se desarrolló un método para el mejoramiento de imágenes de resonancia magnética implementando la transformada discreta wavelet, con el fin de obtener los coeficientes de la imagen y mediante la aplicación de un algoritmo que determine un umbral adaptable de ruido, se pueden eliminar los coeficientes de mayor ruido, pero sin quitar información relevante de la imagen. Además de esto, se pueden realzar los bordes de la imagen mediante una función lineal que actúa solo sobre los coeficientes no nulos logrando un aspecto de suavizado aplicando un filtro en el proceso del cálculo de la transformada inversa wavelet.

El algoritmo que se utilizó para reducir el ruido en la imagen tiene la siguiente secuencia:

- Selección de la función wavelet.
- Determinar el número de descomposiciones que se le debe hacer a este tipo de imágenes.
- Determinar un tipo de umbral para la reducción de ruido en los coeficientes wavelet de la imagen.

Generalmente se seleccionan wavelets que tengan buenas cualidades simétricas, para asegurar que no surjan distorsiones en el cálculo de los coeficientes, lo cual permite obtener la información de las variaciones que hay de la imagen de forma segura. Al determinar el umbral de ruido, fue necesario basarse en el concepto de correlación para poder medir la relación de señal a ruido que tiene cada coeficiente, lo cual dio vida a la siguiente expresión SNR (Ecuación 33), donde los volares que estén por encima de este umbral son eliminados.

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (B_{ij})^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (A_{ij} - B_{ij})^2} \right)$$

Ecuación 33. Detección de umbral de ruido. [VIDA2002]

Donde $B_{j,i}$ son los pixeles de la imagen reconstruida y $A_{j,i}$ son los pixeles de la imagen original. Los resultados de la implementación de este algoritmo de mejoramiento de imágenes de resonancia magnética se muestran en la figura 32.

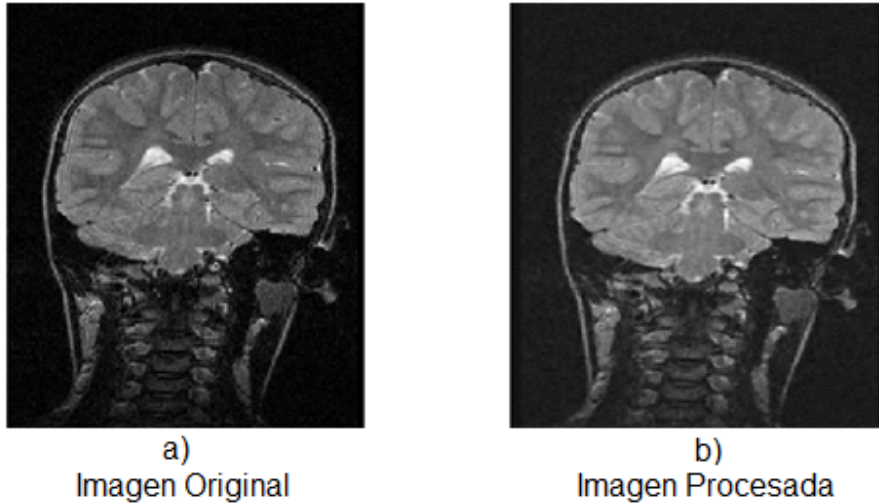


Figura 32. Mejoramiento imágenes de resonancia magnética. [VIDA2002]

4.4.3 SPIHT [RONC2005]

Es un algoritmo que se basa en la transformada discreta wavelet a fin de seccionar una imagen y poder transmitir sección por sección progresivamente, creando así una especie de compresión en el proceso de transmisión, pero en realidad no se está comprimiendo pues hacer este proceso el sistema que se está empleando se necesita tener memoria y un canal de comunicación no tiene memoria ya que en general estos son medios guiados (cables) o no guiados (ondas electromagnéticas que viajan en el aire).

El algoritmo SPIHT emplea los siguientes pasos:

- Selección de la wavelet, en la caso de imágenes diagnósticas debe utilizarse una que ofrezca pocas perdidas de información en el cálculo de la transformada.
- Aplica transformada wavelet para seccionar la imagen, quedando la información de esta en los coeficientes
- Descomponer los coeficientes jerárquicamente para que puedan ser transmitidos.
- Reconstruir jerárquicamente los coeficientes una vez se han transmitido.

- Aplicar transformada Inversa wavelet para reconstruir la imagen original.

A continuación se muestra el procesamiento que se le hace a una imagen con el algoritmo SPIHT:

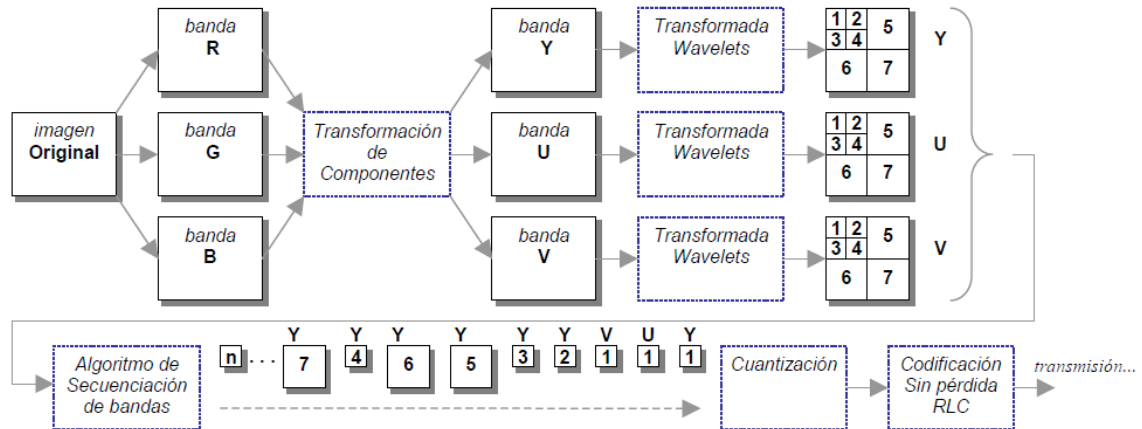


Figura 33. Algoritmo SPIHT. [RONC2005]

En la figura 33 se observa como la imagen es desfragmentada en cada uno de los planos que la conforma (RGB), luego se calcula la transformada wavelet a cada uno de ellos y posteriormente se procede a transmitir cada coeficiente en forma jerárquica, enviando primero los que tienen mayor correlación con la imagen original.

4.4.4 Detección Bacilo De Koch Mediante Reconocimiento De Patrones [ROMO2008]

“Anualmente dos millones de personas mueren a causa de la tuberculosis en el mundo, siendo el África subsahariana, el sureste de Asia y la Europa del Este las regiones más afectadas. La tuberculosis es una enfermedad infecciosa aguda o crónica producida por el bacilo *Mycobacterium tuberculosis*, también conocido como bacilo de Koch, que puede afectar cualquier tejido del organismo pero generalmente se localiza en los pulmones. El nombre de tuberculosis deriva de la formación de unas estructuras celulares características denominadas tuberculomas donde los bacilos quedan encerrados”. [ROMO2008]

Para la detección de esta bacteria, se toma una fotografía a color al esputo que la contiene (figura 34), luego esta se divide en tres imágenes a escala de rojo, azules, verdes (figura 35); debido a que una imagen RGB, es un arreglo matricial de $N \times N \times 3$.

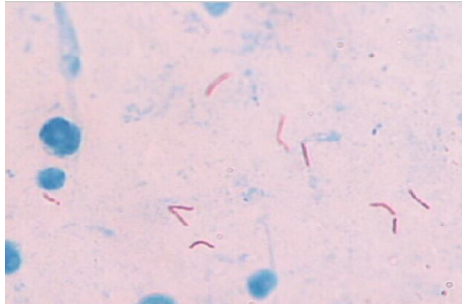


Figura 34. Fotografía a las bacterias del esputo. [ROMO2008]

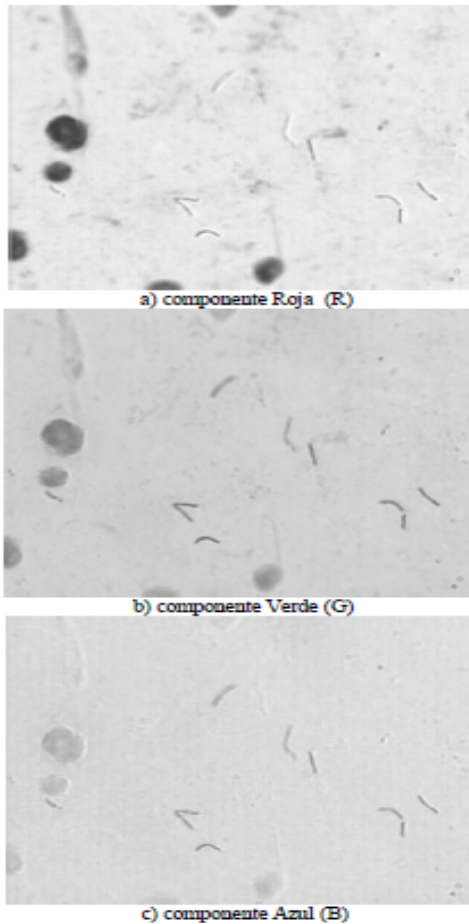


Figura 35. Descomposición imagen en tres componentes de color. [ROMO2008]

Se aplica “la transformada discreta wavelet a cada componente de la imagen, utilizando para ello la función wavelet madre “coiflet1”. A partir de los coeficientes de aproximación y detalles (horizontales, verticales y diagonales) de la descomposición de primer nivel se extrae la información discriminante como: la suma de valores absolutos de coeficientes de aproximación, que dan una estimación del tamaño de los bacilos presentes en imagen, y la suma de los valores absolutos de coeficientes de detalle horizontal, vertical y diagonal y su interrelación permiten la ubicación y orientación de los mismos dentro de la imagen. Los valores de los parámetros anteriores están comprendidos entre ciertos rangos específicos cuando la región analizada en la imagen representa a un bacilo, de lo contrario se asume que se trata de un objeto extraño y se descarta”. [ROMO2008]

Después se procede a la identificación de los objetos que representan los bacilos y su conteo por unidad de área permite identificar el grado de infección de la persona, dependiendo de la densidad de población que se encuentra en el esputo. La figura 36, muestra la síntesis del proceso que se le hace a la imagen original.



Figura 36. Imagen de síntesis. [ROMO2008]

5. METODOLOGÍA

La metodología que se llevó a cabo para la realización de este proyecto se muestra en la siguiente secuencia:

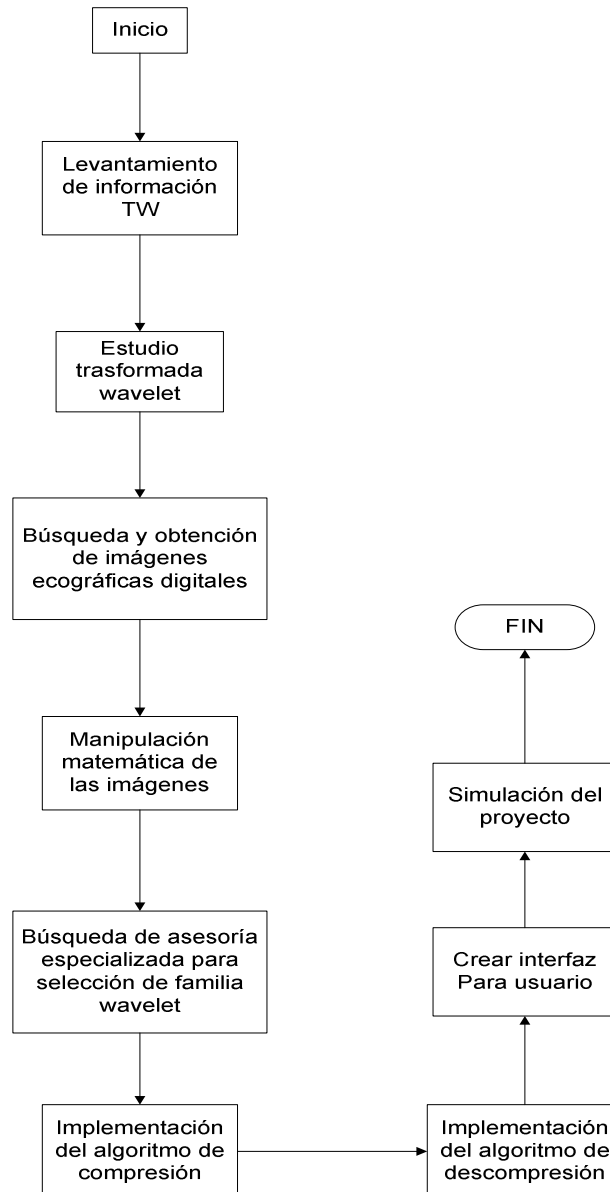


Figura 37. Secuencia metodológica de la ejecución del proyecto

A continuación se explican detalladamente los pasos realizados:

1. Levantamiento de información referente a la transformada wavelet donde se consultaron varias fuentes bibliográficas, este paso tomo cinco meses.
2. Comprender la información recopilada, los conceptos matemáticos de la transformada wavelet, para interpretar los resultados obtenidos cuando se haga pruebas en MATLAB, lo que duro siete meses.
3. Obtención de las imágenes ecográficas directamente de un ecográfico digital, para garantizar no hubiera pérdidas de información. Este paso fue bastante demorado debido a la dificultad de encontrar una clínica que tuviera un ecógrafo el cual entregará la información digital, además del especial cuidado manejado por las empresas prestadoras de salud con las historias clínicas y los exámenes practicados a sus pacientes, esta obtención demoró alrededor de cinco meses.
4. Manipulación de las ecografías a través del Toolbox de Matlab, análisis matemático e interpretación de resultados, con lo que se concluyó que era necesario la asesoría de personal especializado en imágenes diagnósticas. Duración un mes y medio
5. Búsqueda de asesoría especializada en imágenes de diagnóstico médico, con el fin de evaluar los procesos hechos a cada ecografía detectando si hay pérdidas de información. Duración un mes
6. Implementación en Matlab un algoritmo que permitió la compresión y descompresión de imágenes usando la transformada wavelet. duración tres meses.
7. Implementación en Matlab de una interfaz gráfica para que permitiera al usuario comprimir y descomprimir una imagen ecográfica, apoyados en la herramienta GUIDE. Duración tres semanas.
8. Simulación del buen funcionamiento del proyecto, transmitiendo el archivo por medios de comunicación electrónico comunes. Duración una semana.

6. DESARROLLO

El desarrollo de este proyecto está fundamentado en la ejecución rigurosa de dos procedimientos, compresión y descompresión de imágenes ecográficas, a continuación se muestran los diagramas de flujo que se implementaron en cada proceso.

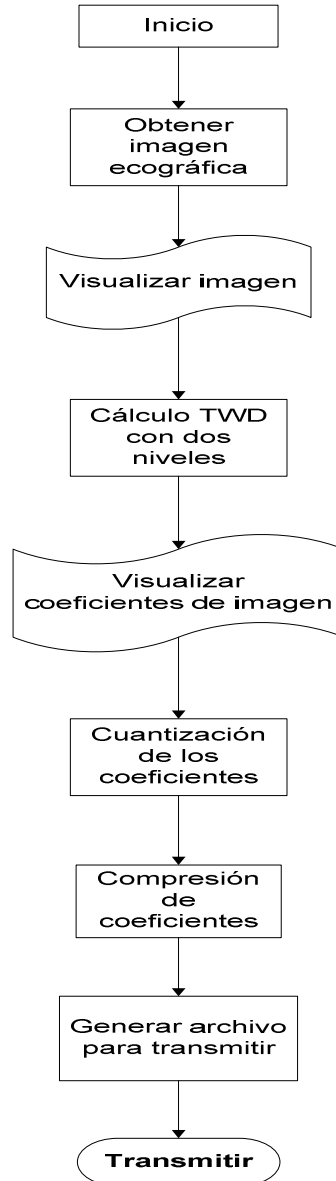


Figura 38. Diagrama de compresión

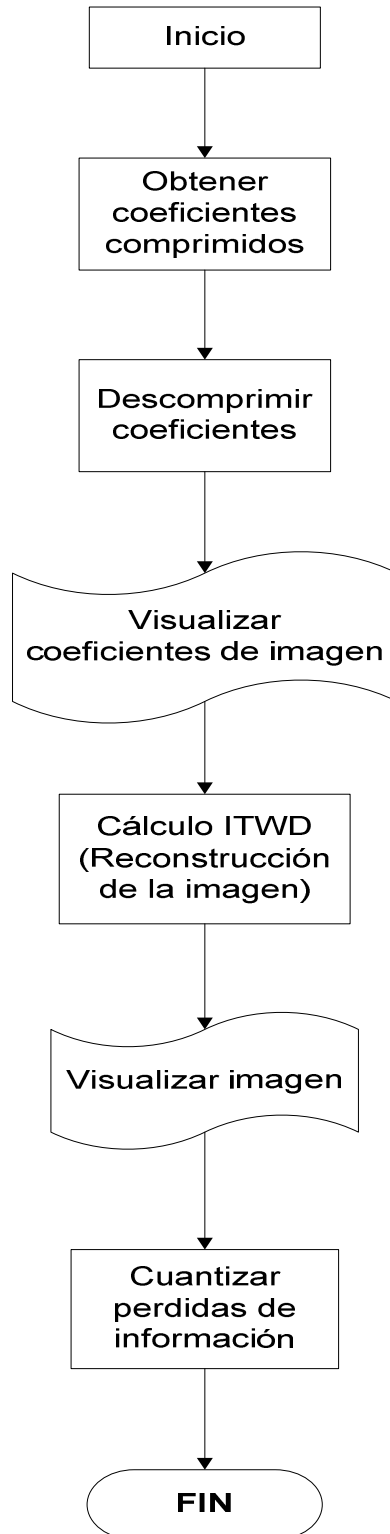


Figura 39. Diagrama de descompresión

6.1 IMAGEN ECOGRÁFICA DIGITAL

Las imágenes obtenidas para el desarrollo de este proyecto, fueron facilitadas por la Clínica Universitaria Teletón, provienen de un Ecógrafo que guarda la imagen en formato digital Bitmap o mapa de bits (.bmp, Bit Map Paint), cuyo tamaño aproximado de cada imagen es de 1.17 MB y dependiendo del estudio en promedio por cada uno se toman de 10 a 15 imágenes.

Al realizar el estudio de la imagen, se aprecia que estas vienen con una profundidad en bits de 32 (figura 39), lo que significa que tienen una capa de transparencia por cada pixel, el sistema operativo Windows está limitado en el manejo de esta.

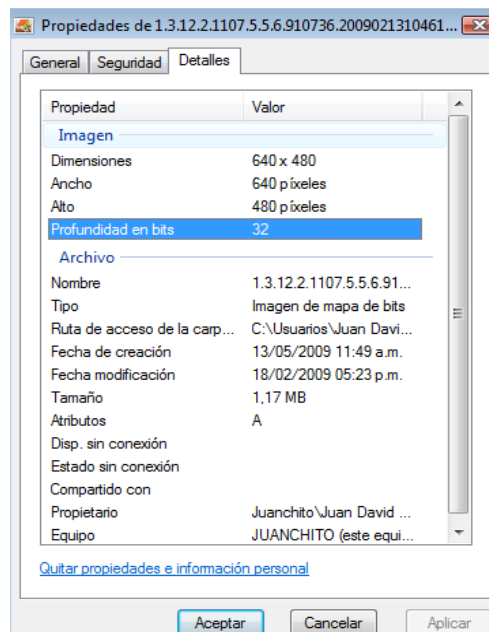


Figura 40. Propiedades de las imágenes ecográficas

Un mapa de bits es un objeto gráfico, utilizado para crear, manipular y almacenar imágenes como archivo en disco, la manipulación puede ser en cuanto a escalamiento, desplazamiento y pintura. Los mapas de bits son objetos seleccionables dentro de estructuras que definen un conjunto de objetos gráficos y atributos asociados (contexto de dispositivo). [MICRO2009]

La estructura que posee este formato de imágenes es: [MICRO2009]

- Encabezado: describe la resolución de la imagen y en que rectángulo de pixeles va a ser creada. Las ecográficas de este proyecto están creadas dentro de un rectángulo de 642 x 482 pixeles.
- Una paleta de colores lógica (mapa de color).
- Un conjunto de bits que define la relación entre los pixeles de la imagen y las entradas de la paleta lógica.

El tamaño en disco ocupado por estas imágenes está relacionado con el tipo de imágenes que la conforman (monocromática o de colores); una imagen monocromática, tiene proporción de un bit por pixel (bpp), en cambio las imágenes de color se representa de forma más compleja, debido a que la visualización del color en mapa de bits es igual a dos elevado a la cantidad de bits por pixel. [MICRO2009]

$$2^8=256$$

Ecuación 34. Cálculo de bits para una imagen de 256 colores.

Existen dos clases de mapa de bits, independiente y dependiente del dispositivo, la primera se encarga de asegurar que el archivo generado sea cargado y modificado por otras aplicaciones, conservando la misma apariencia original. La segunda fueron los mapas de bits disponibles en las versiones de 16 bits de Microsoft Windows anteriores a la versión 3.0, pero en la actualidad se utilizan para aplicaciones en las que se deba optimizar la visualización, como es el caso de este proyecto. [MICRO2009]

BITMAPFILEHEADER
BITMAPINFOHEADER
RGBQUAD array
Color-index array

Figura 41. Estructura del formato bmp. [MICRO2009]

El almacenamiento de una imagen se hace seleccionando el formato de mapa de bits y se le asignará un nombre seguido de la extensión .bmp, el formato de este archivo consiste en cuatro estructuras, **BITMAPFILEHEADER** (encabezado), **BITMAPINFOHEADER** (Información del encabezado), **RGBQUAD** (arreglo de

colores) que es seguida de una serie de índices que apuntan a al color que se visualiza en cada pixel: [MICRO2009]

BITMAPFILEHEADER, determina el tamaño del archivo en bytes y especifica la salida del primer byte del encabezado.

BITMAPINFOHEADER, especifica altura, ancho del mapa de bits en pixeles, el formato de color (mapa de color) y el color de en bits por pixel, determina si el mapa de bits tuvo algún tipo de compresión antes de ser almacenado en memoria.

RGBQUAD, es una estructura que tiene asociada una matriz de color que contiene la imagen por cada pixel, en esta el software Matlab se basa para representar en forma matricial la imagen.

En el análisis de las propiedades de las ecografías, se determinó que tenían una profundidad en bits diferente a las imágenes convencionales, estas eran de tipo *dependiente del dispositivo*. Se pensó podrían tener asociado un canal alpha de transparencia y haber sido tratada con algún tipo de compresión.

Se intentó con las opciones de la función *imread* del Toolbox de imágenes de Matlab, lo cual no funcionó porque el tipo de compresión que tienen no es compatible con el sistema operativo Windows.

[A Map Alpha] = imread ('Dirección de la imagen')

El canal alpha en imágenes es un mapa de bits que puede ser transparente o semitransparente y es añadida los planos RGB, por ejemplo, un canal alpha de 8 bits puede representar 256 niveles de transparencia donde 0 es total transparencia y 255 el bit más opaco. Los valores de este canal se combinan con cada pixel del mapa de bits y ocasiona que la imagen ocupe más espacio en el disco.

Investigaciones hechas sobre el soporte técnico del software Matlab, arrojaron un algoritmo que tiene implementado la herramienta que permitió captar e ingresar las imágenes ecográficas con sus características al Workspace. La orden de captura es:

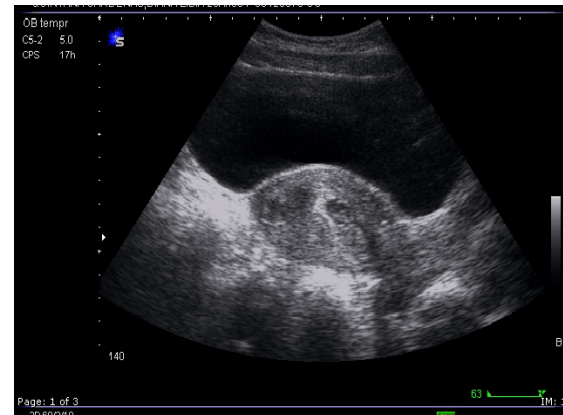
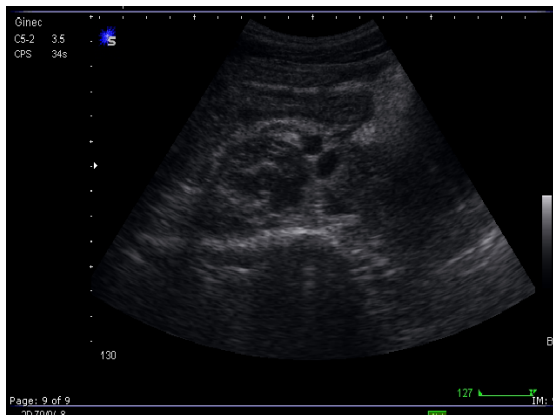
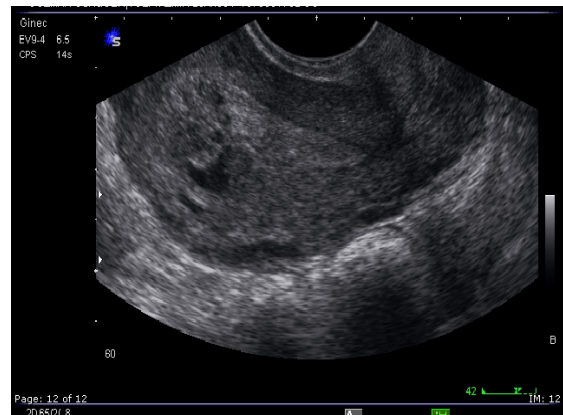
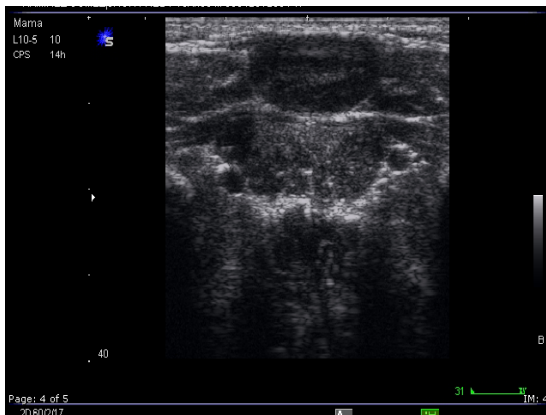
open_bitfield_bmp ('ruta y nombre del archivo')

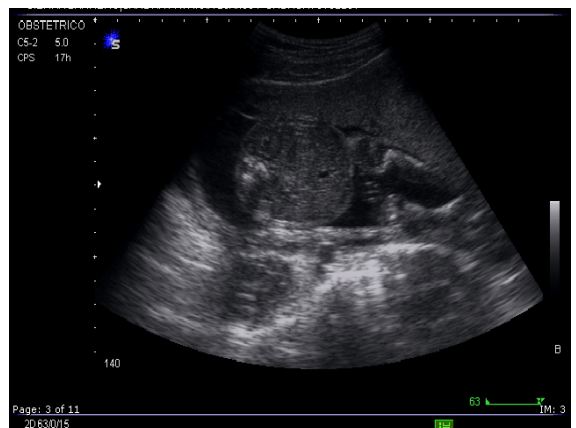
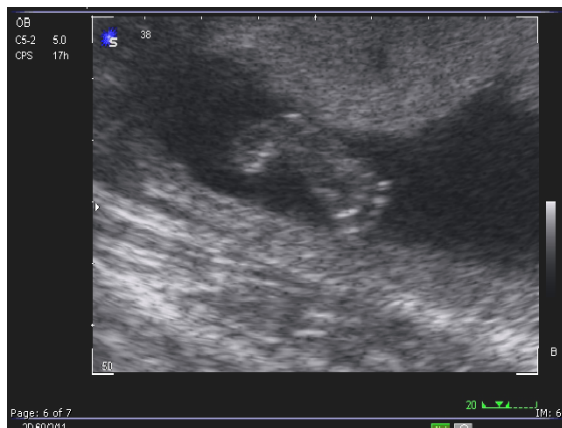
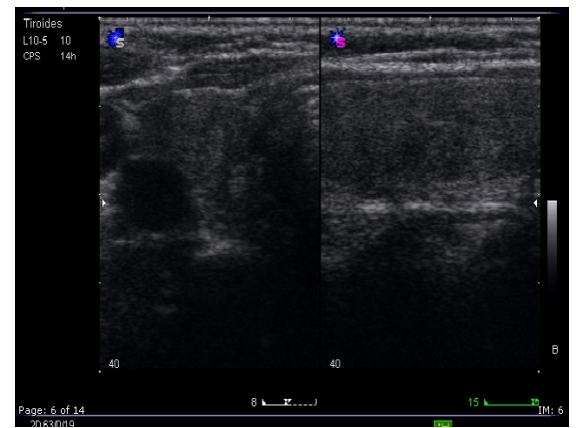
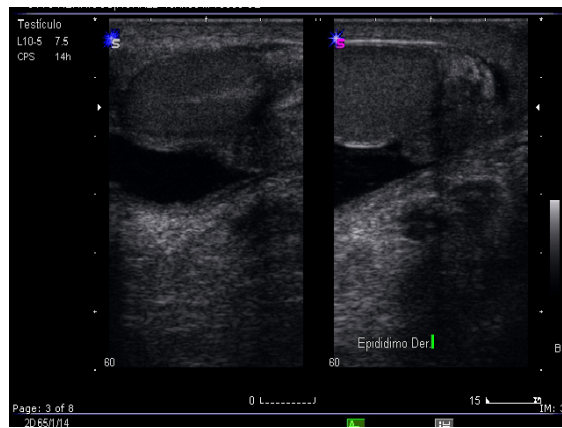
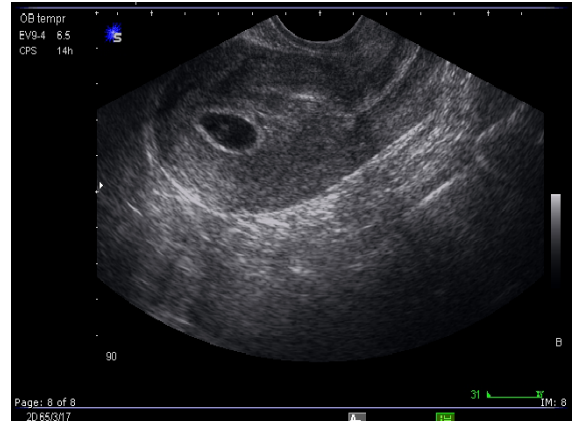
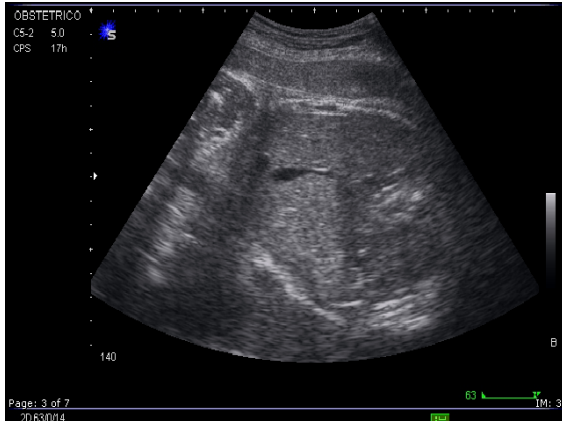
Esta orden quita el canal alpha que tiene embebida la imagen ecográfica y descomprime la imagen sin causarle distorsión.

6.2 SELECCIÓN DE FAMILIA WAVELET

Puesto que la Transformada wavelet posee varias familias se llevaron a cabo los siguientes pasos para determinar cual utilizar en la compresión:

- ✓ Se escogió un grupo de imágenes que tenían características diferentes en cuanto a color (oscuro, blanco y gris) y al tipo de ecografías (tejidos blandos y obstétricas).





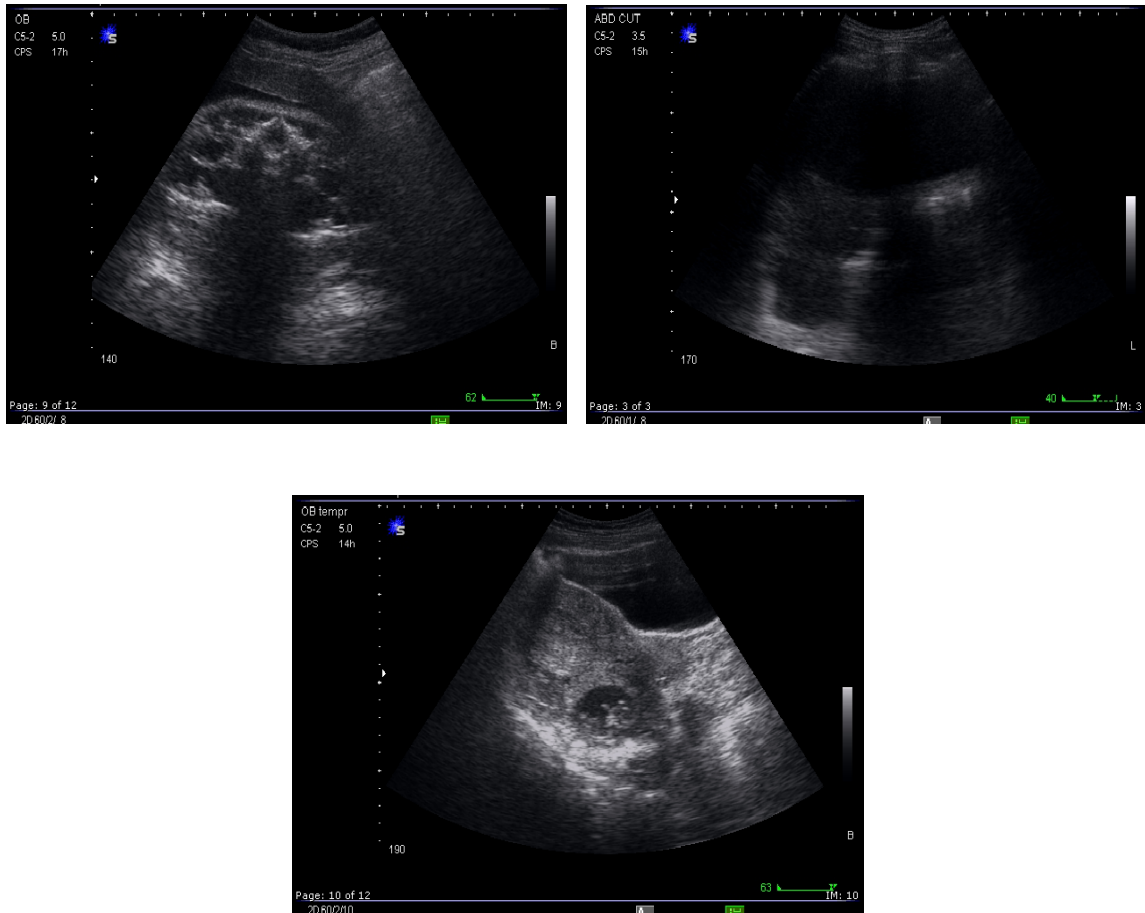


Figura 42. Ecografías seleccionadas

- ✓ Se aplicó la transformada wavelet con cada una de las familias existentes en el Toolbox de Matlab con interfaz gráfica (GUIDE) (figuras 43), obteniendo imágenes de síntesis en formato Bitmap (BMP). En esta herramienta de interfaz gráfica se aprecia de forma clara el proceso de transformación y reconstrucción al cual será sometida la imagen original (figura 44).



Figura 43. Toolbox de wavelet en aplicación GUIDE

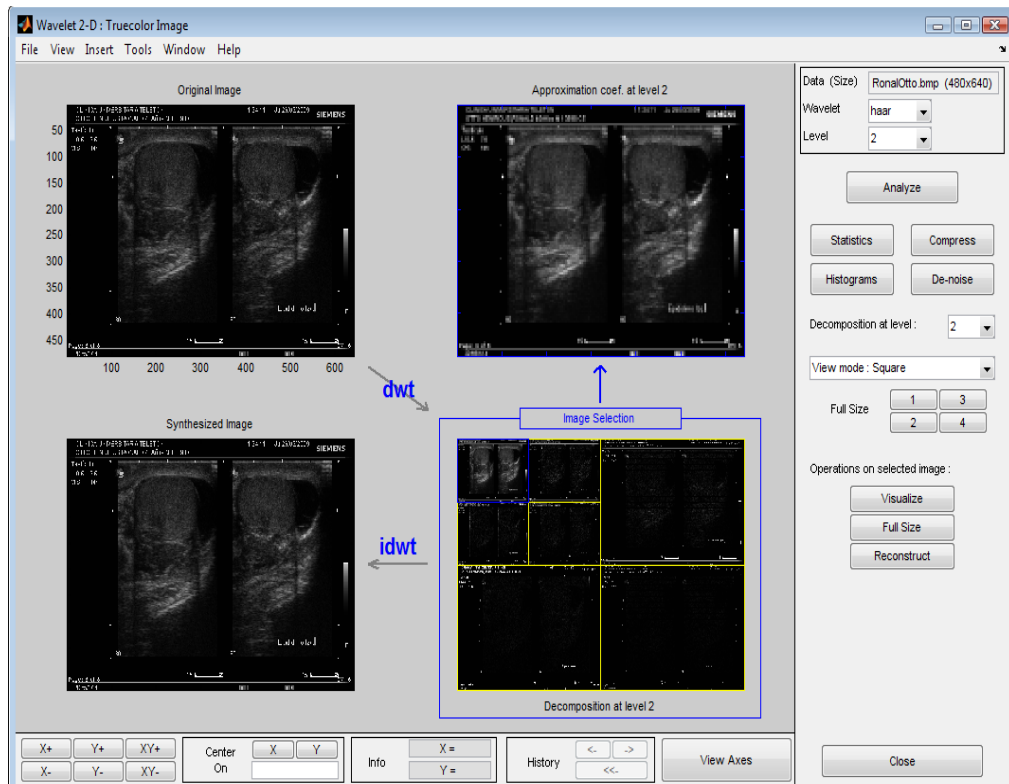


Figura 44. Cálculo transformada wavelet discreta En 2D

La imagen de síntesis es reconstruida haciendo el cálculo de la transformada inversa wavelet a partir de los coeficientes obtenidos y esta es guardada en el disco duro para posteriormente someterla a estudios médicos. Este proceso se hizo tanta veces como familias wavelet existen en el Toolbox, lo que genera una gran cantidad de imágenes procesadas, por lo que se implementó un método para nombrar cada archivo generado, así:

Nombre Imagen Original _ Familia Wavelet _ Nivel De Cálculos

El nivel de cálculos, es la cantidad de veces que se aplica la transformada wavelet a la imagen ecográfica o cantidad de descomposiciones (figura 45).

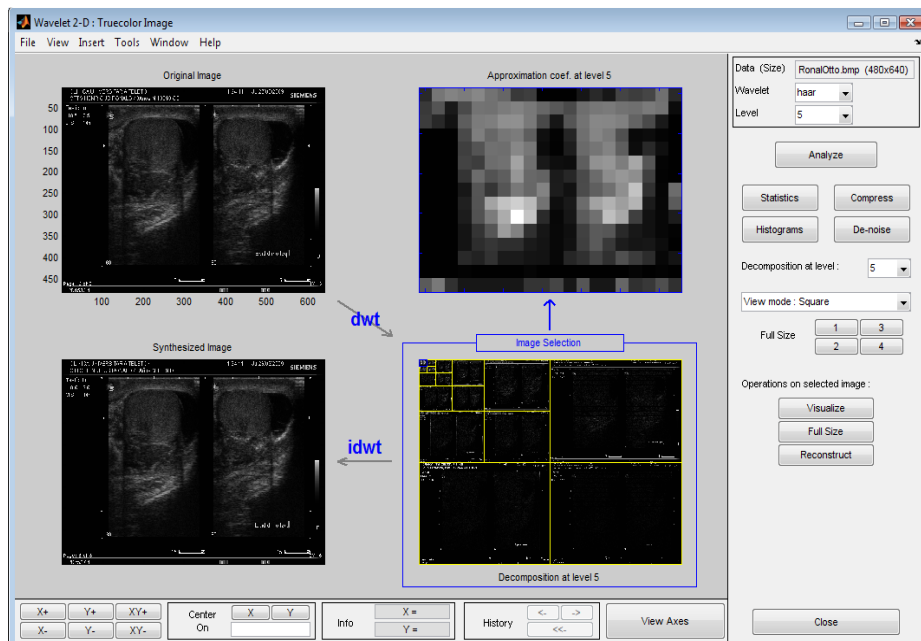


Figura 45 Ecografía con 5 Niveles De Cálculos De TW

Por ejemplo, el archivo nombrado eco1.bmp se le aplicó la transformada wavelet con la familia Haar y dos niveles de cálculos, donde su imagen de síntesis se etiquetó de la siguiente forma:

Eco1_Haar_L2

Si la misma imagen fue procesada ahora con la familia Daubechies y 5 niveles de cálculos, la etiqueta de la síntesis sería:

Eco1_db_L2

Una vez hecho este proceso para cada imagen, se obtuvo un banco de 168 imágenes que se sometieron a estudio médico y técnicos por parte de personas calificadas (Radiólogos e Ingenieros Biomédicos), quienes compararon las ecografías originales con cada una de las síntesis, además, se analizaron matemáticamente con el fin de comprobar que sus respuestas fueron coherentes. (Ver pruebas y resultados).

Las herramientas matemáticas implementadas fueron la correlación y el análisis de los histogramas, las cuales determinan si hubo cambios sustanciales de forma en la imagen original con respecto a la de síntesis y variación de color o de brillo en los píxeles.

6.3 COMPRESIÓN DE IMÁGENES ECOGRÁFICAS.

Una vez seleccionada la familia wavelet a implementar, se obtuvo los coeficientes que arroja este procedimiento, estos son una matriz donde el tamaño varía dependiendo el nivel de cálculos aplicados, por ejemplo, para el primer nivel, si la imagen tiene un tamaño de 642 x 482, los coeficientes serán de, 321 x 241.

La matriz del coeficiente obtenida está codificada con respecto a la matriz del filtro de la wavelet utilizada (para este caso es la Discrete Meyer Wavelet), por lo que fue necesario convertir estos valores a colores, basándose en la codificación de la imagen original, si no se hubiera hecho esto la aproximación y reconstrucción visual sería de pésima calidad (Ver pruebas y resultados).

Una vez codificados cada uno de los coeficientes, se cuantizaron y se les calculó la entropía, de tal manera, se pudo determinar y aplicar alguna técnica de compresión, empaquetar en un archivo para posteriormente ser transmitido por cualquier medio. La lógica con la cual se hizo la compresión de los coeficientes fue la siguiente:

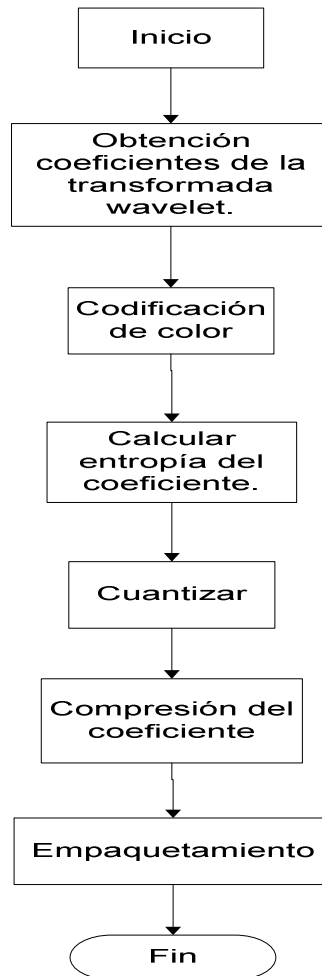


Figura 46. Diagrama detallado de compresión

Se encontraron varios problemas al momento comprimir los coeficientes arrojados por la transformada wavelet, puesto estos son de mayor tamaño que la imagen original (más de 1.17Mb), la razón, están en formato Double y es necesario más de sesenta y cuatro bits para representarlos. Se optó por codificarlos en base al color de la imagen original, logrando así bajar su tamaño en disco. Cuando estos se empaquetaron en un solo archivo, este también era más grande que la imagen original y la reconstrucción tenía demasiadas pérdidas (Ver pruebas y resultados).

Para dar solución a este problema, fue necesario implementar otra técnica para calcular la transformada wavelet, puesto que el manejo de los coeficientes como matrices independientes aumento los cálculos computacionales y los resultados obtenidos no son buenos, puesto que no se logro compresión alguna. Se decidió guardar los coeficientes de la transformada dentro de un vector, ya que es más fácil

determinar cuáles son los elementos que más se repiten dentro de todos los coeficientes. A pesar de tener toda la información dentro de un arreglo, cada familia wavelet es un filtro con diferentes características, ya que este debe converger al espacio de señal de esta, por lo que en algunos casos es imposible conseguir buena compresión, pues los coeficientes arrojados no son parecidos entre sí; razón por la cual no se pudo hacer ningún tipo de compresión sin pérdidas con la familia seleccionada por el médico radiólogo y el ingeniero biomédico.

Se hicieron pruebas de compresión sobre cada una de las familias para sugerir cual es la que mas coeficientes similares tiene y mejor comprime, basándonos bajo los criterios de las observaciones medicas y técnicas que demostraron que todas las familias son aptas para el tratamiento de estas imágenes ya que ninguna afecta los cuadros clínicos.

6.4 DESCOMPRESIÓN DE IMÁGENES ECOGRÁFICAS.

Una vez se selecciono la familia wavelet con la que más compresión se obtuvo, se procede a cargar el archivo generado en el entorno de Matlab para poder aplicar el proceso inverso a la descompresión y recuperar los datos que se omitieron en la compresión, para esto se utilizo un algoritmo que se basa en la asignación de códigos a los símbolos que más se repiten dentro de un arreglo, por tal razón siempre se sabrá cuantos símbolos de la fuente fueron codificados y cual eras su característica.

Cuando se recupera el arreglo que contiene todos los coeficientes de la trasformada wavelet, se reconstruye la imagen, pero para este paso es importante tener los datos del tamaño de cada uno de la matriz de coeficientes y del mapa de color de la imagen original, por lo que en el archivo que se genero se tuvo que guardar estos datos en variables independientes. El algoritmo de descompresión implementado es el siguiente.

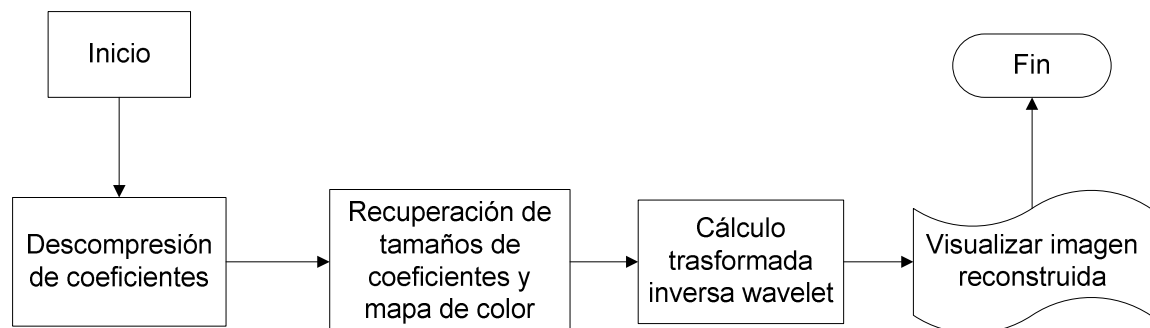


Figura 47. Algoritmo implementado en la descompresión.

7. PRUEBAS Y RESULTADOS

7.1 VALORACIÓN ESPECIALISTA PARA SELECCIÓN FAMILIA WAVELET

Se solicitó la asesoría de los Médicos Patricia Ortiz y del Ingeniero Biomédico Eddier Pardo para seleccionar la mejor Imagen De Síntesis. Para este proceso el grupo de asesores solo seleccionaron dos imágenes de las anteriormente seleccionadas (figura 47), enfocaron sus conceptos técnicos en los dos tipos de ecografías que se practican frecuentemente, tejidos blandos y abdominales u obstétricas, a continuación se muestra la valoraciones emitidas.

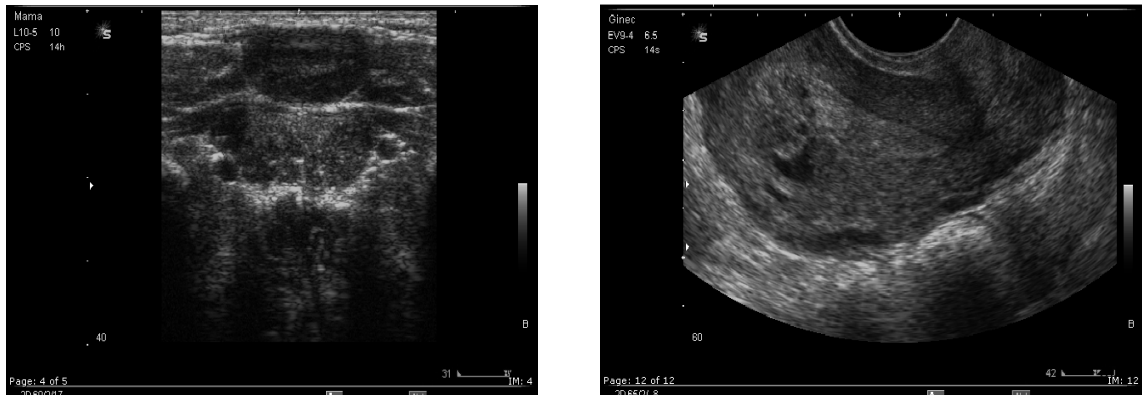


Figura 48. Ecografías seleccionadas por el grupo Técnico

Estudio con la familia Haar:

Ecografías de síntesis:

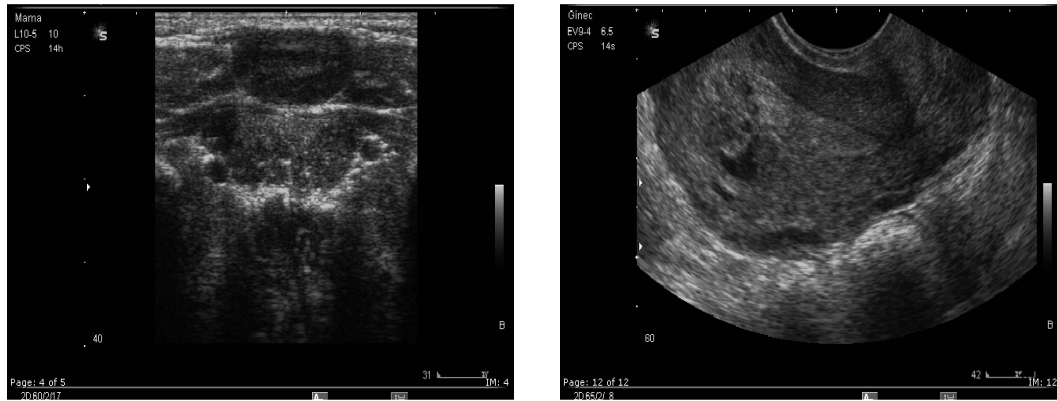


Figura 49. Ecografías de síntesis familia Haar.

Comparación de Histogramas:

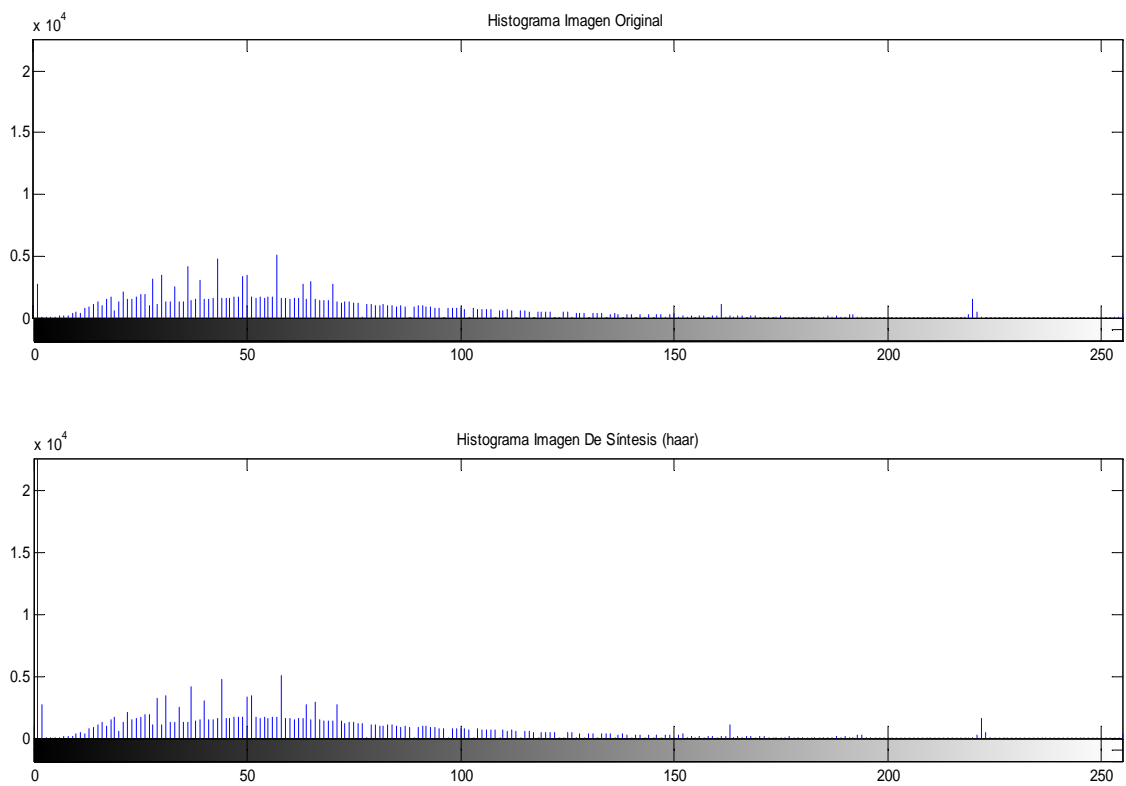


Figura 50. Histograma imagen original y familia Haar.

. Cálculos Matemáticos	Resultados
Brillo	34.2344
Contraste Original	8.0382e+007
Contraste de síntesis	1.7864e+008
Correlación	1.0000
Correlación De Histogramas	0.0122

Tabla 6. Cálculos matemáticos figura 50.

En el histograma de síntesis se nota un corrimiento hacia la derecha lo que demuestra que hay un cambio en el brillo de la imagen y la varianza del histograma demuestra que hay cambios en el contraste.

Conceptos profesionales:

Nombre	Concepto
Dr. Patricia Ortiz	La imagen es opaca con respecto a la original, las formas se mantienen.
Ing. Eddier Pardo	Presenta mucho brillo, falta de contraste, es muy regular respecto a la original.

Tabla 7. Conceptos familia Haar.

Estudio con la familia Daubechies (db):

Ecografías de síntesis:

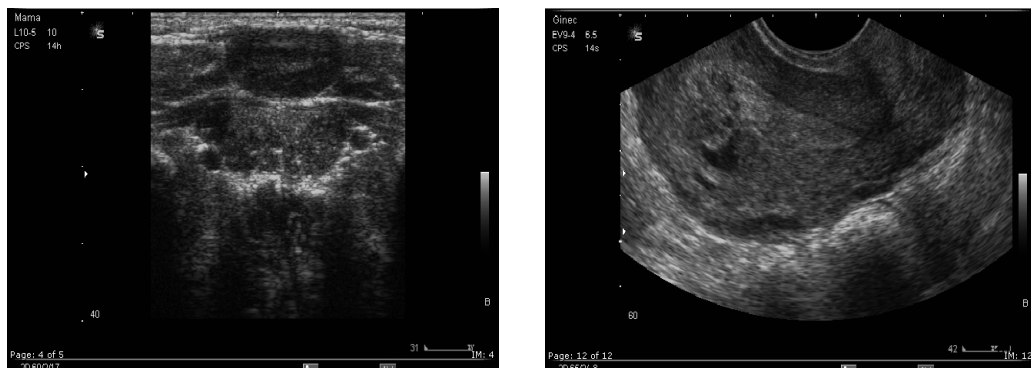


Figura 51. Ecografías de síntesis familia Daubechies.

Comparación de Histogramas:

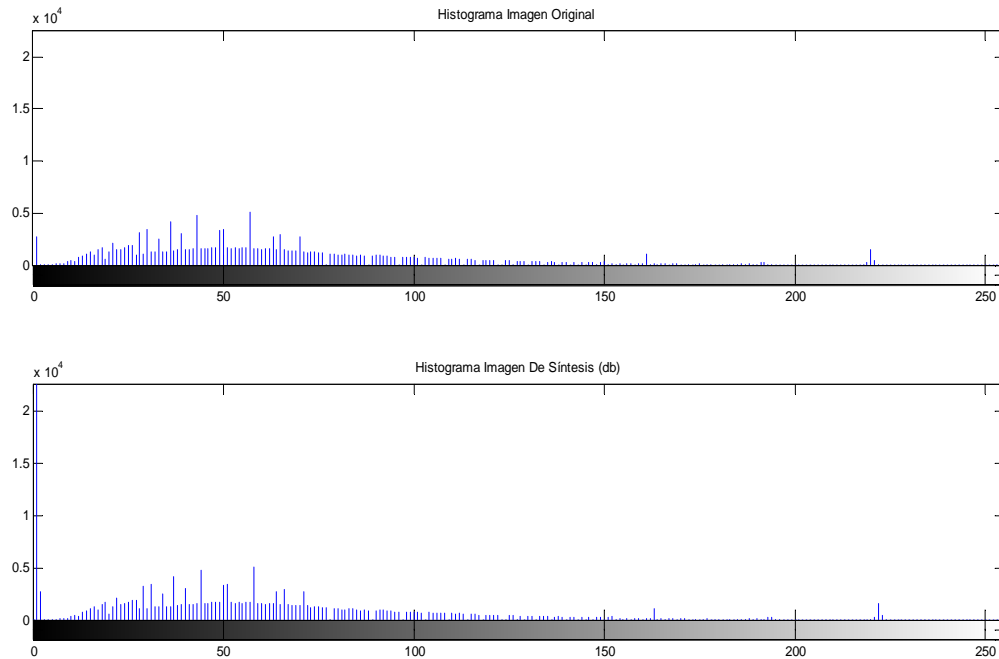


Figura 52. Histograma imagen original y familia Daubechies.

. Cálculos Matemáticos	Resultados
Brillo	34.2344
Contraste Original	8.0382e+007
Contraste de síntesis	1.7864e+008
Correlación	1.0000
Correlación De Histogramas	0.0122

Tabla 8. Cálculos Matemáticos figura 52.

El cambio de brillo y de contraste es notable en los cálculos.

Conceptos profesionales:

Nombre	Concepto
Dr. Patricia Ortiz	Se nota un cambio sutil en los contornos de los órganos, pero no afecta el cuadro clínico.
Ing. Eddier Pardo	Se nota más clara, tiene una definición buena en cuanto a brillo.

Tabla 9. Conceptos familia Daubechies.

Estudio con la familia Symlets (sym):

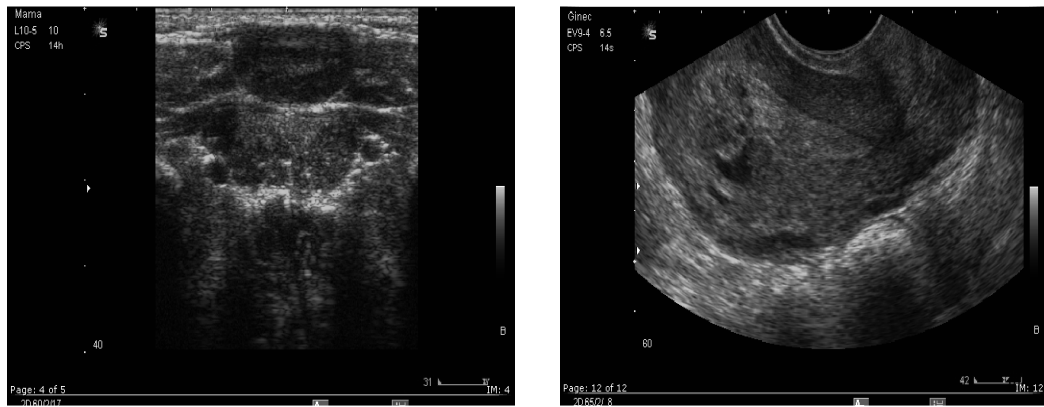


Figura 53. Ecografías de síntesis familia Symlets.

Comparación de Histogramas:

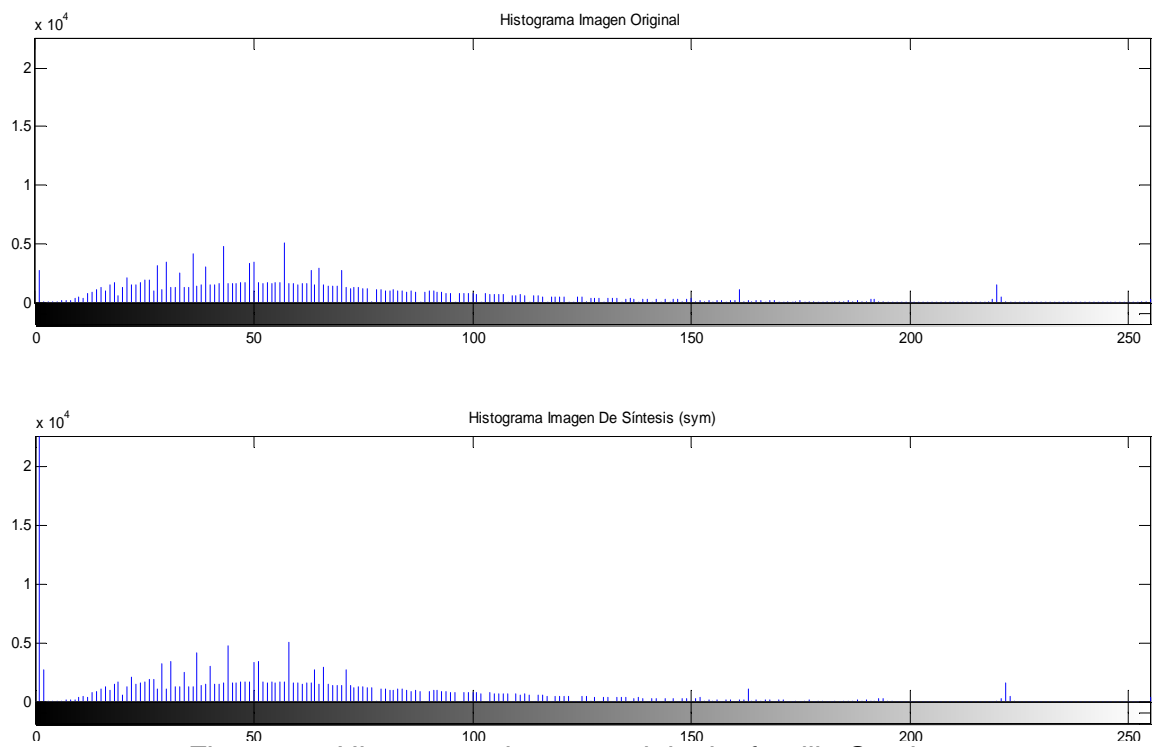


Figura 54. Histograma imagen original y familia Symlets.

. Cálculos Matemáticos	Resultados
Brillo	34.2344
Contraste Original	8.0382e+007
Contraste de síntesis	1.7864e+008
Correlación	1.0000
Correlación De Histogramas	0.0122

Tabla 10. Cálculos Matemáticos figura 54

Conceptos profesionales:

Nombre	Concepto
Dr. Patricia Ortiz	Es más blanca que la imagen original y tiene más brillo.
Ing. Eddier Pardo	Presenta mucho brillo.

Tabla 11. Conceptos familia Symlets

Estudio con la familia Coiflets (coif):

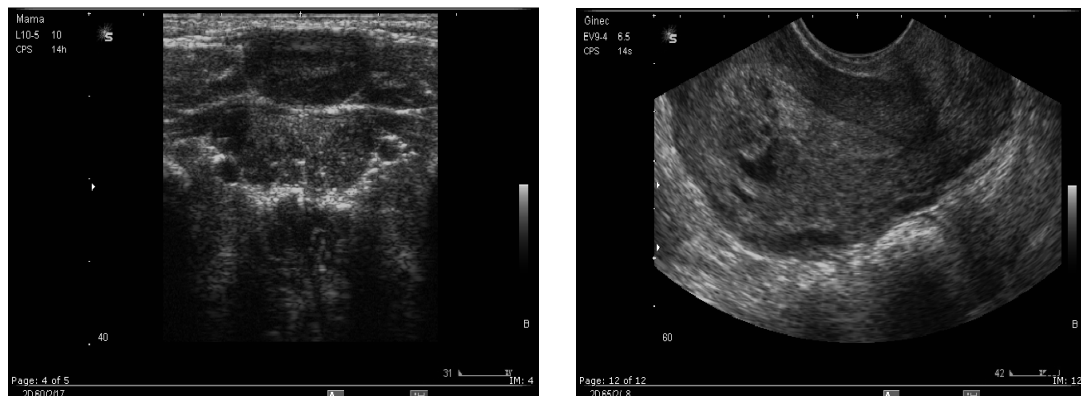


Figura 55. Ecografías de síntesis familia Coiflets.

Comparación de Histogramas:

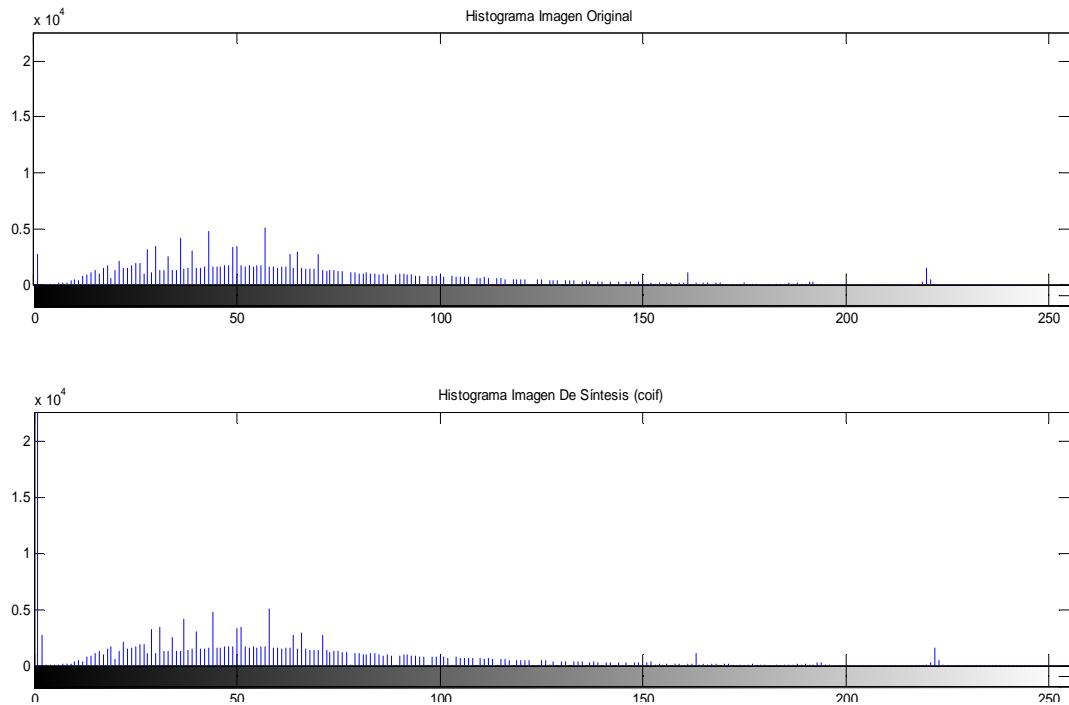


Figura 56. Histograma imagen original y familia Coiflets.

. Cálculos Matemáticos	Resultados
Brillo	34.2344
Contraste Original	8.0382e+007
Contraste de síntesis	1.7864e+008
Correlación	1.0000
Correlación De Histogramas	0.0122

Tabla 12. Cálculos Matemáticos figura 56

Conceptos profesionales:

Nombre	Concepto
Dr. Patricia Ortiz	La imagen es opaca con respecto a la original, las formas se mantienen.
Ing. Eddier Pardo	Se resaltan las formas blancas aunque en general la imagen se ve más opaca y los negros presentan mucho brillo.

Tabla 13. Conceptos familia Coiflets.

Estudio con la familia Biorthogonal Spline (bior):

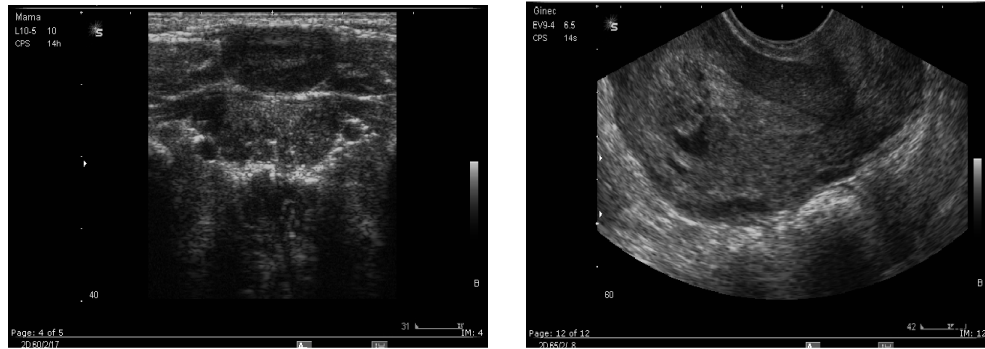


Figura 57. Ecografías de síntesis familia Biorthogonal Spline.

Comparación de Histogramas:

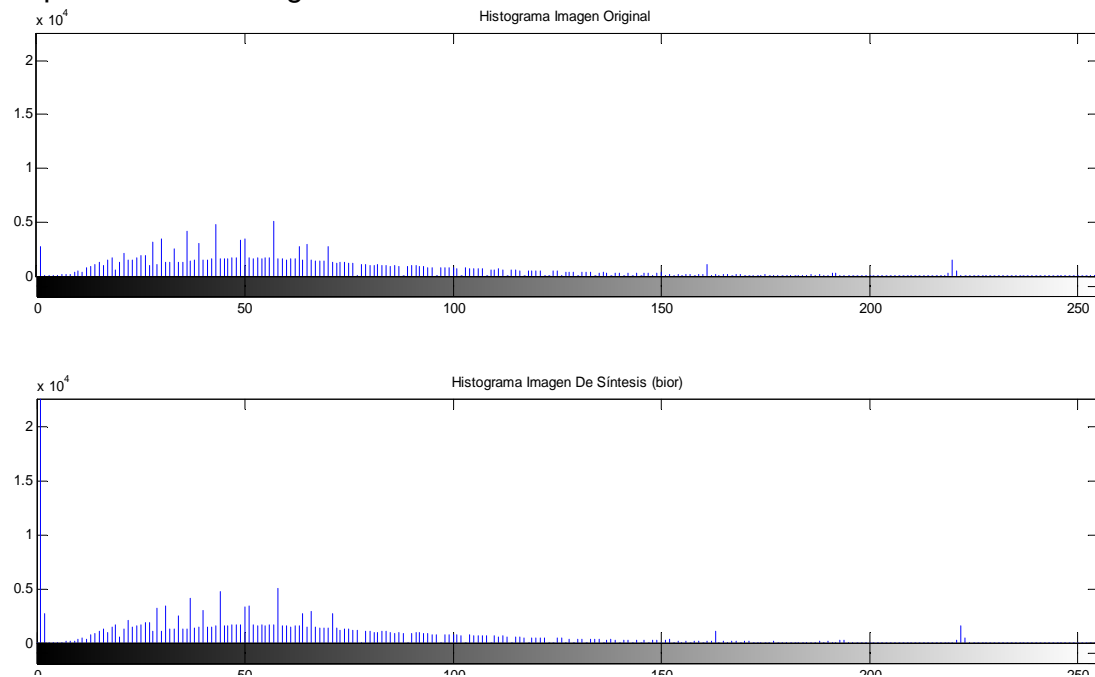


Figura 58. Histograma imagen original y familia Biorthogonal Spline.

. Cálculos Matemáticos	Resultados
Brillo	34.2344
Contraste Original	8.0382e+007
Contraste de síntesis	1.7864e+008
Correlación	1.0000
Correlación De Histogramas	0.0122

Tabla 14. Cálculos Matemáticos figura 58

Conceptos profesionales:

Nombre	Concepto
Dr. Patricia Ortiz	Presenta mucho brillo con respecto a la original.
Ing. Eddier Pardo	La imagen es muy clara y el contraste entre negros y blanco no se denota bien.

Tabla 15. Conceptos familia Biorthogonal Spline.

Estudio con la familia Reverse Biorthogonal Spline (rbior):

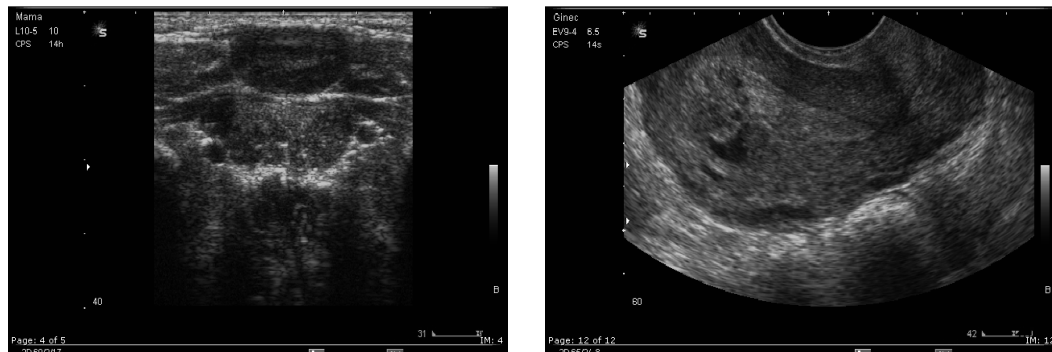


Figura 59. Ecografías de síntesis familia Reverse Biorthogonal Spline.

Comparación de Histogramas:

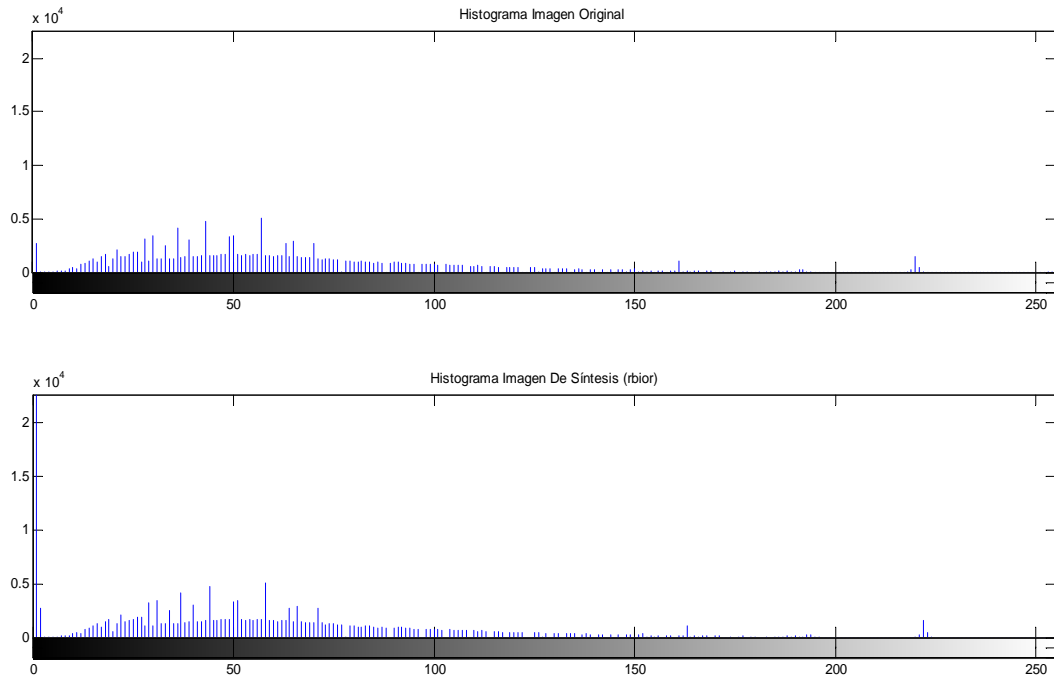


Figura 60. Histograma imagen original y familia Reverse Biorthogonal Spline.

. Cálculos Matemáticos	Resultados
Brillo	34.2344
Contraste Original	8.0382e+007
Contraste de síntesis	1.7864e+008
Correlación	1.0000
Correlación De Histogramas	0.0122

Tabla 16. Cálculos Matemáticos figura 60

Conceptos profesionales:

Nombre	Concepto
Dr. Patricia Ortiz	La imagen es muy parecida a la original, se nota tenuemente un poco más de brillo.
Ing. Eddier Pardo	La imagen es muy parecida, se nota tenuemente más blanca.

Tabla 17. Conceptos familia Reverse Biorthogonal Spline.

Estudio con la familia Discrete Meyer (dmey):

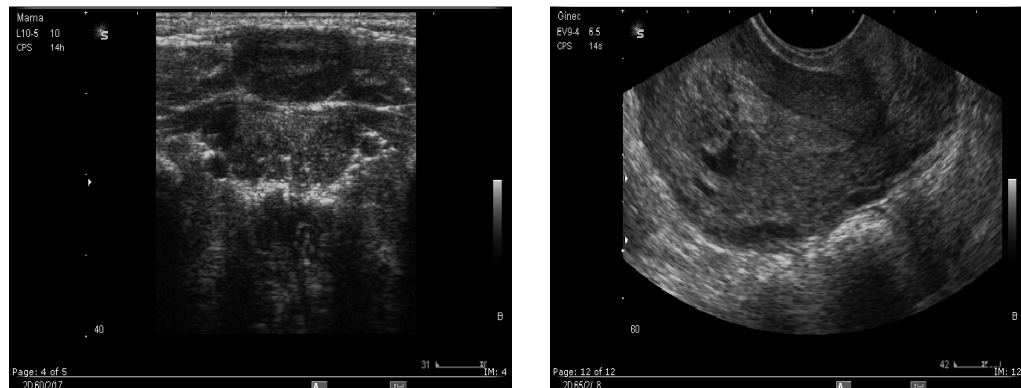


Figura 61. Ecografías de síntesis familia Discrete Meyer.

Comparación de Histogramas:

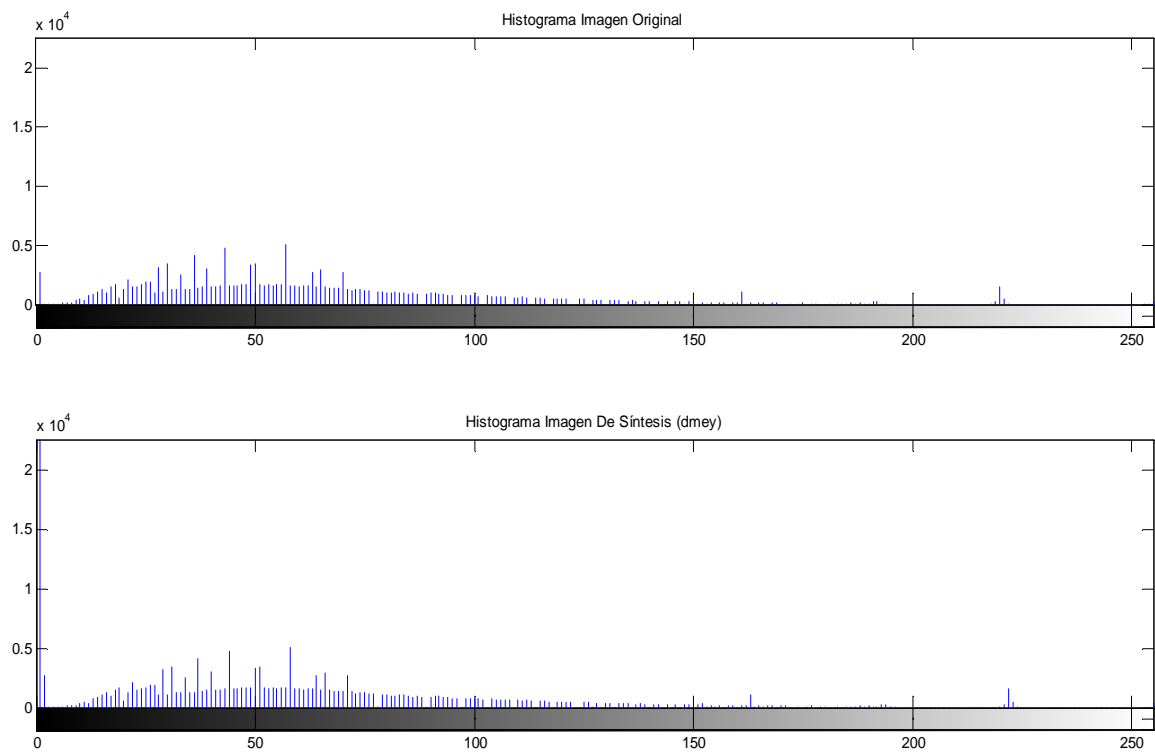


Figura 62. Histograma imagen original y familia Discrete Meyer.

. Cálculos Matemáticos	Resultados
Brillo	34.2344
Contraste Original	8.0382e+007
Contraste de síntesis	1.7864e+008
Correlación	1.0000
Correlación De Histogramas	0.0122

Tabla 18. Cálculos Matemáticos figura 62

Conceptos profesionales:

Nombre	Concepto
Dr. Patricia Ortiz	Se nota menos cambios en los blancos, la imagen es igual a la original.
Ing. Eddier Pardo	La imagen es muy buena, no se percibe cambios en cuanto a brillo.

Tabla 19. Conceptos familia Discrete Meyer.

Se utilizaron cálculos de la media y la varianza sobre los histogramas, para observar los coeficientes de brillo y contraste. Se determinó la correlación entre imágenes para ver si habían cambios de forma y la correlación entre histogramas para notar si sucedía variación en el color, con este se visualizó que el desplazamiento da aspecto de claridad u opacidad de las ecografías de síntesis.

Los histogramas de síntesis con respecto a los de la imagen original muestran el desplazamiento de una unidad hacia la derecha, esto indica que el brillo y el contraste de la imagen varían pero se mantienen intactos las formas de los cuadros clínicos. Las correlaciones matriciales muestran que las imágenes son idénticas pero no los histogramas.

Los cálculos matemáticos se hicieron para todas las familias y arrojaron que los cambios son similares y poco perceptibles, a consecuencia, se podía concluir que el tratamiento realizado a las ecografías no afectaba el diagnóstico a emitir por el médico y que era *posible implementar cualquier familia wavelet*.

Al no encontrar entre las imágenes de síntesis cambios matemáticos fundamentales (Ver tablas 6 a19), fue necesario buscar asesoría de personal

calificado y a quienes va dirigido este proyecto, los cuales evaluaron las ecografías resultantes y sí encontraron diferencias.

Los estudios fueron efectuados en diferentes días y no se dio a conocer la respuesta emitida con anterioridad, coincidiendo las opiniones, las cuales concluían que la imagen correspondiente la familia wavelet **Discrete Meyer** (dmey), era la que presentaba cambios menos perceptibles, *“Es la misma imagen, no se perciben tantos cambios como en las ecografías anteriormente estudiadas”* [Dra. Patricia Ortiz] (Ver anexo 1 y 2), razón suficiente para decidir imprimir esa familia en la compresión de este proyecto.

Nota: Los hallazgos en este punto del proyecto son de carácter visual humano, más no matemático. Por consiguiente pueden llegar a ser subjetivos.

7.2 DESCOMPOSICIÓN Y RECONSTRUCCIÓN DE LA ECOGRAFÍA.

El software matemático Matlab tiene embebido el Toolbox de wavelet, el cual facilita la implementación de la trasformada wavelet en dos dimensiones. Para la obtención de los coeficientes se hicieron varias pruebas, en una de ellas se detectó problemas cuando se guardaba un archivo con extensión “.mat” que contenía coeficientes de primer y segundo nivel de descomposición e información del mapa de color de cada uno (Figuras 63 y 64).

El tamaño en disco que ocupaba el archivo era bastante grande y al comprimirlo no se redujo significativamente el tamaño pues paso de 4.25MB a 4.23MB. En la siguiente imagen se compara el tamaño de la ecografía y su coeficiente.



Tamaño: 1.17 MB



Tamaño: 4.25 MB

Figura 63. Comparación tamaño entre imagen y coeficientes

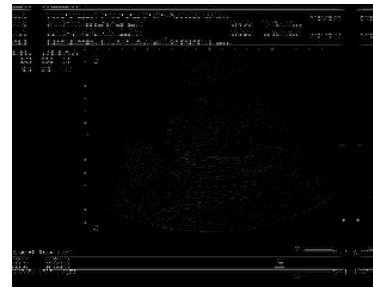


Figura 64. Descomposición primer nivel con mapa de color

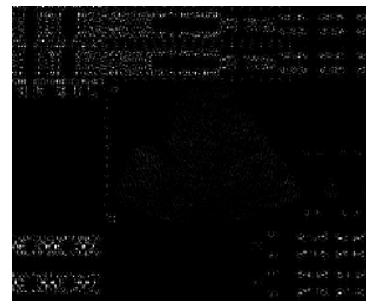
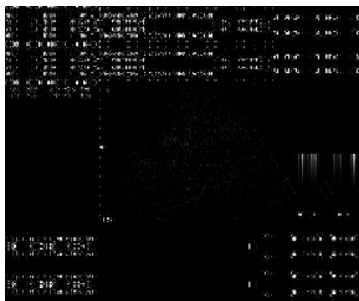


Figura 65. Descomposición segundo nivel con mapa de color

La reconstrucción de la imagen se hizo sin pérdidas, su correlación fue de uno, lo que garantiza no hubo cambio alguno en el cuadro clínico.



Figura 66. Ecografía reconstruida con mapa de color

Intentando conseguir una compresión del archivo, se decidió no guardar la información del mapa de color, esto ocasionó pérdidas de información en los coeficientes y en la reconstrucción de la imagen sin encontrar disminución en el tamaño del archivo a transmitir, este siguió siendo de 4.25 MB.

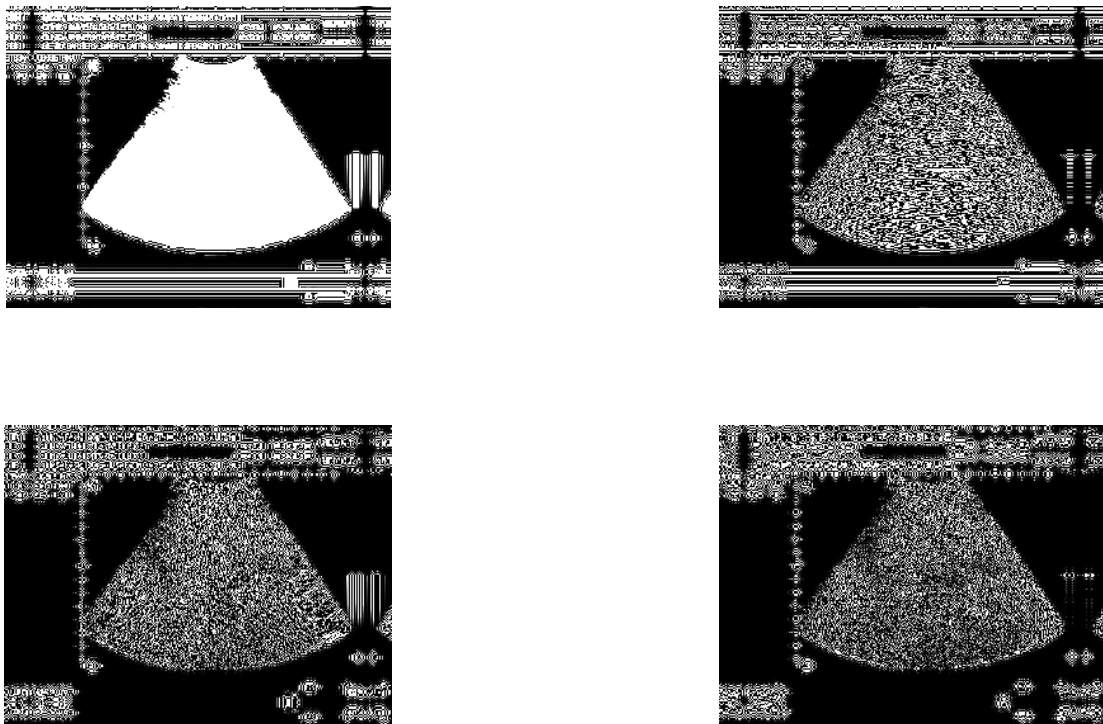


Figura 67. Descomposición primer nivel sin mapa de color

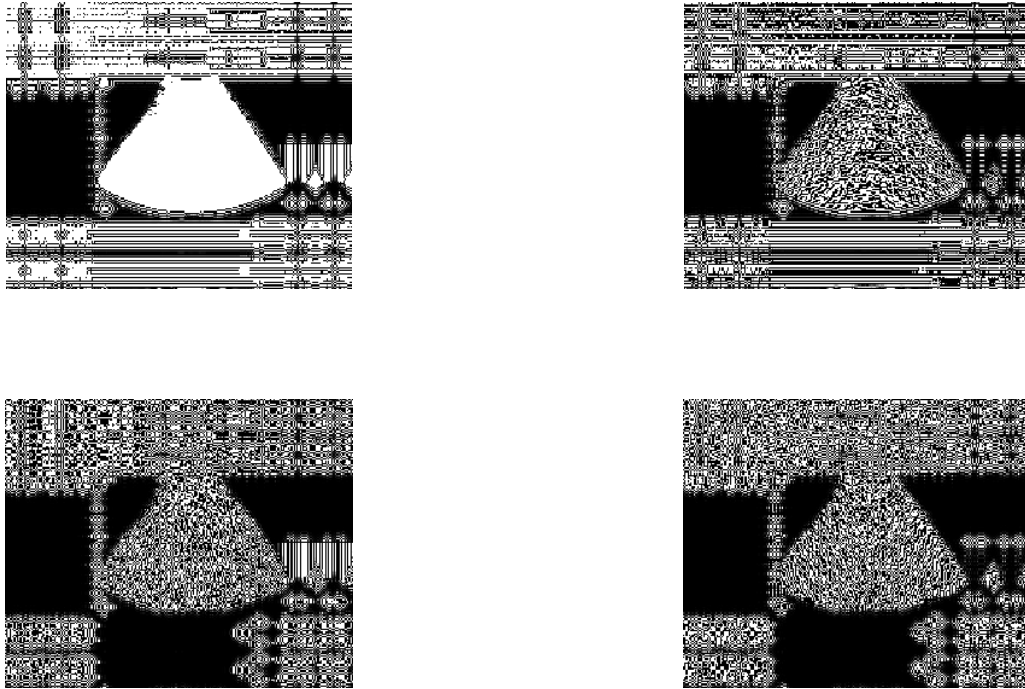


Figura 68. Descomposición segundo nivel sin mapa de color

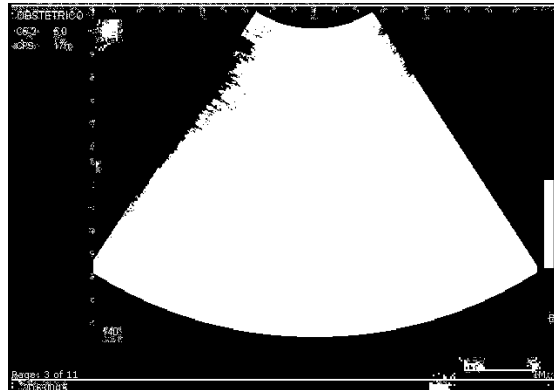


Figura 69. Ecografía reconstruida sin mapa de color

Aplicando otra técnica, se codificó cada matriz de correlación en una matriz de ocho bits que representa la escala de grises del mapa de color, los resultados obtenidos fueron considerablemente buenos en cuanto a disminución de tamaño en disco de la imagen original, se redujo a 285 KB.

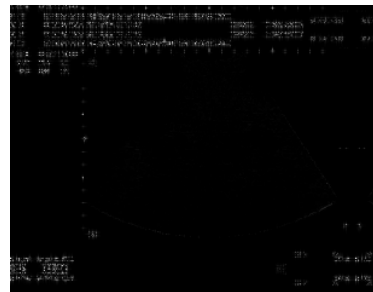
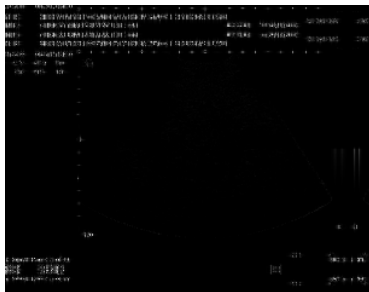
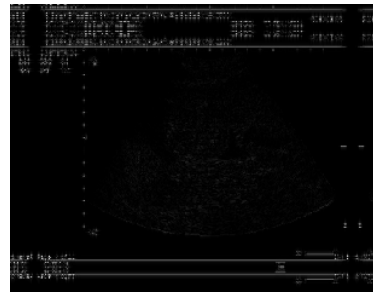


Figura 70. Descomposición primer nivel con codificación de color

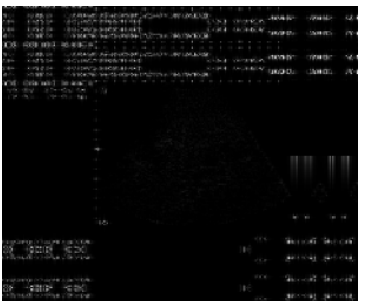
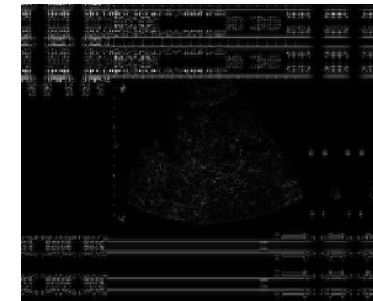


Figura 71. Descomposición segundo nivel con codificación de color

Esta técnica presenta ventajas en el tamaño respecto a las dos anteriores, pero el color varía, volviéndose bastante opaca la imagen, la reconstrucción de la forma presente en la ecografía se mantiene, como se muestra a continuación.



Figura 72. Ecografía reconstruida con codificación de color

7.3 COMPRESIÓN DE LOS COEFICIENTES DE LA TRASFORMADA WAVELET

Debido a que los filtros que se implementan para el cálculo de la transformada wavelet son filtros que deben converger a la función matemática de esta, en algunas familias hay varios niveles de voltaje a representar por lo que los datos generados ocupan gran tamaño en disco, las pruebas que se hicieron para determinar cuál es la mejor a implementar consistió en graficar los coeficientes que se guardaron en un vector y así observar cuantos datos se repiten, entre más repeticiones existan más alta será la compresión.

Compresión con familia Haar:

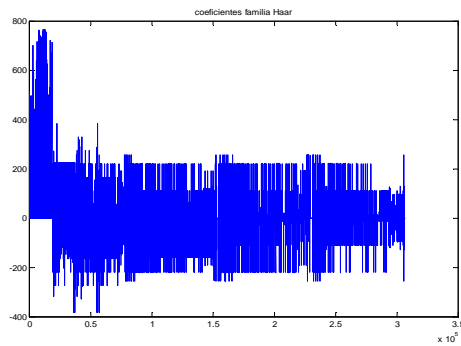


Figura 73. Coeficientes familia Haar

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2457600	311519

Tabla 20. Alcance de compresión con familia Haar.

Compresión con familia Daubechies 1:

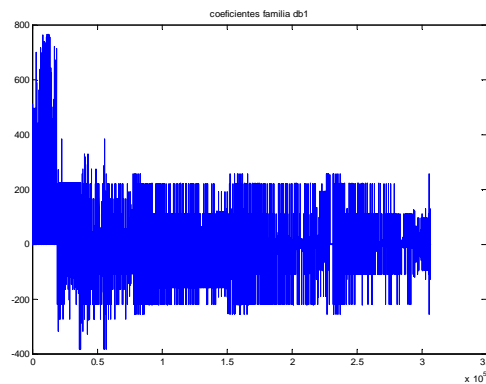


Figura 74. Coeficientes familia Daubechies 1

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2457600	311519

Tabla 21. Alcance de compresión con familia Daubechies 1.

Compresión con familia Daubechies 10:

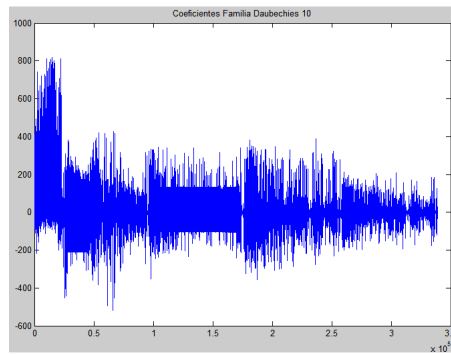


Figura 75. Coeficientes familia Daubechies 10

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2712216	1765852

Tabla 22. Alcance de compresión con familia Daubechies 10.

Compresión con familia Symlets 2

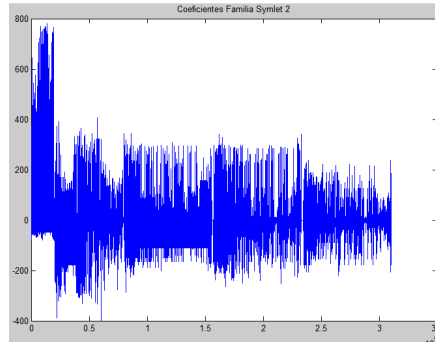


Figura 76. Coeficientes familia Symlets 2.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2489112	1001754

Tabla 23. Alcance de compresión con familia Symlets 2.

Compresión con familia Symlets 8.

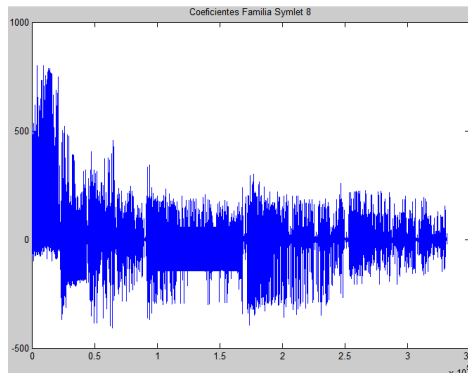


Figura 77. Coeficientes familia Symlets 8.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2655288	1640164

Tabla 24. Alcance de compresión con familia Symlets 8.

Compresión con familia Coiflets 1.

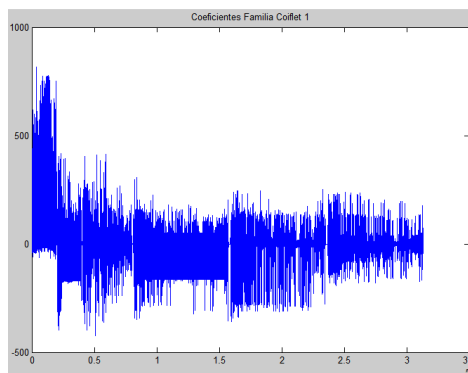


Figura 78. Coeficientes familia Coiflets 1.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2511744	1254802

Tabla 25. Alcance de compresión con familia Coiflets 1.

Compresión con familia Coiflets 5.

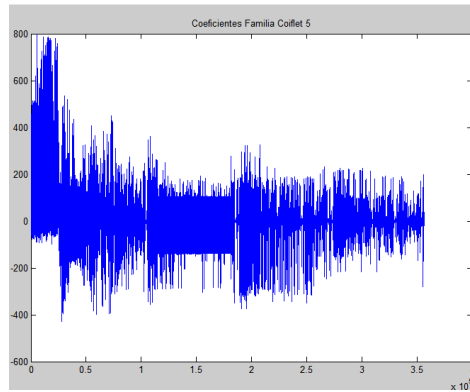


Figura 79. Coeficientes familia Coiflets 5.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2852736	2036118

Tabla 26. Alcance de compresión con familia Coiflets 5.

Compresión con familia bior1.1.

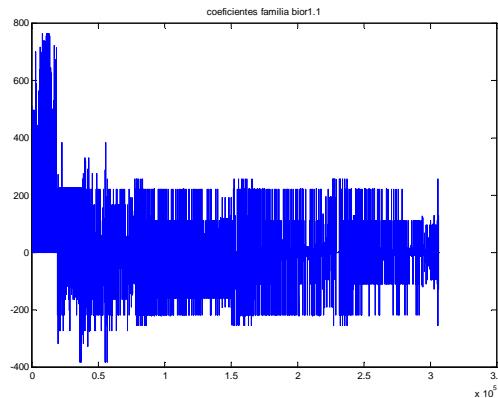


Figura 80. Coeficientes familia bior 1.1.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2457600	311519

Tabla 27. Alcance de compresión con familia bior 1.1.

Compresión con familia bior 6.8.

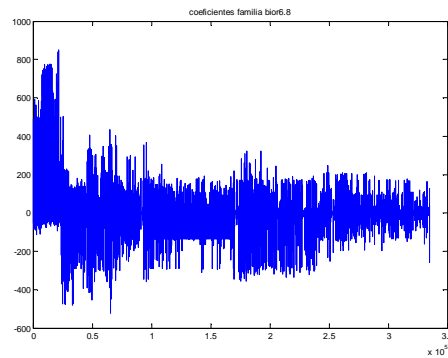


Figura 81. Coeficientes familia bior 6.8.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2678784	1579403

Tabla 28. Alcance de compresión con familia bior 6.8

Compresión con familia rbio 1.1.

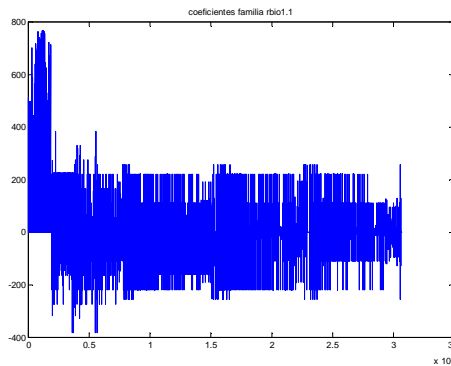


Figura 82. Coeficientes familia rbio 1.1.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2457600	311519

Tabla 29. Alcance de compresión con familia bior 1.1.

Compresión con familia rbio 6.8.

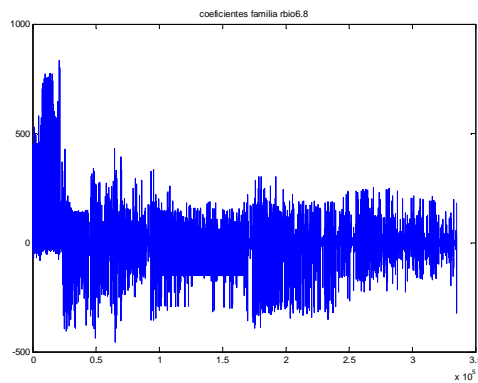


Figura 83. Coeficientes familia rbio 6.8.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
2678784	1585052

Tabla 30. Alcance de compresión con familia rbior 6.8.

Compresión con familia Dmey.

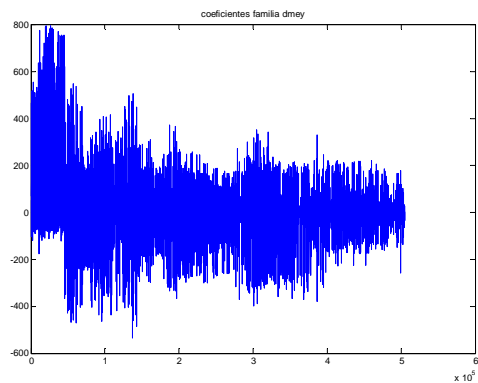


Figura 84. Coeficientes familia Dmey.

Tamaño De Los Coeficientes (Bytes)	Tamaño De Coeficientes Comprimidos (Bytes)
4041600	3680787

Tabla 31. Alcance de compresión con Dmey.

Para determinar la tasa de compresión se diseñó e implementó la siguiente ecuación:

$$Tc = 100 - \left(\frac{TCC * 100}{TCR} \right)$$

Ecuación 35. Cálculo tasa de compresión

Siendo:

Tc, la tasa de compresión.

CC, los coeficientes comprimidos.

TCR, tamaño de los coeficientes sin comprimir.

En la siguiente tabla se compara los datos obtenidos en el análisis de los coeficientes wavelet:

Familia Wavelet	Tamaño de los coeficientes (Bytes)	Tamaño de los coeficientes comprimidos (Bytes)	Tasa de compresión
Haar	2457600	311519	87.32%
Daubechies 1	2457600	311519	87.32%
Daubechies 10	2712216	1765852	34.89%
Symlets 2	2489112	1001754	59.75%
Symlets 8	2655288	1640164	38.23%
Coiflets 1	2511744	1254802	50.04%
Coiflets 5	2852736	2036118	28.62%
bior1.1	2457600	311519	87.32%
bior 6.8	2678784	1579403	41.04%
rbio 1.1	2457600	311519	87.32%
rbio 6.8	2678784	1585052	40.82%
Dmey	4041600	3680787	8.927%

Tabla 32. Tasa de compresión con las diferentes familias wavelet

Los cálculos obtenidos arrojan que con las familias Haar, Daubechies 1, Bior 1.1 Rbio 1.1, se consigue una compresión del 87.32%, debido a que la forma de la ondícula corresponde a dos señales paso, uno en el origen y otro desplazado he invertido, por tanto solo hay dos niveles de voltaje a los cuales el cálculo matemático hace converger la señal a transformar como se aprecia en la gráfica sus coeficientes son más uniformes con respecto a los de las otras familias

Inicialmente el Médico Radiólogo y el Ingeniero Biomédico seleccionaron la familia wavelet Discrete Meyer puesto que no encontraron cambios significativos en la ecografía tratada, esto se debe a que sus coeficientes no son uniformes, luego la convergencia de estos dentro de la transformación representas vario niveles de amplitud en intervalos muy cortos de tiempo, tal y como se observa en la forma de la ondícula que describe.

8. CONCLUSIONES

- A pesar que las imágenes ecográficas solo tienen una escala de color, los ecógrafos digitales las almacenan con una representación en los tres planos (RGB). Por lo que se hizo necesario convertir su color a escala de grises, suprimiendo los otros planos y la capa de transparencia. Programas como Paint y similares ocasionan pérdidas de información cuando se hace este proceso, por consiguiente la mejor manera para lograr buenos resultados es con manipulación matemática como se muestra en el siguiente ejemplo:



Ecografía tratada en software de manipulación de imágenes



Imagen manipulada matemáticamente en Matlab.

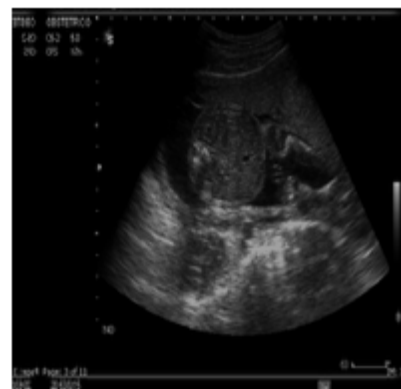
Figura 85. Comparación de manipulación de imágenes

- La wavelet es una herramienta ideal para analizar señales no estacionarias (que no mantienen la misma forma en el tiempo), puesto que brinda una completa identificación de las componentes de frecuencia asociadas a los diferentes niveles de escala, permitiendo encontrar con mayor facilidad que con otras herramientas como Fourier discontinuidades y cambios abruptos en la señal.
- La transformada wavelet es una herramienta matemática que no comprime solo con su ejecución, la compresión se da al determinar cuántos y cuáles coeficientes se pueden eliminar sin causar muchas pérdidas en la imagen. Esta supresión no es válida para la compresión de imágenes de diagnóstico médico, debido a que en los coeficientes de detalles y aproximación pueden encontrarse los cuadros clínicos.

- Al aplicar transformada wavelet discreta sobre cada imagen los especialistas en el manejo de imágenes médicas consultados notaron que estas tenían variaciones en cuanto al brillo de los píxeles, apreciación que pudo demostrarse haciendo cálculos entre los histogramas de cada imagen reconstruida respecto a los de la original, concluyendo que este fenómeno se debe al desplazamiento hacia la derecha de la información del histograma original y la variación de la media (brillo) y la varianza (contraste).
- El cálculo de la transformada wavelet discreta está basada en la implementación de filtros ortogonales encargados de separar las frecuencias altas de las bajas, su aplicación en imágenes contribuye a encontrar información acerca de los detalles y la aproximación. El diseño de estos filtros junto con el factor de decimación determinan que tantas pérdidas de datos se generarán. Para garantizar la calidad de la imagen a recuperar se implementa la transformada wavelet inversa que utiliza una técnica de interpolación y los mismo filtros usados en la transformada wavelet discreta, de esta forma el sistema es capaz de reconstruir los datos discretos suprimidos en la decimación y así recuperar el espectro de la imagen.
- Los filtros wavelet poseen una frecuencia de corte invariable, sin embargo se puede dividir el espectro de la señal en un banco de filtros que permita seleccionar los coeficientes más útiles para la implementación de la compresión de imágenes con pérdidas, tomando únicamente la aproximación y desechando los detalles. Si se aplica este principio al proyecto escogiendo el coeficiente de aproximación se obtienen una reducción considerable de tamaño en disco (106 KB) respecto a la ecografía original (1.17MB), pero se incrementan las pérdidas como se muestra a continuación:



Ecografía Original
(Más clara)



Ecografía Comprimida
(Más opaca)

Figura 86. Compresión de imágenes con pérdidas.

- Cuantizar es fundamental en el proceso de compresión, si se selecciona el método adecuado es posible colocar una gran cantidad de ceros en los coeficientes wavelet de los detalles de la imagen logrando así obtener altas tasas de compresión.

8.1 CONCLUSIONES PERSONALES

- El presente trabajo de grado permitió a sus autores una profundización en los diferentes conceptos relacionados con la transformada wavelet, proporcionando el gran reto profesional que conlleva el trabajar en el área del procesamiento digital de señales.
- Los integrantes de este trabajo se sienten orgullosos de haber desarrollado un proyecto que apoya el proceso de formación del ingeniero Electrónico y Telecomunicaciones San Martiniano, demostrando la gran importancia que tiene el área del procesamiento digital de señales para el desarrollo del país.
- Los integrantes de este trabajo, se dieron cuenta de que es necesario fusionar los conocimientos aprendidos a lo largo de la carrera de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones, con los de la ciencia de la salud, puesto que este proyecto estaba enfocado a solucionar problemas de ese sector y les fue fundamental aprender a identificar cuadros clínicos que solo se puede percibir visualmente hasta el momento, la ingeniería en esta rama debe seguir desarrollándose.

9. RECOMENDACIONES

- En el procesamiento digital de imágenes médicas con transformada wavelet se debe someter a estudios médicos cada resultado obtenido con las familia wavelet.
- Dar gran valor a las opiniones médicas sobre los resultados en este tipo de proyectos, ya que es esa comunidad la interesada en estas soluciones de ingeniería.
- Implementar algoritmos que tengan una tasa baja de pérdidas de datos en la manipulación de imágenes y señales médicas.

10. TRABAJO FUTURO

- La telemedicina permite la integración de muchas herramientas tecnológicas con el fin de mejorar y hacer más fácil el préstamo de servicios médicos. Este proyecto se basa en imágenes ecográficas ya tomadas y digitalizadas, para su posterior manipulación mediante MATLAB; se puede ofrecer el mismo tratamiento a este tipo de imágenes médicas realizando la implementación en un DSP (Procesador Digital De Señales).
- Como la transformada wavelet, descompone una imagen en aproximación y detalles, se puede diseñar e implementar un algoritmo que detecte cuadros clínicos automáticamente, por ejemplo, embarazos ectópicos, tumores, quistes y cáncer en tejidos blandos.
- Implementar la transformada wavelet para el reconocimiento de patrones auditivos en cardiología, neurología y obstetricia.

11. GLOSARIO

- **Algoritmo:** Conjunto finito de instrucciones para llevar a cabo una tarea. Constan de pasos finitos, no ambiguos y, de ser posible, eficientes. [ALEG2009]
- **Bit:** Dígito binario. Es la unidad digital más pequeña que puede manejar una computadora. [ALEG2009]
- **Códec:** Es una abreviatura de codificación y decodificación. Los códecs pueden codificar el flujo o la señal (a menudo para la transmisión, el almacenaje o el cifrado) y recuperarlo o descifrarlo del mismo modo para la reproducción o la manipulación en un formato más apropiado para estas operaciones. Los códecs son usados a menudo en videoconferencias y emisiones de medios de comunicación. [ALEG2009]
- **Codificador:** Trasformar un mensaje mediante las reglas de un código. [WORD2008]
- **Correlación:** Correspondencia o relación que tienen dos más señales entre sí. Por ejemplo, en el resultado de diferentes mediciones, el coeficiente de correlación es un número que indica en qué grado existe una relación lineal entre dos variables aleatorias. [FARL2007]
- **Cuantizar:** Conteo de muestras discretas de una señal digitalizada. [SLID2009]
- **Datos:** Son medios por los cuales se conduce la información. [GONZ1993]
- **Decimación:** Es la operación de extraer muestras del proceso de digitalización de señales, para que se pueda transmitir o almacenar la secuencia muestreada más fácilmente. [OPPE1998]

- **DSP:** Procesador Digital De Señales, es un sistema basado en un procesador o microprocesador, que posee un set de instrucciones de software y hardware mejorado para aplicaciones que requiera procesamientos numéricos a muy alta velocidad, debido a esto, es especialmente útil para el procesado y representación de señales analógicas en tiempo real. [GONZ1993]
- **Ecografía:** Técnica que se emplea en la medicina para la exploración del interior de un cuerpo mediante ondas electromagnéticas o acústicas. [WORD2008]
- **Efectividad Limitada:** Tempo de vida de una señal análoga en un corto tiempo. [WORD2008]
- **Entropía:** Medida de la duda que se produce ante un conjunto de mensajes del cual se va recibir uno solo. [WORD2008]
- **Espujo:** Sustancia secretada por las vías respiratorias que se arroja por la boca en vez de flema. [WORD2008]
- **Interpolación:** Convertir una secuencia a una velocidad de muestreo equivalente o más alta, con el fin de disminuir la muestras. Es el proceso inverso de la decimación. [OPPE1998]
- **Kernel:** Es el núcleo o la parte esencial de un sistema. [ALEG2006]
- **Matlab:** Es una herramienta sofisticada de computación disponible en el comercio para resolver problemas de matemáticas. El nombre mismo de Matlab es una abreviatura de Matrix Laboratory (Laboratorio Matricial). [MOOR2007]
- **Ortogonalidad:** Que está en ángulo recto, en electrónica son señales que no tienen componentes (Amplitud, tiempo o frecuencia) en común. [WORD2008]

- **Píxel:** También denominado *pels* o *Picture element*. Es la unidad mínima de visualización para imágenes digitalizadas, se presenta como la intersección de una fila y una columna en la matriz de una imagen digitalizada. [GONZ1993]
- **Valor Promedio:** Valor medio que resulta de dividir la suma de todos los valores entre el número de estos. [WORD2008]
- **Varianza:** Constante que representa una medida de dispersión media de una variable aleatoria. [DEFI2008]

12. BIBLIOGRAFÍA

12.1 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [APAR2004] Aparicio Pico Lilia Edith. Fundamentos Para El Desarrollo De Telemedicina En Colombia. Universidad Distrital Francisco José De Caldas. Bogotá Colombia 2004
- [CARD2006] Cardona Luisa Fernanda, Martínez Andrea. Ecografías 2D y 3D, Programa de Ingeniería Biomédica EIA – CES. Antioquia Colombia 2006.
- [ERRO2003] Luis Enrique Erro. Fusión de Imágenes Usando Wavelets Bivalentes, México 2003.
- [GARC2003] García Fernández Roberto. Algoritmo de compresión de Huffman. Asturias España 2003.
- [GONZ1993] González C. Rafael. Digital Image Processing. 2 ed. Addison-Wesley Publishing company. Estados Unidos De América 1993.
- [GONZ2008] González C. Rafael. Digital Image Processing. 3 ed. Addison-Wesley Publishing company. Estados Unidos De América 2008.
- [KOUR2002] Kouro R. Samir, Musalem M. Rodrigo. Tutorial Introductorio a la Teoría De Wavelet. Departamento De Electrónica Universidad Técnica Federico Santa María. Valparaíso Chile 2002.

- [MOMP1988] Varios autores bajo la coordinación de José Mompín Poblet. Introducción a la bioingeniería, serie mundo electrónico. MARCOMBO S.A. Barcelona España 1988.
- [MOOR2007] Holly Moore. Matlab para ingenieros, 1 ed. Pearson. México 2007.
- [OPPE1998] Oppenheim V. Alan, Willsky S. Alan. Señales y Sistemas. 2 ed. Pearson Education. México 1998.
- [ROJA2003] Gonzalo M. Rojas. Compresión Fractal De Imágenes. Descripción y Aplicaciones Prácticas, Departamento de Física Universidad Santiago De Chile. Santiago de Chile 2003.
- [ROMO2008] Romo A. Harold, Ramírez M. Fabián, Ing. Valdivieso B. Ridier. Detección del Bacilo Mycobacterium Tuberculosis mediante Reconocimiento de Patrones, Universidad Del Cauca. Popayán Colombia 2008.
- [RONC2005] Roncagliolo Pablo, Gonzales V. Agustín. Transmisión progresiva de imágenes, basada en wavelets, para reducir el uso de ancho de banda en aplicaciones compartidas, Departamento de Electrónica, Universidad Técnica Federico Santa María. Valparaíso Chile 2005.
- [VÉLE2003] Vélez B. Jorge Alberto. Panorama y tendencias en salud, hablando de telemedicina. MD/EGS, centro de Telemedicina de Colombia. Bogotá Colombia 2003
- [VIDA2002] Vidaurrazaga M, Domínguez W. Mejoramiento de Imágenes de Resonancia Magnética Basado en la Transformada Wavelet. Centro de Bioingeniería, Instituto superior Politécnico José Antonio Echeverría. La Habana Cuba 2002.

12.2 REFERENCIAS DE INTERNET

- [ALEG2006] ALEGSA, diccionario virtual. Publicación hecha en abril de 2006. <http://www.alegsa.com.ar/Dic/codec.php> (Navegada en marzo de 2008)
- [AMUR2004] Ing. Amura Alberto. Seminario De Imagen y Sonido, Compresión de imagen: documento publicado por la universidad Fasta. Argentina, 2004 <http://pub.ufasta.edu.ar/SISD/jpeg/jpg4.htm> (Navegada en marzo de 2008)
- [AMUR2004] Ing. Amura Alberto. Compresión de Video en el estándar MPEG1: documento publicado por la universidad de Fasta. Argentina 2004. <http://pub.ufasta.edu.ar/SISD/mpeg/mpeg1.htm> (Navegada en marzo de 2008)
- [COMP2008] Compresión Fractal De Imágenes: Publicación hecha por la universidad de Sevilla. España,2008 www.sav.us.es/formaciononline/asignaturas/asigpid/apartados/textos/recursos/compresion%20fractal/paginas/introduccion.htm (Navegada en marzo de 2008)
- [DEFI2008] Definición de la varianza de una variable aleatoria. Publicación hecha en el 2008. <http://e-stadistica.bio.ucm.es/glosario/varianza.html>. (Navegada en Mayo de 2009)
- [DIAZ2009] Díaz Gonzalo. Publicación hecha en Bogotá Colombia 2009 <http://www.drgdiaz.com/eco/ecografia/ecografia.shtml> (Navegada en abril de 2009)
- [DIGI2005] Publicación hecha por digitalfotored. MPEG2, utilizado por la televisión digital y el DVD. <http://www.digitalfotored.com/videodigital/mpeg2mpeg3.htm> (Navegada en marzo de 2008)
- [DUGN] Dugnot Benjamín. Las mamografías digitales en el diagnóstico del cáncer de mama. Publicación hecha por la universidad de Oviedo. España <http://coco.ccu.uniovi.es/immed/compresion/descripcion/planteamiento/planteamiento.html> (Navegada en marzo de 2008)

- [ESLI] Publicación hecha por el grupo de usuarios de LINUX canarias GULIC. almacen.gulic.org/politica/dossier_patentes.pdf (Navegada en marzo de 2008)
- [FACT2008] Artículo publicado por Factorsim. Ampliamos la familia: MPEG-7 y MPEG-21. <http://www.factorsim.info/2008/02/27/ampliamos-la-familia-mpeg-7-y-mpeg-21/> (Navegada en marzo de 2008)
- [FARL2007] TheFreeDictionary, publicación hecha en el año 2007. <http://es.thefreedictionary.com/correlaci%C3%B3n> (Navegada en marzo de 2009)
- [LABL2008] Lablanca Bártulos Santiago. Compresión De Imágenes y Sonido. Comp_IMG_SND. España, 2003. www.uam.es/personal_pdi/ciencias/ezuazua/informweb/trabajosdehistoria/Comp_IMG_SND.doc (Navegada en marzo de 2008)
- [MATH2009] The Mathworks, Inc., Herramientas Wavelet. http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/wavelet/ch06_ad9.html&ei=ZqztSdq8JaGxtgejoNXMDw&sa=X&oi=translate&resnum=1&ct=result&prev=/search%3Fq%3D%2522Reverse%2BBiorthogonal%2Bwavelet%2522%26hl%3Des%26lr%3Dlang_es%26sa%3DG (Navegada en marzo de 2009)
- [MICRO2009] Microsoft. Año de creación 2009. http://msdn.microsoft.com/library/default.asp?url=/library/en-us/gdi/bitmaps_7c36.asp (Navegada en febrero de 2009)
- [PAGO] Pagola Miguel. Introducción al procesamiento de imágenes. http://www.ayc.unavarra.es/miguel.pagola/P_histograma.htm (Navegada en febrero de 2009)
- [SEPA2008] Cómputo y Telecomunicaciones, publicación hecha por SEPACOMPUTO. México 2008. http://sepacomputo.unam.mx/index.php?option=com_glossary&func=view&Itemid=61&catid=20&term=MPEG-7 (Navegada en marzo de 2008)

- [SEND2004] Sendra Ramón. MPEG-4: el estándar de video para multimedia. Artículo Publicado por dvdenlared. España 2004. <http://dvdenlared.com/cineencasa/20040824100258.html> (Navegada en marzo de 2008)
- [SLID2009] Slideshare, publicación hecha en el año 2009. <http://www.slideshare.net/andmonto/digitalizacion-i-presentation> (Navegada febrero de 2009)
- [WORD2008] WordReference, diccionario virtual, publicación hecha en enero de 2008. <http://www.wordreference.com/definicion/ecograf%EDa> (Navegada en marzo de 2008)

13. ANEXOS

Anexo A

Como **Médico Residente de último año de Radiología** de la Universidad de La Sabana y después de haber leído y analizado el trabajo sobre Compresión y Trasmisión De Imágenes Ecográficas realizado por los estudiantes Eliana Marcela García Herrera y Juan David Prieto Rodríguez CONSIDERO que dadas las características del trabajo presentado, este es de gran interés para la comunidad médica, puesto contribuye a solucionar algunos de los problemas que he visto en las instituciones, por las cuales he rotado. Estos se enuncian a continuación:

- La necesidad de conservar imágenes en un archivo digital como fuente de consulta o como archivo docente, dado que las imágenes obtenidas con los diferentes equipos deban ser guardados en formatos que ocupan un espacio importante en los servidores de las clínicas pues la calidad que se requiere de las imágenes hace que estas sean muy pesadas en los formatos habitualmente utilizados o utilicen programas especiales que permitan la visualización de las mismas, lo que implica realizar backup's o eliminar estudios cuando estos se saturan.
- La transmisión de imágenes hacia otras instituciones o médicos especialistas es complejo y demorado debido al tamaño que ocupan, en especial con la ecografía, además no existe una digitalización de este método diagnostico, y normalmente se toman fotos en papel printer o en su defecto fotografías de la pantalla del ecógrafo o de lo impreso en el papel, para poder registrar en un medio digital dichas imágenes, perdiendo calidad en estos procesos y detalle en la calidad de la imagen, lo cual en el saber específico de la radiología es un inconveniente importante, pues en el detalle es que está lo adecuado de un diagnostico. En la Clínica Universitaria Teletón, existe la posibilidad de guardar imágenes en formato digital directamente desde el ecógrafo, pero al grabarlas para ser vistas en equipos con un PC, su peso es tal que no se puedan guardar varios estudios o varias imágenes de un mismo estudio en una memoria estándar de almacenamiento portátil como una USB.
- La posibilidad de enviar imágenes a través de la red de información INTERNET, a médicos en otras instituciones, ciudades o países con fines académicos o de verificación, hace necesario que las imágenes sean de óptima calidad y bajo peso para que por los medios de correos electrónicos las imágenes carguen y descarguen rápidamente sin saturar o bloquear los box de recepción.

Un banco de imágenes ecográficas proporcionadas por la Clínica Universitaria Teletón, fueron sometidas a mi estudio y concepto, con el fin de determinar si la calidad de las imágenes antes y después del tratamiento, tenían la calidad necesaria para ser adecuadas para el diagnóstico clínico.

Después de analizar las imágenes generadas por de cada tipo de transformación a la cual fue sometida la original, observe que la calidad de estas no se deterioro ni cambio en forma significativa, siendo bastante similares a la imagen original. El tipo de técnica a la cual fueron sometidas las ecografías permitió una la adecuada visualización y por tanto un adecuado diagnostico en los casos propuestos, pues las distorsiones presentes en cada compresión fueron mínimas en cuanto a brillo y color del pixel, lo cual no implica cambios significativos que conlleven a un mal diagnostico.

Entre todas las imágenes del banco analizadas, se resaltan aquellas que están etiquetadas con el nombre de "dmey", los cambios presentados en estas respecto a la original son los menos notables.

Dra. Patricia Ortiz Peña
Médico Residente de Radiología

Anexo B

Como Ingeniero Biomédico, Especialista de Producto (Resonancia Magnética), perteneciente a La Empresa Esaotic, una vez leído y analizado el trabajo sobre Compresión y Trasmisión De Imágenes Ecográficas elaborado por los estudiantes Eliana Marcela García Herrera y Juan David Prieto Rodríguez CONCEPTÚO que dadas las características del trabajo presentado puede ser de gran interés para la comunidad médica, puesto contribuye a solucionar algunos de los problemas que se presentan en las instituciones. Estos se enuncian a continuación:

- Se guardan en servidores de clínicas las imágenes puras, sin realizarles ninguna transformación, ocupando gran cantidad de espacio sabiendo que se pueden utilizar medios tecnológicos existentes para solucionar estos inconvenientes.
- La remisión de imágenes hacia otras instituciones o médicos especialistas es tediosos debido al tamaño en disco que ocupan.

Un banco de imágenes ecográficas fueron sometidas a mi estudio y evaluación, después de ser tratados por el algoritmo que están implementando, en donde observé que la calidad de las imágenes en cuanto a resolución, brillo y contraste y se puede encontrar con claridad que las estructuras que las componen se encuentran bien definidas.

Entre todas las imágenes del banco analizadas, resalto aquellas que están etiquetadas con el nombre de "dmey", los cambios de estas respecto a la ecografía original son casi imperceptibles, puedo concluir, que las distorsiones presentes en cada compresión son mínimas, lo cual no implica daños significativos que conlleven a un mal diagnóstico, los cuadros clínicos preservan las mismas características respecto a la ecografía original.

Eddier Yesid Pardo Herrera
Ingeniero Biomédico