



UNIVERSIDAD JOSÉ ANTONIO PÁEZ

**PROCESAMIENTO DE IMÁGENES MÉDICAS BASADA EN LA
TRANSFORMADA ONDÍCULA (WAVELET) PARA APLICACIONES EN
TELEMEDICINA**

Autor(es) Barrios Lilianhert

Martínez Alexander

Tutor Agustín Larez

Urb. Yuma II, calle N°3. Municipio San Diego
Teléfono: (0241) 8714240 (master) – Fax: (0241) 8712394



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD “JOSÉ ANTONIO PÁEZ”
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA EN TELECOMUNICACIONES
CARRERA: INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES

**“PROCESAMIENTO DE IMÁGENES MÉDICAS BASADA EN LA
TRANSFORMADA ONDÍCULA (WAVELET) PARA APLICACIONES EN
TELEMEDICINA”**

Proyecto del Trabajo de Grado para optar al título de
INGENIERO DE TELECOMUNICACIONES

Autor(es) Barrios Lilianhert

C.I: V – 27.851.829

Martínez Alexander

C.I: V-26.392.779

Tutor Agustín Larez

San Diego, agosto de 2021



UNIVERSIDAD JOSE ANTONIO PAEZ
 COORDINACION DE PASANTIAS Y TRABAJO DE GRADO
 FACULTAD DE INGENIERIA

ACTA DE APROBACION DEL INFORME DE PASANTIA O
 TRABAJO DE GRADO

El jurado designado por la Facultad de Ingeniería para la evaluación del Informe Final de Pasantía o Trabajo de Grado titulado:

Procesamiento de Imágenes Médicas basada en la Transformada Ondícula (Wavelet) para Aplicaciones en Telemedicina

Realizado por el (la) Br. Alexander Martínez

C.I. N° 26392779, cursante de la carrera de Ingeniería Telecomunicaciones hace constar después de analizar su contenido y oír la exposición oral, considera que reúne los méritos suficientes para su aprobación asignándole la CALIFICACION DEFINITIVA D Veinte (20) PUNTOS

El Jurado

Agustín Lárez
 Tutor académico (coordinador)
 Nombre: AGUSTIN LAREZ
 C.I. 8155922

José Centeno
 Jurado (1)
 Nombre: José Centeno
 C.I. 10738814

Wiston Espinoza
 Jurado (2)
 Nombre: Wiston Espinoza
 C.I. 9885895

Fecha: 16/08/2021

PARA SER LLENADO POR LA COORDINACIÓN DE PASANTIA Y TRABAJO DE GRADO

Se recibió Original del Acta de Aprobación para ser colocada en la solvencia Académica

Nombre del Graduando: _____
 C.I. _____
 Fecha: _____

Agustín Lárez
 Coordinación de Pasantía y Trabajo de Grado

SEMESTRE: 2021-1er



FI-T-002-2021-ICR (TG)


Valencia, 21 de julio de 2021

Ciudadanos:
Barrios Martínez, Lilianhert Andreína.
CI. 27.851.829
Martínez Veliz, Alexander José
CI. 26.392.779
Presente:

Cumplo con informarle que la Comisión de Trabajo de Grado y Pasantías de la Facultad de Ingeniería en su reunión N° 02-2021 de fecha 25-05-2021 aprobó el proyecto de trabajo de grado titulado **PROCESAMIENTO Y OPTIMIZACIÓN DE IMÁGENES BASADA EN TRANSFORMADA ONDÍCULA (WAVELET) CON APLICACIÓN A IMÁGENES MÉDICAS**, presentado por usted (es) como requisito para optar al título de Ingeniero Electrónico.

Se ratifica la designación del Ing. Agustín Lárez C.I: 8.155.922 como Tutor Académico que lo asesorará en el desarrollo de este proyecto.

Atentamente,


Dr. Francisco Gelanzé Sevilla.
Decano



c.c. Coordinación de Pasantías y Trabajo de Grado (1).

GF/aa



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD “JOSÉ ANTONIO PÁEZ”
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA EN TELECOMUNICACIONES
CARRERA: INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES

ACEPTACIÓN DEL TUTOR

Quien suscribe, Ing. Agustín Larez, portador de la cédula N° 8.155.922, en mi carácter de tutor del trabajo de grado presentado por los ciudadanos Alexander Martínez, portador de la cédula de identidad N° 26.392.779 y Lilianhert Barrios, portadora de la cédula de identidad N° 27.851.829, titulado **PROCESAMIENTO DE IMÁGENES MÉDICAS BASADA EN LA TRANSFORMADA ONDÍCULA (WAVELET) PARA APLICACIONES EN TELEMEDICINA**, presentado como requisito como requisito parcial para optar al título de Ingeniero en Telecomunicaciones, acepto la tutoría del mencionado proyecto durante su etapa de desarrollo hasta su elaboración y evaluación según las condiciones de la coordinación de pasantías y trabajo de grado de la facultad de ingeniería de la universidad José Antonio Páez.

En San Diego, a los 6 días del mes de marzo del año dos mil veintiuno.

Ing. Agustín Larez

C.I: 8.155922

AGRADECIMIENTOS

Nos sentimos sumamente agradecidos con primeramente el apoyo de nuestros padres, por motivarnos diariamente a continuar con emoción y expectativa nuestras carreras, por alentarnos a superarnos cada día más, por otorgarnos el apoyo académico que nos hizo posible llenarnos de conocimientos y sabiduría.

A nuestras amistades y familiares que nos brindaron ese apoyo moral y físico que todos necesitamos en algún momento del día.

A Dios por iluminarnos con sus bendiciones diariamente.

A nuestro tutor Agustín Larez por brindarnos el apoyo que necesitábamos para la culminación del presente trabajo de grado.

Y a todas aquellas personas que de alguna u otra forma formaron parte del apoyo que requerimos, por el respeto otorgado y sin más que decir, gracias por todo a todos.

ÍNDICE

CONTENIDO	Pp
ÍNDICE DE FIGURAS	ix
ÍNDICE DE TABLAS	x
RESÚMEN	xi
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO	
I EL PROBLEMA	
1.1 Planteamiento del Problema.....	3
1.2 Formulación del Problema.....	9
1.3 Objetivos de la Investigación.....	9
1.3.1 Objetivo General.....	9
1.3.2 Objetivos Específicos.....	9
1.4 Justificación.....	9
1.5 Alcance.....	11
1.5 Limitaciones.....	11
II MARCO TEÓRICO	
2.1 Antecedentes.....	13
2.2 Bases Teóricas.....	15
2.2.1 Imágenes digitales.....	15
2.2.2 Codificación de imágenes.....	16
2.2.3 Interframe e intraframe.....	18
2.2.4 JPEG2000.....	18
2.2.5 DICOM.....	19
2.2.6 Estándar y formato DICOM.....	21
2.2.7 Teleradiología.....	23
2.2.8 Procesamiento de imágenes médicas.....	24
2.2.9 Adquisición de imágenes médicas.....	24

2.2.10	Técnicas de procesamiento basados en punto de imagen...	25
2.2.11	Procesamiento basado en una región de la imagen.....	25
2.2.12	Detección de contornos.....	27
2.2.13	Segmentación de imágenes.....	27
2.2.14	Transformada de Fourier.....	27
2.2.15	Transformada de Wavelet.....	28
2.2.16	Transformada de Wavelet Continua.....	33
2.2.17	Transformada de Wavelet Discreta.....	34
2.2.18	EZW.....	35
2.2.19	SPIHT.....	37
2.2.20	Funciones Atómicas.....	39
2.3	Definición de Términos.....	42
III	MARCO METODOLÓGICO	
3.1	Tipo de Investigación.....	44
3.2	Diseño de la Investigación.....	44
3.3	Nivel de la Investigación.....	45
3.4	Población y Muestra.....	45
3.5	Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos.....	45
3.5.1	Revisión Bibliográfica.....	46
3.5.2	Recolección de imágenes a procesar.....	46
3.5	Fases Metodológicas.....	47
IV	RESULTADOS	
4.1	Investigación del funcionamiento de los distintos métodos de procesamiento de imágenes médicas	48
4.1.1	Histograma de una imagen.....	48
4.1.2	Realce de imágenes por modificación del contraste.....	49
4.1.3	Perfil en una imagen.....	50
4.1.4	Técnica de colores falsos y pseudocolor.....	51
4.1.5	Convolución.....	51

4.1.6 Filtrado no lineal de la imagen.....	52
4.1.7 Detección de contorno.....	53
4.1.8 Segmentación de imágenes.....	54
4.2 Análisis del comportamiento de los diferentes métodos de compresión para imágenes médicas	56
4.2.1 Técnicas de compresión sin pérdida de información.....	57
4.2.1.1 Codificación run length.....	58
4.2.1.2 Código Huffman.....	58
4.2.1.3 Pirámide de Laplace	60
4.2.2 Técnicas de compresión con pérdida de información.	61
4.2.2.1 Algoritmo EZW.....	62
4.2.2.2 Algoritmo SPIHT.....	64
4.3 Diseño del Programa.....	66
4.3.1 Transformación.....	67
4.3.2 Cuantización	68
4.3.3 Codificación.....	69
4.3.4 Matlab.....	69
4.3.5 Interfaz & Funciones.....	70
4.3.6 Comprobar la calidad y peso de las imágenes médicas subsiguiente a la compresión, por medio de pruebas realizadas con la transformada de wavelet.....	83
4.4 Factibilidades.....	85
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	87
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	89

LISTADO DE FIGURAS

CONTENIDO

FIGURA

1	Representación del Sistema RGB (Rojo, verde, azul).....	17
2	Estructura de un Archivo DICOM.....	22
3	Representación de los coeficientes mediante la transformada de Gabor...28	
4	Significado de las translaciones 1.....	29
5	Significado de las translaciones 2.....	30
6	Representación de los coeficientes mediante la transformada Wavelet...31	
7	Cajas de Heisenberg incluyendo Wavelet madre De Daubechies.....	32
8	Primer paso transformada de wavelet.....	36
9	Similitud entre los coeficientes wavelet en diferentes sub-bandas.....	37
10	Ejemplos de árboles creados con la DWT-2D.....	38
11	Función Atómica $\mu p(x)$. Y su espectro.....	40
12	Función $f\mu pN(x)$ para N=2, 3, 6, 8.....	40
13	Transformadas de Fourier de $f\mu pN(x)$ para N = 2, 3, 6, 8 en una escala logarítmica.....	41
14	Función Atómica $e\mu pN(x)$: a) Gráfica de la función $e\mu pN(x)$	41
15	Transformada de Fourier $K_n(t)$ en n = 4 (línea continua), n = 3 (línea discontinua), n = 2 (línea de trazos y puntos).....	42
16	Histograma para los niveles de intensidad de una imagen con L=64.....	49
17	Transformaciones de uso frecuente.....	49
18	Transformaciones de uso frecuente.....	50
19	Transformaciones de uso frecuente.....	50
20	Proceso de convolución con una máscara.....	52
21	Ejemplo, algoritmo de suavizamiento utilizando el filtro promediador...53	
22	Modelo para el borde unidimensional y bidimensional.....	53
23	Ejemplo de angiograma sin modificaciones de contorno.....	54
24	Ejemplo de un angiograma con realce y detección de contorno.....	54

25	Ejemplo de angiograma con realce de contornos obtenido mediante el operador de Roberts y se puede observar el contorno resultante al procesar mediante un umbral la imagen obtenida.....	55
26	Designación de los pixeles contenidos en la ventana corrediza usada en el operador de Sobel.....	56
27	Ejemplo de angiograma con realce obtenido mediante el operador de Sobel.....	56
28	Ejemplificación del código Run Length.....	58
29	Ejemplo N°1 del código Huffman.....	59
30	Ejemplo N°2 del código Huffman	60
31	Ejemplo de pirámide de Laplace.....	61
32	Codificación EZW.....	63
33	Ordenes de escaneo. Tres ejemplos de escaneo de una imagen con dos niveles de descomposición wavelet (izquierda: Raster, centro: Morton, derecha: Peano).....	63
34	Diagrama de bloques del algoritmo SIPHT.....	64
35	Árbol jerárquico.....	65
36	Etapas de un compresión de imágenes.....	67
37	Coeficientes de filtro para la función mediante la transformada de Wavelets de Kravchenko.....	68
38	Componentes de la Descomposición de una Imagen con Wavelet.....	69
39	Diagrama de bloques.....	70
40	Código inicial de la interfaz de Matlab GUI.....	70
41	Interfaz uno (1).....	70
42	Panel de Control.....	71
43	Código botón “Abrir”.....	71
44	Visualizadores (axes).....	72
45	Imagen cargada en el “Visualizador 1”.....	72
46	Botón Compresión - Parte 1.....	73
47	Botón “Compresión” (Componentes de Wavelet) - Parte 2.....	73

48	Imagen cargada y comprimida.....	74
49	Imagen exportada y comprimida.....	74
50	Código botón de “Guardar”.....	75
51	Botón “Transformada de Wavelets”, responsable de la apertura de la interfaz dos (2).....	75
52	Interfaz miGUI2 (Interfaz 2).....	76
53	Código de impresión de componentes.....	76
54	Ejemplo visualización de las componentes de Wavelet cuantizadas.....	77
55	Código correspondiente del botón “Salir”.....	77
56	Imagen 1 – Comprimida.....	78
57	Imagen 1 – Componentes.....	78
58	Imagen 2 – Comprimida.....	79
59	Imagen 2 – Componentes.....	79
60	Imagen 3 – Comprimida.....	80
61	Imagen 3 – Componentes.....	80
62	Imagen 4 – Comprimida.....	81
63	Imagen 4 – Componentes.....	81
64	Imagen 5 – Comprimida.....	82
65	Imagen 5 – Componentes.....	82
66	Imagen 6 – Comprimida.....	83
67	Imagen 7 – Comprimida.....	83
68	Verificación del código, realización éxito de la compresión.....	84

LISTADO DE TABLAS
CONTENIDO

TABLAS

1	Tabla 1.....	47
2	Tabla comparativa imágenes médicas subsiguiente a la compresión.....	84



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD “JOSÉ ANTONIO PÁEZ”
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA EN TELECOMUNICACIONES
CARRERA: INGENIERÍA EN TELECOMUNICACIONES

**PROCESAMIENTO DE IMÁGENES MÉDICAS BASADA EN LA
TRANSFORMADA ONDÍCULA (WAVELET) PARA APLICACIONES EN
TELEMEDICINA**

Autor(es): Alexander Martínez y Lilianhert Barrios

Tutor: Ing. Agustín Larez

Fecha: Marzo, 2021

RESÚMEN

Considerando la importancia que tienen las imágenes médicas actualmente en el campo de la medicina general para poder analizar, prevenir y diagnosticar cualquier tipo de enfermedad, aunado a esto, también se tiene en cuenta el peso que dichas imágenes llevan consigo, imposibilitando su rápida transmisión en el momento que se requiera o su almacenamiento a largo plazo, conociendo la problemática se realizó dicho trabajo de investigación con el propósito de optar por una compresión de imágenes en el formato DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) haciendo uso de la transformada ondícula Wavelet, preservando su calidad así como su útil información para el diagnóstico médico. Para dar por hecho el objetivo planteado, se realizó un estudio previo de la transformada, observando así su comportamiento en el procesamiento y compresión de imágenes médicas; se desarrollará un algoritmo en el sistema MatLab logrando así comprimir y descomprimir las imágenes médicas conservando su calidad, así como su información útil para el diagnóstico.

Descriptores: Procesamiento de imágenes médicas, compresión de imágenes médicas, DICOM, transformada ondícula (Wavelet).

INTRODUCCIÓN

Conociendo la importancia que tienen las imágenes médicas para los profesionales de la salud, las cuales permiten observar el interior del cuerpo humano para poder buscar indicios de una afección médica, son útiles tanto para el diagnóstico de enfermedades, como para su análisis, dependiendo de cada estudio, varía su peso (Mbps), según sea la información que éstos almacenen. Con el constante avance de la tecnología, los equipos médicos han ido también en constante desarrollo tecnológico, haciendo a su vez que, al pasar de los años, la información contenida en las imágenes médicas incremente su información para poder otorgar al médico competente una manera más exacta de poder diagnosticar o analizar al paciente, dichos datos almacenados son de vital importancia debido a que, la falta de alguno de ellos en el momento del diagnóstico, podría significar un diagnóstico erróneo para el paciente, lo cual en el peor de los casos, podría costarle la vida a la persona.

La telemedicina juega un papel muy importante en esta área, debido a que la transmisión de dichas imágenes es de vital importancia, así como lo es a su vez el almacenamiento de estas, ambas cosas pueden ser logradas mediante la aplicación de esta ciencia, la cual en los últimos años se ha tratado de que se implemente poco a poco a las diferentes áreas de la medicina, haciendo el campo médico un poco más sencillo; dicha ciencia dentro de sus múltiples aplicaciones, está el poder transmitir y almacenar de manera más amena las imágenes o estudios médicos, razón por la cual es realizado el presente trabajo de grado, junto con la ayuda del programa MatLab se logrará crear un algoritmo el cual demostrará que es posible procesar y comprimir una imagen médica perseverando su información útil para el diagnóstico. Entre la organización del presente trabajo de investigación el cual está estructura con 4 capítulos, se encuentran:

CAPÍTULO 1

En este capítulo se presenta la problemática del trabajo, se establecen los objetivos a cumplir, la justificación de la investigación, los alcances y limitaciones del mismo.

CAPÍTULO II

En este capítulo se establece el marco teórico el cual está conformado por los antecedentes, las bases teóricas las cuales sustentan la realización de la investigación, demostrando así que sea un trabajo de grado II viable, y la definición de los términos básicos que se encontrarán a lo largo de la investigación.

CAPÍTULO III

En el marco metodológico se desarrollan los métodos a usar que llevarán a cabo la realización del presente trabajo de investigación, entre ellos está el tipo de investigación, el diseño de la investigación, el nivel de la investigación, todos estos demuestran en qué clasificación en cuanto a métodos se refiere, se encuentra el trabajo, por otro lado está la población, técnicas e instrumentos de recolección de datos y fases metodológicas, los cuales representan en qué datos se está basando para cumplir con los objetivos del trabajo de investigación.

CAPÍTULO IV

En este apartado se encuentran los resultados que tuvo el presente trabajo de investigación, demostrado en las fases y factibilidades que se lograron desarrollar.

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA

2.1 Planteamiento del problema

En el año 1999 el Consejo de Evaluación de Tecnologías de la Salud (CETS) en Quebec, Canadá, pudo concluir que la principal causa del fracaso de infinidad de proyectos en cuanto a Telemedicina se refiere, se deben a que su desarrollo se centró más en la tecnología que en las necesidades del personal de salud o de la población beneficiaria. La Telemedicina es descrita como un instrumento clave para la sanidad más sostenible y poder así mejorar la salud de los pacientes, exhortando así a las personas de los costos de una consulta médica presencial, teniendo una mayor eficiencia a nivel asistencial, además de suponer una mejora de la prestación sanitaria en regiones consideradas inaccesibles o de difícil acceso a la asistencia sanitaria.

Según la Organización Mundial de la Salud (OMS) en 1998, explica la Telemedicina como:

“La prestación de servicios de salud por parte de profesionales sanitarios a través de la utilización de tecnologías de la información y la comunicación, para el intercambio de información válida para el diagnóstico, el tratamiento, la prevención de enfermedades, la investigación y la evaluación para la formación continua de profesionales sanitarios, todo ello con el objetivo final de mejorar la salud de la población y de las comunidades”

Hoy en día, la Telemedicina desempeña un papel de suma importancia en lo que se refiere a la mejora sostenible de la salud de las comunidades a nivel mundial, se puede definir como una herramienta para el desempeño científico del personal de la salud, la cual no solucionará todos los problemas existentes del sector sanitario, pero con los significativos avances tecnológicos en las telecomunicaciones alámbricas e inalámbricas, podrá desempeñar un rol de nivel en todos los países del mundo, ayudando así de diferentes maneras a la comunidad médica, bien sea abaratando costos de equipos médicos o simplificando la manera de realización de los estudios médicos. El primer hallazgo de esta ciencia tuvo lugar en la Universidad de Nebraska, Estados Unidos en el año 1950, donde se diseñaron aplicativos experimentales para la transmisión de signos vitales, lo cual fue de útil importancia para la National

Aeronautics and Space Administration (NASA) para el monitoreo de los astronautas en tiempo real.

Ahora bien, según la IFMBE (International Federation of Medical and Biological Engineering), el procesado digital de las imágenes médicas conforma una de las líneas de generación de conocimiento en medicina, de aplicación directa a la práctica clínica; una imagen médica es aquella que procede del conjunto de técnicas o procesos requeridos para crear imágenes del cuerpo humano o partes del mismo con propósitos clínicos, siendo así, procedimientos médicos los cuales diagnostican enfermedades o bien con propósitos científicos médicos, bien sean el estudio de la anatomía normal y funcional. También, las imágenes médicas son un instrumento fundamental en la práctica clínica, las cuales permiten detectar diferentes patologías con la mayor eficacia posible, su utilización va desde la Radiología, hasta en el momento previo o durante de una cirugía para lograr saber con exactitud los datos requeridos del paciente, para así lograr la toma de decisiones en tiempo real o tenerlos para un posterior diagnóstico.

Con respecto al avance y desarrollo en cuanto a la tecnología de los equipos médicos para la digitalización de las imágenes médicas se refiere, ha ido como todo, en constante aumento, los cuales llegan a tener un papel bastante importante a la hora de realizar algún diagnóstico médico que lo amerite. En vista de que las imágenes médicas bien sean mamografías, ultrasonidos, rayos X, o estudios utilizados para la detección y prevención de diferentes enfermedades, sean tan indispensables a la hora de realizar alguna valoración médica, se exhorta de una rápida transmisión en el momento de alguna emergencia de nivel, a su vez se tiene la necesidad de un amplio almacenamiento a largo plazo, por otra parte, se sabe que los medios para lograrlo son insuficientes, más aun conociendo las carentes condiciones en el sector salud que se viven día a día en Venezuela.

Además, siendo conscientes de la problemática que genera el seguimiento de algún caso clínico, debido a que aproximadamente el peso varía entre los 30 MB y los 100 MB de estudios por paciente (hay que mencionar que por semana se aproxima que, acudirán al centro médico alrededor de unas 50 o más personas), se sabe que genera un impedimento a la hora de su rápida transmisión para su diagnóstico, requiriendo así

una rápida conexión a internet junto con su respectivo ancho de banda. Esto a largo plazo, involucra una gran cantidad de almacenamiento significativo en las bases de datos de los centros médicos competentes, razón por la cual se estima que al menos en el área del estado Carabobo han optado por almacenar únicamente dichos estudios por un periodo de tiempo no mayor a 20 días.

Teniendo claro la problemática, entra el concepto de Teleradiología, que se define como la transmisión electrónica a distancia de imágenes radiológicas de una localización a otra, teniendo como propósito interpretar el diagnóstico del paciente, haciendo posible la comunicación entre diferentes profesionales de la salud para llegar de forma rápida el estudio logrando tener un diagnóstico claro y preciso sin la movilización del paciente o largos tiempos de espera en el traslado de estudios para interconsultas.

Se tiene que hacer énfasis en que, el procesamiento de señales es un área de la ciencia y de la ingeniería que a lo largo de sus funcionales más de 30 años se ha desarrollado a grandes pasos, dando así grandes avances tecnológicos tanto en las computadoras digitales como en la fabricación de los circuitos integrados. Ahora bien, las Wavelets fueron desarrolladas independientemente por matemáticos, físicos cuánticos, ingenieros eléctricos y geólogos, dando como resultado la idea fundamental detrás de dicha transformada el cual es analizar según la escala. Las Wavelets son las funciones que satisfacen ciertos requisitos matemáticos y son comúnmente utilizadas en la representación de datos o de otras funciones. Así mismo, el procesamiento de imágenes es el término usado para dar nombre a las operaciones desarrolladas sobre un conjunto de datos de imagen para mejorarlas de alguna forma, para ayudar a su interpretación o para extraer algún tipo de información útil de ella.

Ahora bien, la transformada ondícula Wavelet ha sido estudiada a lo largo de los últimos años manteniéndose aún en constante avance científico, sin embargo, se ha podido demostrar el gran uso que se le puede dar para el procesamiento y compresión de imágenes en general, dicha herramienta es conveniente para el análisis multirresolución de señales y en particular se ajusta naturalmente a la compresión de imágenes al adaptar el ancho de banda requerido de forma automática.

Como se ha dicho, se debe explicar que el procesamiento digital de imágenes recae en dos (2) áreas principales de operación:

- El mejoramiento de la presentación pictórica para la presentación humana.
- El procesamiento de datos de la imagen para la interpretación de una máquina.

Sabiendo esto, se debe hacer la aclaratoria de que, mediante el presente trabajo de investigación se pretende usar las técnicas y algoritmos computacionales mediante el sistema cómputo numérico MatLab para prevalecer la calidad de la imagen médica disminuyendo al mismo tiempo su peso en Mbts, pudiendo así realzar y preponderar la información útil de las imágenes médicas para su interpretación y el análisis médico.

Es necesario recalcar que, con el constante avance tecnológico en el área de la medicina, los estudios médicos para poder ser lo más precisos posibles, contienen cada vez más información y parámetros de vital importancia para el personal médico competente, los cuales deben ser diagnosticados por el personal médico especializado en las diferentes ramas de la medicina requeridas (en muchos casos, personal médico que no se encuentran el país), debido a la misma cantidad de información que contienen las imágenes médicas, los centros médicos requieren de un rápido y eficiente flujo de información, lo cual en Venezuela, se dificulta ese objetivo debido a múltiples situaciones que interfieren con la transmisión o almacenamiento de los estudios médicos.

Al saber el peso que conlleva consigo una imagen médica, surgió con el paso de los años un método que actualmente ya está estandarizado, para facilitar la interoperabilidad e interconexión entre las diferentes máquinas generadoras de imágenes médicas, teniendo en cuenta que ya existían previamente diferentes formatos como JPEG, Tiff, entre otros usados, los cuales sirven para transferir imágenes médicas; surgió el protocolo DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine), el cual es un estándar de comunicación de información y a su vez un formato de almacenamiento de imágenes médicas que como fue mencionado anteriormente, cubre con la necesidad de comunicar equipos que manejan imágenes médicas, heterogéneos entre sí.

Entre los parámetros de calidad que debe contener una imagen médica, se tienen:

- El contraste: siendo la relación de densidad óptica del brillo entre dos (2) zonas de una imagen, permitiendo revelar las diferencias tenues en la estructura de tejidos del organismo, como bien se sabe, la mayoría de las imágenes médicas son en blanco y negro, razón por la cual el contraste se muestra en escala de grises.
- Resolución espacial: siendo la distancia mínima que existe entre dos (2) puntos del objeto para poder identificarlos en la imagen como independientes.
- Resolución temporal: permite obtener una imagen óptima en el menor tiempo posible.
- Ruido: información no deseada que contamina la imagen provocada por factores externos, produciendo así la variación de los píxeles.
- Distorsión: producida por la ampliación desigual de los sistemas anatómicos o la impresión inexacta de la dimensión real, debido a la presencia de artefactos visualizados en la imagen.

El formato DICOM fue lanzado en 1992 por la National Electrical Manufacturers Association (NEMA), desarrollado conjuntamente con el American College of Radiology (ACR), principalmente impulsado por los usuarios; usado para el tratamiento digital de imágenes y comunicaciones en medicina, cabe destacar que, es un formato que se encuentra en constante cambio para poder adaptarse a las nuevas tecnologías que van surgiendo de tratamiento de imágenes médicas. Un archivo DICOM contiene por un lado la información de la imagen o imágenes médicas y la información del contexto en el que se produjo la imagen, es decir, entre la información de la imagen médica, tendrá los datos personales del paciente, del centro médico donde se realizó el examen, el tipo de prueba médica a la que la imagen corresponde, información de la máquina, parámetros de la configuración de la máquina y la posición en la que está el paciente en cada imagen tomada.

Cabe destacar que, el estándar DICOM empezó con imágenes digitales de tomografía computarizada, resonancia magnética, ecografía y con el paso del tiempo se buscó la manera de digitalizar las imágenes producidas por los equipos médicos de rayos X y mamografía. Entre los sistemas de almacenamiento y gestión de imágenes, se cuenta con PACS (Picture Archiving and Communication System), en los años pasados, no se tenía la costumbre en la cual los centros médicos almacenaran en sus servidores los archivos médicos de los pacientes, puesto que, esto representaba tiempo, espacio y personal costoso e ineficiente para los centros médicos, se recurrió entonces a que los mismos pacientes almacenaran su propio historial médico, situación la cual no duró debido a que el paciente no tenía la cultura de almacenar adecuadamente sus propios estudios, situación la cual representaba un riesgo para el mismo, ya que una imagen médica previa, orienta al profesional médico para poder diagnosticar cualquier tipo de enfermedad.

Con el pasar de los años fue que se trasladó la responsabilidad de conservar las imágenes médicas de los pacientes a los centros médicos competentes, facilitando así la labor del profesional médico a la hora de necesitar alguna información previa e importante del paciente para su posterior diagnóstico, sin embargo, dicha situación que en su momento representó la idea más viable para el centro médico, con el pasar de los años se transformó en un problema, representando un costo innecesario el almacenamientos de estas imágenes médicas, teniendo que invertir en diferentes equipos electrónicos.

Lo dicho hasta entonces supone que, el presente trabajo de investigación se realiza con finalidad de poder procesar y comprimir las imágenes médicas en formato DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) mediante la transformada ondícula (Wavelet), logrando un compromiso entre la tasa de compresión y la calidad, evitando que se pierda gran parte valiosa de la información que almacenan las imágenes médicas, al igual que su calidad indispensable para un acertado y útil diagnóstico por medio del personal médico competente, haciendo así que su transmisión y futuro almacenamiento sea de una forma más amena para los centros médicos, objetivo el cual se logra mediante un eficaz algoritmo en el cual las pérdidas de información sean

insignificantes, a fin de lograrse una transformación de la imagen médica exitosa y eficiente.

1.2 Formulación del problema

Una vez comprendida la problemática que presentan los centros médicos en cuanto a transmisión y almacenamiento de imágenes médicas se refiere ¿Cómo se puede mejorar el procesamiento de las imágenes médicas garantizando su nitidez y calidad útil para un diagnóstico médico?

1.3 Objetivos de la Investigación

1.3.1 Objetivo General

Procesar las imágenes médicas basadas en la transformada de Wavelet, con aplicación en la telemedicina.

1.3.2 Objetivos Específicos

1. Investigar el funcionamiento de los distintos métodos de procesamiento de imágenes médicas.
2. Analizar el comportamiento de los diferentes métodos de compresión para imágenes médicas.
3. Comprobar la calidad y peso de las imágenes médicas subsiguiente a la compresión, por medio de pruebas realizadas con la transformada de wavelet.

1.4 Justificación

Teniendo en cuenta un servicio básico como lo es la conexión a internet, se sabe que es muy fácil estar interconectados a tan solo un par de clics, por otra parte, dicho servicio posee un retraso bastante considerable en el país (Venezuela), como para no contar con ciertos beneficios de los cuales otros países sí tienen la facilidad de acceder. Considerando lo antes expuesto, se posee como finalidad el poder tener una mejor transmisión al momento de emitir el diagnóstico médico de un paciente y el hecho de poder tener un mayor espacio de almacenamiento a largo plazo, trabajando desde el lado opuesto de la situación, no ampliando el espacio de memoria, sino reduciendo el tamaño de los archivos; de esta forma se estaría reduciendo posibles gastos futuros con respecto a la inversión de nuevos equipos de almacenamiento, por parte del ente hospitalario.

Es importante señalar el estándar JPEG2000 creado por el comité de expertos Joint Photographic Experts Group, el cual es un sistema de codificación basado en la transformada ondícula Wavelet e importante su señalación en el presente trabajo; permite operar a unas tasas de compresión y con calidad subjetiva de imagen superando los estándares antiguos, como el JPEG convencional, el cual disminuye la calidad de la imagen por su compresión. Los principales objetivos de cuando se lanzó el estándar JPEG2000 fueron mejorar la calidad de las imágenes en general y poder aumentar las posibles aplicaciones futuras, reduciendo el volumen de las mismas a cambio de pequeñas pérdidas visuales y poder así tener una facilidad en cuanto a las descarga. La transformada Wavelet fue la que pudo hacer posible este estándar, destacando que actualmente dicha transformada está presente en innumerables campos, entre ellos, la composición de imágenes.

En cuanto al proceso para la obtención de las imágenes para estudios médicos, involucra principalmente un sensor para detectar el tipo de fuente de información visual y así poder convertirla en una señal eléctrica, posteriormente la señal se convierte en un arreglo de cantidades binarias, una vez obtenido el arreglo, la imagen médica es digitalizada en formato DICOM (haciendo énfasis en que los equipos actuales ya tienen este sistema implementado), requieren de una compresión para posteriormente darles el uso que se desee, la cual regularmente se realiza mediante JPEG (Joint Photographic Experts Group) o en su defecto videos con MPEG (Moving Picture Experts Group), sin embargo, esta compresión conlleva pérdidas de la información, posterior a este proceso, la imagen podrá ser almacenada o procesada mediante una PC o laptop.

Se debe agregar que, el tema de investigación, la transformada de Wavelet, es un contenido relativamente reciente, con no más de 50 años de antigüedad, por lo que este trabajo investigativo brinda un gran aporte metodológico y teórico no solo con el estudio de procesamiento de imágenes con la transformada de Wavelet, sino también en el ámbito de la telemedicina, cuya área es uno de los principales motores que posee la medicina general para lograr avances e innovaciones tecnológicas con respecto a maquinaria, artefactos o implementos que (en la medicina actual), se usan en el día a día.

1.5 Alcance

En relación con lo antes expuesto, se debe dejar muy en claro que, el siguiente trabajo investigativo, puede obtener un alcance (con respecto a su implementación en el campo), a nivel estatal o hasta a nivel nacional (Venezuela), proporcionando alternativa, a una gran cantidad de hospitales, clínicas y centros médicos competentes que quieran obtener esta opción, para así proporcionar un servicio con mayor eficacia. Sin embargo, el objetivo principal de esta investigación no contempla la implementación del procesador de imágenes, en centros médicos, hospitales, clínicas. Se posee como finalidad, la creación del algoritmo matemático de la transformada de Wavelet, e implementar dicho algoritmo en estudios médicos, y así obtener la mayor disminución del peso, y la menor pérdida de calidad posible en dichas muestras. En otras palabras, se planea elaborar el desarrollo de la investigación hasta la fase experimental, abarcando así, la realización del procesador de imágenes médicas, mas no su implementación en el ámbito laboral. Cabe destacar, que dentro del ámbito telemedicina, el “procesamiento de imágenes” es un conjunto de técnicas bastante extenso, métodos como; realce de contornos, técnica de colores, perfil de imagen, entre otros; y este trabajo investigativo, se centra en la técnica de, compresión de imágenes médicas, método que forma parte de las diferentes técnicas de procesamiento de imágenes.

Para finalizar, también este trabajo investigativo está realizado para continuar con la optimización de los estudios del procesamiento de imágenes por medio de la transformada de Wavelet y así aportar una mayor información, para que las generaciones futuras puedan continuar con los posibles avances.

1.6 Limitaciones

Con respecto a las limitaciones que se tiene en torno a este trabajo de grado, la principal limitante es el desconocimiento general con respecto a la transformada de Wavelet, a pesar de que en semestre anteriores tuvimos la necesidad de poder adquirir los conocimientos básicos del físico y matemático francés, Joseph Fourier, la transformada ondícula da un paso más allá dentro del campo físico, debido a los distintos procesamientos que una señal puede obtener, y sumado a lo anterior expuesto,

hay que añadir la transformada ondícula es un tema relativamente reciente, en comparación con otras transformadas, y otras formas de procesamiento de señales. Al mismo tiempo, se carece de conocimientos avanzados del programa MatLab, tuvimos la dicha de poder aprender sobre el programa en semestres anteriores sobre la interfaz de este, junto a ciertos conocimientos básicos; dicha plataforma será nuestra herramienta final para llevar a cabo las distintas pruebas del procesamiento de imágenes médicas, sin embargo, con la ayuda de la herramienta Guide que el mismo programa trae incluida, será un poco más ameno el proceso de finalización del trabajo de investigación. Cabe destacar, que para dicho procesador de imágenes; dentro del marco legal técnico, se necesitaría una licencia de Matlab, para así poder cumplir con los requerimientos legales de elaboración del procesador de imágenes; esto, en tal caso de que se proponga seguir con la investigación, y que finalice en un proyecto factible.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

A continuación, en esta parte de la investigación se exponen los antecedentes relacionados con el objetivo de estudio, así como lo relativo a las bases teóricas que los sustentan, acudiendo a una serie de investigaciones seleccionadas.

2.1 Antecedentes

Los antecedentes expuestos a continuación sirvieron de apoyo y comparación con el informe realizado, los estudios que fueron tomados como marco de referencia para el aporte de la investigación. Se tomaron en consideración aquellas que más se adaptan a los fines de la presente investigación. Tamayo y Tamayo (2006) explica que: “los antecedentes de investigación tratan de hacer una síntesis conceptual de las investigaciones o trabajos realizados sobre el tema formulado con el fin de determinar el enfoque metodológico de una investigación”

Vargas Olmos, (2017) en su trabajo de grado titulado, **Procesamiento de señales y solución de problemas con la Transformada Wavelet**, realizado en la Universidad Autónoma de San Luis Potosí, S.L.P. México, para obtener el grado de doctora en ciencias aplicadas, explica el enlace analítico de wavelet con respecto a el reconocimiento de patrones, y, por otro lado, la observación y relación que el análisis de wavelet posee con el análisis fractal. Todo esto posterior a la presentación concisa de los fundamentos teóricos de la transformada wavelet, y concluyendo el proyecto factible, con la aplicación de la transformada wavelet discreta bidimensional en la extracción de características de un conjunto de datos obtenidos a partir de sensores ópticos.

Se debe agregar que Olmos, demuestra la aplicabilidad de la transformada wavelet bidimensional con señales provenientes de dos sensores ópticos distintos, los cuales fueron expuestos de manera independiente a cada una de las diversas concentraciones de seis diferentes gases, con el fin de extraer las características más importantes, y a partir de éstas lograr una acertada discriminación y exitosamente obtener la clasificación de los mismos, concluyendo con el cálculo de la tendencia de una señal e implementación del método llamado análisis de fluctuaciones sin tendencia mediante

wavelets, para estimar y calcular el exponente de escala de la densidad de unos de algunas de las matrices utilizadas en un esquema de cifrado, así como el de algunas imágenes cifradas por éste y otros esquemas.

De esta forma, Vargas Olmos, aporta ciertos conocimientos previos con respecto a el camino investigativo que la compresión de imágenes médicas con la transformada de Wavelet pueda obtener, y destacando notoriamente puntos específicos como lo es el procesamiento, la extracción de características por medio de la TWD-2D, la exploración de datos y análisis de componentes principales, teniendo en cuenta las máquinas de soporte vectorial, entre otros fundamentos.

Así mismo, Quispe Fernández y Chuquilin Cancino, (2019) en su trabajo de grado titulado, **aplicación de la Transformada Wavelet para la compresión de imágenes médicas 2019**, realizado en la Universidad Ricardo Palma, Lima, Perú, para optar por el título de ingeniero electrónico, menciona la aplicación de la transformada de wavelet para la compresión de imágenes médicas, utilizando un método de compresión de procesamiento de imágenes y de nuevos formatos de codificación de imágenes. Resaltando la búsqueda de nuevas técnicas de compresión, puesto que a medida que la tecnología de la información crece, esto hace que las imágenes utilicen altos volúmenes de datos, y por ende se requerirá mayor almacenamiento de esta data, aumentando los costos para su almacenaje, también afectando su transmisión, por el mayor ancho de banda que estas ocupan.

El principal objetivo del anterior trabajo de grado mencionado, es el desarrollo de una aplicación de la transformada wavelet para la compresión de imágenes médicas, debido a la gran cantidad de datos de alta resolución que poseen estas imágenes, y a su vez, incrementan en el tiempo, lo cual hace que se presenten problemas de transferencia y almacenamiento. También la transmisión de estas imágenes mediante las redes actuales genera un cuello de botella en lugares donde se tiene un ancho de banda limitado. Por ello, desarrollaron un algoritmo propuesto para la compresión de imágenes médicas lo cual tiene como objetivo reducir el tamaño en bits de las imágenes, logrando imágenes de calidad con la menor pérdida de información posible que permita su almacenamiento o transmisión de forma eficiente.

Posteriormente al análisis de dicho trabajo de grado por parte de Quispe Fernández y Chuquilin Cancino, nos ha proporcionado una visión más amplia con respecto a la compresión de imágenes, específicamente con los procesos de Mapeo auto-organizado de Kohonen, con la tasa de compresión, e incluyendo ciertos criterios de fidelidad. Sumado a eso, nos proporcionan una resolución algorítmica, donde, el proceso inicia con el bloque de descomposición Wavelet, para así realizar el bloque algorítmico de SOM (Kohonen Self Organizing Map), y concluir con el bloque codificador de Huffman.

2.2 Bases teóricas

2.2.1 Imágenes Digitales

Es un producto del desarrollo de la informática que tiene como antecesor a la fotografía. La imagen digital toma vida mediante un archivo de diferentes formatos, que puede ser almacenado en una PC, enviado por correo electrónico e incluso ser impreso, las imágenes digitales estáticas se dividen en dos tipos: imágenes vectoriales y de mapa de bits.

En primer lugar, las imágenes de mapa de bits también denominadas imágenes raster: son imágenes pixeladas, es decir que están formadas por un conjunto de puntos contenidos en una tabla. Cada uno de estos puntos tiene un valor o más que describe su color.

En segundo lugar, las imágenes vectoriales son representaciones de entidades geométricas tales como círculos, rectángulos o segmentos. El procesador traducirá estas formas en información que la tarjeta gráfica pueda interpretar, dado que una imagen vectorial está compuesta solamente por entidades matemáticas, se le pueden aplicar fácilmente transformaciones geométricas a la misma (ampliación, expansión, etc.), mientras que una imagen de mapa de bits compuesta por píxeles, no podrá ser sometida a dichas transformaciones sin sufrir una pérdida de información llamada distorsión. La apariencia de los píxeles en una imagen después de una transformación geométrica se denomina pixelación. Además, las imágenes vectoriales permiten definir una imagen con muy poca información, por lo que los archivos son bastante pequeños.

Por otra parte, una imagen vectorial sólo permite la representación de formas simples. Si bien es verdad que la superposición de varios elementos simples puede producir resultados impresionantes, no es posible describir todas las imágenes con vectores; éste es particularmente el caso de las fotografías realistas.

2.2.2 Codificación de imágenes

Una imagen puede ser definida como una función bidimensional de intensidad de luz $f(x, y)$, donde x e y representan las coordenadas espaciales y el valor de f en un punto cualquiera (x, y) es proporcional al brillo o nivel de gris de la imagen en ese punto. Una imagen digital es una imagen $f(x, y)$ que se ha discreteado tanto en las coordenadas espaciales como en el brillo; y puede considerarse como una matriz cuyos índices de fila y de columna identifican un punto de la imagen y el valor del correspondiente elemento de la matriz indica el nivel de gris en ese punto. Los elementos de una distribución digital de este tipo se denominan elementos de la imagen o píxeles.

Las imágenes que percibimos están compuestas por radiaciones de diferentes longitudes de ondas electromagnéticas, cada longitud está asociada a un color. Los parámetros de la visión son la luminancia, el tinte y la saturación, cualquier color se obtiene por una suma ponderada de los colores básicos: rojo, verde y azul, incluyendo los niveles de gris. Los espacios de color se pueden definir como las diferentes bases matemáticas que pueden ser útiles para representar información luminosa.

El más conocido es el espacio RGB, en el cual se representan los colores primarios rojo, verde y azul. La desventaja de este espacio es que presenta redundancia de información entre los tres colores, para salvar esto es posible realizar una conversión a otro espacio de color, por ejemplo, al YUV. Las fórmulas para la conversión son las encontradas a continuación:

$$Y = 0.3R + 0.6G + 0.1B \text{ (Nivel de brillo o luminancia)}$$

(1)

$$U = B - Y \text{ (diferencia de color azul, Cb)} \quad (2)$$

$$V = R - Y \text{ (diferencia de color rojo, Cr)} \quad (3)$$

U y V son conocidas como crominancia o información del color.

Algunas características acerca de la percepción humana que se pueden destacar son: el ojo es más sensible a unos colores que a otros. Asimismo, los mecanismos de percepción visual humanos son menos sensibles y estrictos que los auditivos, como en variaciones de frecuencia, supresión de imágenes, entre otras.

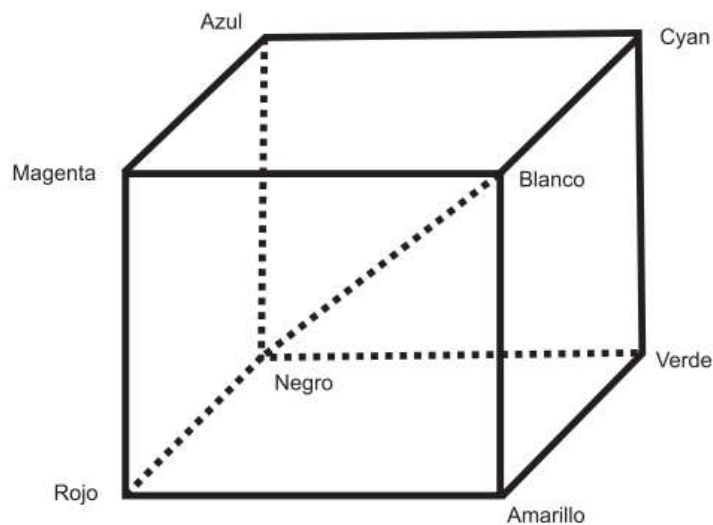


Figura 1: Representación del Sistema RGB (Rojo, verde, azul).

Fuente: Zator Systems, 1990.

De otra manera, cada muestra RGB se codifica con una cantidad de bits por componente de color, la resolución de una imagen se mide según el número de píxeles por lado. El formato CIF (según sus siglas en inglés Common Intermediate Format) contiene 352x288 píxeles, utilizado generalmente en videoconferencia; el VGA (640x480) utilizados por cámaras de baja calidad; n-Megapixels ofrecido por cámaras de mayor calidad.

2.2.3 Interframe e Intraframe

En el contexto de la compresión de vídeo e imágenes, Intra-frame hace referencia a la técnica de codificación que explota la redundancia espacial que existe en una imagen mediante un análisis frecuencial de la misma. La diferencia con la codificación inter-frame reside en que la compresión, ya sea con pérdidas o sin ellas, se va a efectuar con la información que contiene la imagen actual que se está procesando y no en relación con cualquier otra imagen de la secuencia de vídeo.

La codificación intra-frame, conjuntamente con la inter-frame, genera las imágenes I, P y B que forman parte del grupo de imágenes (GOP), las imágenes I o intra-frame, que son las generadas por dicha codificación, contienen principalmente los coeficientes transformados resultantes del proceso de la DCT y no necesitan de información adicional para ser decodificadas.

Ahora bien, Inter frame prediction es una técnica que explota la correlación temporal entre frames consecutivos para poder codificar con el mínimo número de bits posibles.

2.2.4 JPEG2000

Conocido por ser un estándar de compresión y codificación digital de imágenes, creado por Joint Photographic Experts Group (Grupo Conjunto de Expertos en Fotografía o JPEG), en el año 2000 con la intención de sustituir el formato original creado en 1992, es un formato basado en la transformada de Wavelet, en lugar de la transformada de coseno discreta establecida para el estándar original (la extensión de los archivos en formato JPEG 2000 es .jp2). Adicionalmente JPEG 2000 puede trabajar con niveles de compresión mayores que los de JPEG sin incurrir en los principales defectos del formato anterior con altas tasas de compresión: generación de bloques uniformes y aspecto borroso. También se adapta mejor a la carga progresiva de las imágenes.

Sus principales desventajas están en que tiende a emborronar más la imagen que JPEG, incluso para un mismo tamaño de archivo (pero sin formar bloques), y que elimina algunos detalles pequeños y texturas, que el formato JPEG normal si llega a

representar. Una ventaja de JPEG2000 es la posibilidad de poder seleccionar un "área de interés", evitando transmitir detalles de toda la extensión de la imagen, esto quiere decir que el usuario encuadra la zona que desea visualizar con más detalle, con el consecuente ahorro en el ancho de banda de transmisión, dejando con menos detalles la zona que no interesa. Sin embargo, como consecuencia de esta flexibilidad, JPEG2000 requiere codificadores / decodificadores más complejos y exigentes computacionalmente.

Como se afirmó anteriormente la transformada de Wavelet, posee un papel importante dentro del formato JPEG2000, específicamente en la transformación de cuadros, a una profundidad arbitraria, a diferencia de JPEG 1992, que utiliza un bloque de tamaño 8×8 (transformada discreta del coseno), el estándar JPEG 2000 utiliza dos transformaciones wavelet diferentes:

- Irreversible: la transformada Wavelet CDF 9/7, se dice que es "irreversible" porque introduce ruido de cuantificación que depende de la precisión del decodificador.
- Reversible: una versión redondeada de la transformada Wavelet ortogonal CDF 5/3, utiliza solamente coeficientes enteros, por lo que la salida no requiere redondeo (cuantificación) y no se genera ningún ruido de cuantificación. Se utiliza en la codificación sin pérdidas.

Llegados a este punto, la transformada Wavelet es ejecutada por el régimen de elevación o por convolución.

2.2.5 DICOM

Las necesidades de almacenamiento y manipulación de imágenes médicas surgen a partir de los años 70 's como consecuencia del nacimiento de la tomografía computarizada (CT Computed Tomography) como medio de diagnóstico basado en imágenes digitales, desde entonces, se han desarrollado diferentes técnicas en la obtención de imágenes como la medicina nuclear (NMR Nuclear Medicine), la resonancia magnética (MR-Magnetic Resonance), la radiografía computarizada (CR-Computed Radiography) y la angiografía por sustracción digital (DSA-Digital Subtraction Angiography), entre otras. Estas técnicas han contribuido a la generación

de diferentes tipos de imágenes médicas digitales para diagnóstico, junto con el consecuente incremento en la producción de las mismas.

Esto ha complicado el manejo de las imágenes principalmente en la impresión y almacenamiento posterior, produciendo una gran demanda de medios de almacenamiento más apropiados (no impresiones en papel o en placas radiográficas) y, a su vez, métodos de transferencia entre dispositivos manufacturados por diferentes compañías. Para el caso de las imágenes médicas, además de los atributos de la imagen y de la imagen misma, normal o comprimida, se agregan datos demográficos y de identificación del paciente, información acerca de las condiciones de adquisición y, en algunos casos, información del examen, serie a la que pertenece la imagen y orden que guarda en un estudio. Por lo tanto, es necesario contar con sistemas de información que ofrezcan una alternativa en el manejo de imágenes médicas a gran escala, facilitando todas las actividades relacionadas con las mismas en beneficio de los pacientes de un hospital.

La proyección de imagen y las comunicaciones de Acr-Nema Digital en estándar de la medicina (DICOM) se ha desarrollado para resolver las necesidades de fabricantes y de usuarios del equipo médico de la proyección de imagen de la interconexión de dispositivos en redes estándares, sus piezas múltiples proporcionan los medios para la extensión y ponerse al día, y el diseño del estándar fue dirigido permitiendo el desarrollo simplificado para todos los tipos de proyección de imagen médica. El formato DICOM también proporciona los medios por los cuales los usuarios del equipo de la proyección de imagen pueden determinar si dos (2) dispositivos que demandan conformidad podrán intercambiar la información significativa.

Las adiciones futuras al formato DICOM incluyen la ayuda para la creación de archivos en medios desprendibles (tales como discos ópticos o cinta magnética de gran capacidad), las nuevas estructuras de datos para la angiografía de la radiografía, y la gerencia extendida de la impresión de la copia dura. La demostración 1993 en Info RAD es el excedente ampliado que de 1992 y demuestra diversas puestas en práctica y comunicaciones del fabricante usando los objetos de la información de DICOM y los servicios que los apoyan. El formato DICOM (Digital Imaging and Communications

in Medicine) es un estándar desarrollado en 1983, el Colegio Estadounidense de Radiología (ACR) y la asociación Nacional de Fabricantes eléctricos (NEMA) formó un comité cuya misión era hallar o desarrollar una interfase entre el equipamiento y cualquier otro dispositivo que el usuario quiera conectar.

Además de las especificaciones para la conexión de hardware, el estándar se desarrollaría para incluir un diccionario de los elementos de datos necesarios para la interpretación y exhibición de imágenes.

- En 1985, surgió la primera versión del estándar.
- En 1988, se mejoró y surgió la versión 2.0, El problema era que muchos usuarios querían una interfase entre dispositivos y una red y la versión 2.0 carecía de las partes necesarias para la comunicación robusta de red, Se rediseño el proceso entero y se adoptó como método el objeto orientado a diseño, dando lugar al formato DICOM 3.0.

Este estándar define protocolos que permiten la comunicación de imágenes digitales e información asociada, así como para su almacenamiento, provee también interfases de comunicación con otros sistemas y la especificación de los datos a guardar en los distintos tipos de archivos Imágenes.

2.2.6 Estándar y formato DICOM

El estándar describe el formato de archivos y la especificación de los datos primordiales de un paciente en la imagen, así como el encabezado requerido, describiendo un lenguaje común a distintos sistemas médicos, de esta forma las imágenes vienen acompañadas de mediciones, cálculos e información descriptiva relevante para diagnósticos, utilizando archivos con extensión. dcm. Un solo archivo de DICOM contiene una cabecera que almacena la información sobre el nombre del paciente, el tipo de exploración, imagen dimensional, entre otros, así como todos los datos de la imagen que pueden contener la información en tres dimensiones (3D). El formato genérico del archivo de DICOM consiste en dos partes: Header seguido inmediatamente por un Dataset de DICOM, el contiene la imagen o las imágenes especificadas. El Header contiene sintaxis de transferencia UID (identificador único) que especifica la codificación y la compresión del Data Set (ver figura 2)

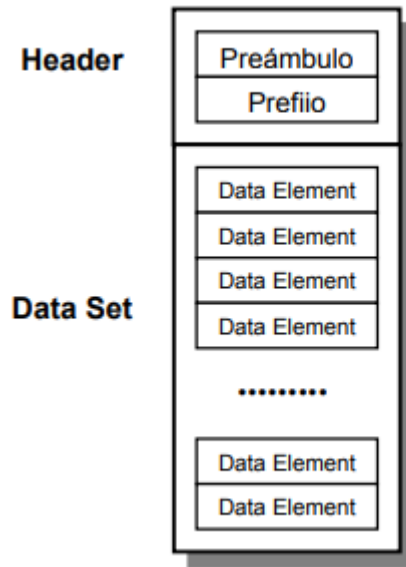


Figura 2: Estructura de un Archivo DICOM.

Fuente: Grupo PAS – Universidad de Deusto (2021)

El Header consiste en un preámbulo del archivo de 128 octetos, seguido por cuatro (4) octetos DICOM, puede o no se puede incluir en el archivo. El encabezamiento consiste en 128 bytes (preámbulo) que no tiene porqué contener información DICOM es usado para compatibilidad con otros formatos de ficheros, seguido de un prefijo DICOM de cuatro (4) byte.

Si el preámbulo del archivo no es utilizado por un perfil del uso o una puesta en práctica específica, los 128 octetos serán fijados a 00H, esto se piensa para facilitar el reconocimiento que el preámbulo está utilizado cuando los 128 octetos no se fijan según lo especificado arriba. El preámbulo del archivo puede por ejemplo contener la información permitiendo a un uso multimedia tener acceso aleatoriamente a las imágenes almacenadas en el Dataset de DICOM, el mismo archivo se puede alcanzar de dos maneras: por un uso multimedia usando el preámbulo y por un uso de DICOM que no hace caso del preámbulo. El Prefijo contiene cuatro (4) octetos DICOM contendrá la cadena de caracteres "DICM" codificado como caracteres mayúsculos del repertorio del carácter G0 de la ISO 8859, este prefijo de cuatro (4) octetos no se estructura como elemento de datos de DICOM si no como una etiqueta y una longitud.

Un Dataset representa un caso de un objeto verdadero de la información del mundo, se construye de Data Element que es una etiqueta que va a contener información relevante en conjunto del Dataset y está formado por:

- Tag. - Etiqueta de identificación.
- VR. - Valor de representación que indica el tipo de dato almacenado (entero, real, cadena de caracteres, entre otros.)
- Value Length. - Indica la longitud del dato.

Value Field. - Datos, proporciona información del paciente, análisis realizado, o de la imagen obtenida, dependiendo del valor de la etiqueta.

2.2.7 Teleradiología

La teleradiología consiste en la transmisión electrónica de imágenes radiológicas entre dos lugares con fines de interpretación y/o consulta médica, permite la interpretación más oportuna de imágenes radiológicas en el tiempo y facilita el acceso a consultas de segundo diagnóstico y a mecanismos mejorados de formación continua. Las imágenes pueden ser vistas simultáneamente por usuarios que se encuentran en lugares diferentes.

Si es utilizada de manera apropiada puede mejorar considerablemente la atención médica prestada, sin embargo, existen un sin número de limitaciones que pueden poner en riesgo la seguridad del paciente. Esta rama de la medicina no es apropiada si el sistema no proporciona imágenes con el nivel de calidad requerido por lo tanto la imagen final transmitida no debería arrojar una pérdida de datos clínicamente significativa durante el proceso de envío. Dentro de los objetivos de la teleradiología tenemos:

- Suministrar servicios radiológicos consultivos e interpretativos.
- Poner a disposición interpretaciones radiológicas en instalaciones médicas que no disponen de radiológico local.
- Mejorar la oportunidad en la interpretación de imágenes radiológicas en áreas de tratamiento clínico de urgencia o normales.
- Facilitar las interpretaciones radiológicas en situaciones de guardia.
- Suministrar apoyo diagnóstico en subespecialidades de la radiología.

- Brindar oportunidades educativas para radiólogos en entrenamiento.
- Promover mejoramiento en eficacia y calidad.
- Apoyar a la telemedicina.

2.2.8 Procesamiento de imágenes médicas

El procesamiento de imágenes médicas es un campo muy amplio que afecta todas las especialidades y subespecialidades. Se utilizan estas imágenes específicamente para emitir diagnósticos, determinar un curso de tratamiento y, obviamente, evaluar los cambios que vayan ocurriendo con el tiempo. Dado el gran avance en los diferentes dispositivos de que se dispone hoy, es conveniente tener presente cómo se puede hacer un proceso en el cual no se pierda fidelidad en cuanto a la calidad de las imágenes que se están procesando. El éxito de un diagnóstico clínico basado en imágenes depende de la exactitud con la cual el profesional de la medicina pueda visualizar el objeto de estudio.

2.2.9 Adquisición y almacenamiento de imágenes médicas

Las imágenes digitales representan información visual asociada con una escena ambiental real que corresponde a lo que observamos con el sentido de la vista o bien información no visible pero que puede ser medida utilizando sensores apropiados tales como radiación infrarroja, ultravioleta, rayos X ultrasonidos, entre otros. El proceso de adquisición de la imagen involucra un sensor apropiado para detectar el tipo de fuente de información visual o emisión y convertirla en una señal eléctrica. Posteriormente esta señal eléctrica se convierte en un arreglo de cantidades binarias las cuales se pueden almacenar o procesar utilizando una computadora. La imagen digital corresponde a un arreglo de dos (2) dimensiones (2D) que se podría denotar como $f(x, y)$ en donde cada punto se denomina píxel y tiene asociadas las coordenadas espaciales definidas por X e Y.

La imagen tiene un tamaño de $N \times M$ píxeles en donde N corresponde al ancho de la imagen y M corresponde al largo de la imagen. Cada píxel corresponde a un valor de intensidad representativa de la información visual o emisión que se ha adquirido. Tal valor binario requiere un determinado número de bits para representar la información y lo más usual es 8 bits que corresponde a un byte o bien, 16 bits o 32 bits que

corresponden a dos (2) bytes y cuatro (4) bytes respectivamente. Las imágenes tridimensionales (3D) se denota como, $f(x, y, z)$ en donde cada punto se denomina voxel y tiene asociadas tres coordenadas espaciales definidas por x , y y z . En este caso el tamaño total sería $N_x M_x P$ voxels y es equivalente a manejar imágenes bidimensionales (2D) cada una de tamaño $N_x M$ píxeles. Una vez adquirida la imagen se puede procesar y/o almacenar en disco duro, cintas magnéticas, discos compactos (CD), entre otros.

2.2.10 Técnicas de procesamiento basados en puntos de imagen

Estas técnicas consisten en algoritmos que modifican el valor de un pixel basados únicamente en el valor previo de tal pixel o en su localización, ningún otro valor de píxel se involucra en la transformación. El procesamiento se realiza desarrollando un barrido pixel por pixel dentro de la imagen a procesar. Si la transformación a aplicar, depende solo del valor original del píxel, en su implantación, puede resultar de utilidad el uso de tablas de búsqueda (LUT/Look-Up Table). Si, por el contrario, se considera además del valor previo del pixel, la posición del mismo, puede resultar necesario utilizar fórmulas o una combinación de las mismas con tablas de búsqueda. De manera general estas técnicas no modifican las relaciones espaciales dentro de la imagen y en consecuencia no pueden modificar el grado de detalle contenido en las mismas, son simples y pueden resultar útiles solas o en conjunto con otras técnicas más complejas.

2.2.11 Procesamiento basado en una región de la imagen

Las técnicas de procesamiento basadas en una región tienen muchas aplicaciones en la obtención de primitivas características de la imagen como por ejemplo la extracción de contornos, para realzar los contornos, para suavizar una imagen, para introducir borrosidad dentro de la misma y para atenuar el ruido aleatorio. Usan un grupo de píxeles dentro de la imagen a procesar, con el propósito de extraer información acerca de la misma; el grupo de pixeles que se estudia en este caso, se denomina usualmente vecindad (por lo general la vecindad es una matriz bidimensional de valores de píxeles con un número impar de filas y columnas). El píxel de interés que normalmente es reemplazado por un nuevo valor, producto de la aplicación de un algoritmo, se ubica por lo general, en el centro de la vecindad.

Al utilizar una vecindad en el procesamiento, se puede aprovechar la información acerca del comportamiento regional de la imagen en cuestión, mejor conocida como frecuencia espacial, la cual podría definirse como la tasa de cambio de la intensidad de los píxeles dividido por la distancia sobre la cual ocurre el cambio (a frecuencia espacial tiene componentes en las direcciones horizontal y vertical dentro de la imagen). Tenemos, por ejemplo, la imagen de un patrón tipo tablero de ajedrez, la cual representará un alto contenido de frecuencia espacial, el cual aumentará en la medida que el tamaño de los cuadros disminuya. Por su parte una imagen con un bajo contenido de frecuencia espacial por lo general tiene amplias áreas con valores casi constantes de los píxeles.

Muchas de las técnicas de procesamiento basadas en una región de la imagen, al tener acceso a la información referente a la frecuencia espacial, pueden actuar como filtros que atenúan o realzan ciertas componentes de la frecuencia espacial contenidas dentro de la imagen, en la implantación de estas técnicas de procesamiento regional, se utilizan métodos lineales tales como la convolución o no lineales como el filtrado de mediana. En todo caso, el procedimiento que se sigue es el siguiente:

- Se realiza una sola pasada sobre la imagen de entrada realizando un barrido pixel por pixel, según las filas y columnas.
- Cada pixel de la imagen de entrada es procesado, considerando una vecindad del mismo y utilizando un algoritmo apropiado.
- El nuevo valor del pixel, obtenido de acuerdo a lo especificado en el punto (b), es ubicado en la imagen de salida, ocupando la misma posición que ocupaba en la imagen de entrada.

El hecho de considerar los píxeles de una vecindad, hace que las técnicas de procesamiento basadas en una región tengan un mayor costo de cálculo numérico que las técnicas basadas en un solo punto, este costo dependerá del tamaño de la vecindad a considerar, así como del tipo de representación numérica utilizada. Sin embargo, para la mayoría de las aplicaciones y con las computadoras disponibles actualmente, se pueden obtener muy buenos resultados en términos de tiempo de cálculo, al procesar imágenes de un tamaño mediano (256 x 256 o 512 x 512).

2.2.12 Detección de contorno

Las técnicas de detección de contornos son útiles en diferentes contextos, en particular la detección de contornos es una de las etapas del proceso de segmentación cuyo objeto es particionar la imagen en regiones asociadas a los diferentes elementos que componen la escena, y que puede ser utilizada posteriormente para el análisis automático de los mismos mediante algoritmos de reconocimiento de formas

2.2.13 Segmentación de imágenes

Para realizar la identificación de estructuras anatómicas presentes en una imagen, se utilizan las técnicas de segmentación, las cuales permiten particionar la imagen en un conjunto no solapado de regiones, cuya unión es la imagen completa. En muchas ocasiones, dependiendo de la aplicación específica, el proceso de segmentación es uno de los pasos difíciles y críticos para determinar la geometría de las diversas estructuras que componen la imagen. En general las técnicas de segmentación tienden a ajustarse a las siguientes reglas:

- Las regiones resultantes del proceso de segmentación debieran ser uniformes y homogéneas respecto a alguna característica, tal como el nivel de gris o la textura.
- Las regiones interiores debieran ser simples y no incluir abundantes huecos o estructuras ruidosas.
- Las regiones adyacentes en una segmentación debieran tener valores diferentes con respecto a la característica según la cual son uniformes.
- Los límites de cada segmento debieran ser lo más simple posibles.

2.2.14 Transformada de Fourier

El análisis de Fourier de una señal permite determinar sus frecuencias, siempre y cuando dicha señal sea temporal, pero a costa de perder la información de tipo temporal sobre la señal, lo que se puede hacer es subdividir la pieza en trozos, y analizar cada trozo, esto nos da una información rudimentaria sobre el orden temporal en el que se dan las frecuencias. Este tipo de análisis se conoce como la transformada de Gabor, sin embargo, este tipo de análisis es imperfecto. Recordando que la resolución temporal y la resolución en frecuencias de una señal están acopladas, existen métodos de análisis que

alcanzan este máximo, Fourier es uno de ellos, pero alcanza la máxima resolución espectral sacrificando la resolución temporal. Los Wavelets sí dan información simultánea de “t” y “w”.

Gabor, (1940), fue el primero en introducir la Transformada de Fourier de tiempo corto (STFT, Short Time Fourier Transform), conocida como la Transformada de Fourier con Ventana Deslizante, definida como:

$$S_f(\omega, \tau) = \int f(t)g^*(t-\tau) \exp(-i\omega t) dt \tag{4}$$

Donde g(t) es una ventana deslizante, la cual tiene un ancho fijo y varía por un factor τ

Dicha ventana de análisis se mueve sobre los datos de entrada de la señal para determinar el espectro, una vez que es elegido el tamaño de la ventana, todas las frecuencias son analizadas con las mismas resoluciones de tiempo.

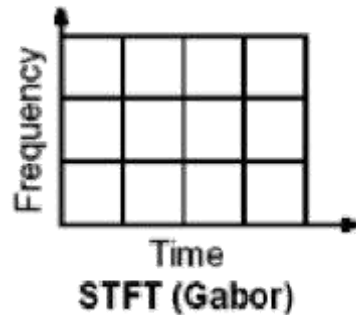


Figura 3: Representación de los coeficientes mediante la transformada de Gabor.

Fuente: bibling.us (2020)

2.2.15 Transformada de Wavelet

Las Wavelets, funciones básicas de la Transformada Wavelet, son generadas a partir de una función Wavelet básica llamada “Wavelet madre”, mediante traslaciones y dilataciones. Dicha transformación no es solamente local en el tiempo, sino también en frecuencia, la familia Wavelet queda definida por la siguiente expresión:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \tag{5}$$

Donde s es la escala, τ el factor de traslación y $\psi(t)$ la Wavelet madre, las Wavelets generadas de la misma función Wavelet madre tienen diferente escala (s) y ubicación

(τ), pero todas tienen la misma forma, dada la relevancia de estos parámetros en la comprensión de la metodología que se propone, se aclaran sus significados a continuación. La función Wavelet debe cumplir entre otras, dos (2) condiciones: tener energía finita (por tanto, media nula) y desvanecerse en el tiempo. Estas dos condiciones significan que la Wavelet debería oscilar como una pequeña onda, por lo que las funciones seno y coseno de Fourier no son realmente Wavelets (Meyer, 1987), estos conceptos se abordarán más adelante en el capítulo “Familias Wavelets”.

- **Escala**

La variable escala lleva en sí la información de la dilatación y la contracción de la señal, pero podría verse desde otro punto de vista donde lo que cambia es la frecuencia y con ello al dilatarse la Wavelet, la frecuencia se reduce y al contraerse la frecuencia aumenta.

Se emplean valores de $s > 0$, de manera que:

- si $s > 1$, las Wavelets son dilatadas.
- si $s < 1$, las Wavelets serán contraídas.

Así, variando el valor de s se cubren diferentes rangos de frecuencia. Valores grandes del parámetro s corresponden a frecuencias de mayor rango, o una escala grande de $\psi_{s,\tau}(t)$

Valores pequeños de s corresponden a frecuencias de menor rango o una escala muy pequeña de $\psi_{s,\tau}(t)$. La escala puede expresarse como:

$$s = s_0^i \tag{6}$$

Donde el exponente i

A continuación, se muestra en la figura 3, la cual ilustra el funcionamiento de dicho parámetro.

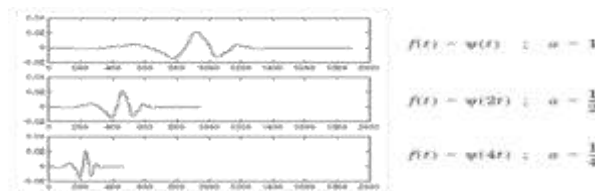


Figura 4: Significado de las translaciones

Fuente: biding.us (2020)

▪ Traslación

La variable translación aporta la información de tiempo, al igual que ocurría en la STFT, pues nos indica en qué lugar del eje del tiempo se encuentra la Wavelet, por obvias razones, este término corresponde a la información de tiempo, también, este parámetro está relacionado con la escala mediante la expresión:

$$\tau = k - \tau_0 \cdot s_0^i \quad (7)$$

Donde k es constante, a continuación, se muestra en la figura 4 la cual ilustra el funcionamiento de dicho parámetro.

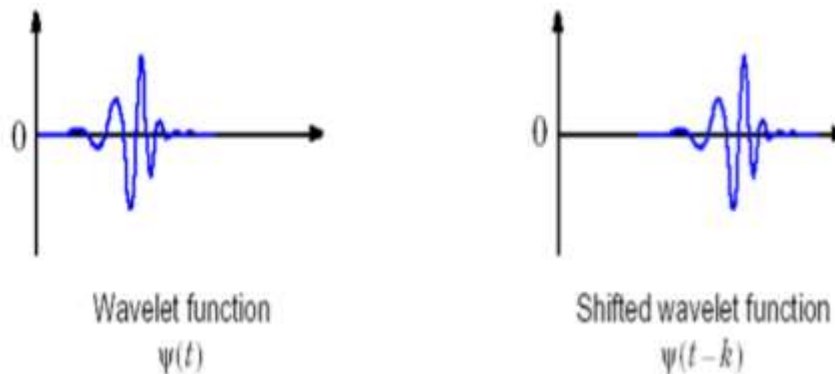


Figura 5: Significado de las translaciones

Fuente: biding.us (2020)

Cabe señalar que eligiendo adecuadamente $\psi(t)$, τ_0 y S_0 , es posible lograr que las funciones $\psi_{S,\tau}(t)$, constituyan una base ortonormal de $L^2(\mathbb{R})$, en particular, si se elige $S_0 = 2$ y $T_0 = 1$ entonces existe $\psi(t)$ con buenas propiedades de localización tiempo-frecuencia, tal que $\psi_{S,\tau}(t)$ constituye una base ortonormal de $L^2(\mathbb{R})$. En la práctica es frecuente emplear un paso de dilatación igual a dos (2) de manera que las escalas serán números diádicos (potencia de dos), este hecho será justificado más adelante. Avanzando un poco más en el tema que nos ocupa, podemos decir de manera muy general que la Transformada Wavelet de una señal $f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\psi_{S,\tau}(t)$, que forman una base y son llamadas las “Wavelets”.

La Transformada Wavelet se define como:

$$W_f(s, \tau) = \int f(t) \cdot \psi_{s,\tau}^*(t) dt \quad (8)$$

Donde $W_f(s, \tau)$ son los coeficientes Wavelets.

Una descomposición Wavelet ortonormal no posee información redundante y representa la señal de manera unívoca, es posible conseguir una base Wavelet ortonormal empleando factores de traslación y escala discretos, cuando nos encontramos bajo esta circunstancia, la Wavelet se llama discreta y en consecuencia la ortogonalidad implica que los productos internos son nulos:

$$\int \psi_{i,k}^* \psi_{m,n}(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{si } i=m \text{ y } k=n. \\ 0 & \text{si } i \neq m \text{ o } k \neq n. \end{cases} \quad (9)$$

Al igual que con la Transformada de Gabor, podemos representar la serie de coeficientes que se obtienen de aplicar la Transformada Wavelet (ver figura 5).

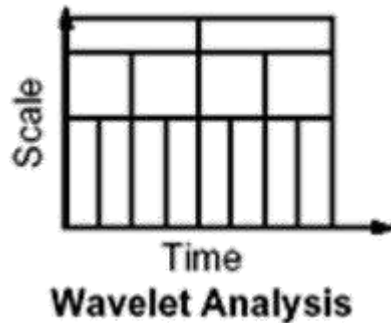


Figura 6: Representación de los coeficientes mediante la transformada Wavelet.

Fuente: bibing.us (2020)

Las dos operaciones básicas de escalado y traslación definen el enrejado del plano tiempo-escala, en caso de tener buena resolución temporal, la Wavelet madre, representada en el eje inferior de la siguiente figura, se estrecha, con lo que se pierde resolución en el tiempo, pero se gana en frecuencia, así variando la anchura y desplazándose por el eje temporal, se calcularía el valor correspondiente en cada celda.

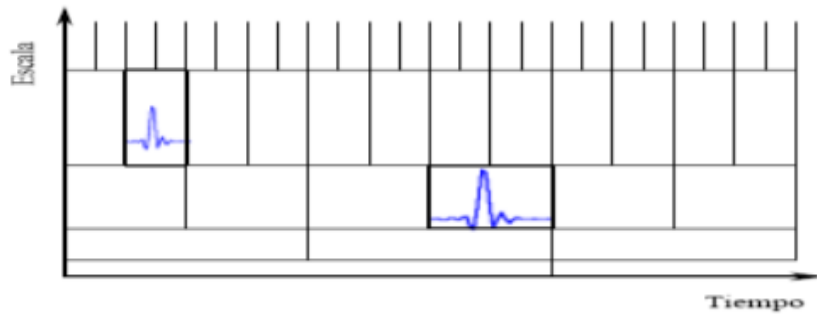


Figura 7: Cajas de Heisenberg incluyendo en la ventana una Wavelet madre de Daubechies.

Fuente: bibing.us (2020)

Algunas aplicaciones de la Transformada Wavelet son:

- Pueden representar funciones.
- Pueden representar singularidades.
- Permiten realizar compresión de datos mediante el truncado del vector de coeficientes.
- Mantienen la información en la escala de tiempo.

Profundizando en la tipología de Transformadas Wavelets, existen tres tipos: Continua (CWT), Semidiscreta (SDWT) y Discreta (DWT). La diferencia entre ellas radica principalmente en la forma en la que los parámetros traslación y escala son discretizados, más adelante se describen la CWT y DWT por ser los que se emplearán en el presente trabajo, una cuestión primordial en nuestro trabajo es analizar cuál tipo de transformación se debe emplear en cada caso, para ello se deben tener en consideración varios factores, cuando la energía de la señal de entrada es finita, no son requeridos todos los valores de la descomposición para reconstruir la señal original, resultando el análisis continuo redundante. Cada uno presenta unas ventajas propias:

- Continuo: A menudo es más fácil de interpretar pues esta redundancia tiende a reforzar los rasgos de la señal y hace más visible toda la información.
- Discreto: Esto nos permite ahorrar espacio de codificación y es suficiente para reconstruir exactamente la señal de estudio.

2.2.16 Transformada de Wavelet Continua

La transformada Wavelet continua permite el análisis de una señal en un segmento localizado de esta y consiste en expresar una señal continua como una expansión de términos o coeficientes del producto interno entre la señal y una Función Wavelet Madre $\psi(t)$. Una Wavelet Madre es una función localizada, perteneciente al espacio $L^2(\mathbb{R})$, que contiene todas las funciones con energía finita y funciones de cuadrado integrable definidas.

$$f \in L^2 \text{ entonces } \int |f(t)|^2 dt = E < \infty \quad (10)$$

De esta manera se cuenta con una única ventana modulada y a partir de esta se genera una completa familia de funciones elementales mediante dilataciones o contracciones y traslaciones en el tiempo $\psi_{u,s}(t)$, denominados átomos wavelet y wavelet hijas que cumplen con todas las condiciones de la forma:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (11)$$

La Wavelet Madre debe cumplir con la condición de admisibilidad (3)

$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (12)$$

Lo que quiere decir que la función $\psi(t)$, esté bien localizada en el tiempo, es decir, que la función oscile alrededor de un eje y su promedio sea cero, matemáticamente $\int_{-\infty}^\infty \psi(t) dt = 0$, y que la transformada de Fourier $\psi(\omega)$, sea un filtro continuo pasabanda, con rápido decrecimiento hacia el infinito. La transformada Wavelet de una función $f(t)$ a una escala y una posición, es calculada por la correlación de $f(t)$ con una $\psi_{u,s}(t)$ de la forma.

$$CWTf(u, s) = \langle f, \psi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^\infty f(t) \psi_{u,s}(t) dt \quad (13)$$

$$CWTf(u, s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (14)$$

Para escalas pequeñas, con la CWT se obtiene información localizada en el dominio del tiempo de y para escalas la información de se presenta localizada en el dominio de la frecuencia. La transformada wavelet maneja un plano de tiempo-escala, pero también puede ser de tiempo-frecuencia, para esto se recurre al Teorema de Parseval y de esta manera es posible definir la transformada Wavelet en el dominio de la frecuencia.

$$CWTf(u, s) = \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\omega) \sqrt{s} \psi^*(s\omega) e^{j\omega u} d\omega \quad (15)$$

Para poder introducir el término de escala y frecuencia, es necesario ante todo definir una constante, que permite realizar un cambio de variable de una escala a una frecuencia

$$s \text{ entonces } \omega = \frac{c}{s} \quad (16)$$

Con este cambio de variable es posible observar que la CWT localiza de forma simultánea la señal en el dominio del tiempo como su espectro en el dominio de la frecuencia. De igual manera, es posible realizar una Transformada Wavelet inversa, que permita reconstruir la señal, a partir de la CWT (que preserva la energía de la señal) y las $\psi_{u,s}(t)$.

2.2.17 Transformada de Wavelet Discreta

Por la complejidad en el tratamiento numérico de la DWT, debido a la variabilidad en forma continua de los parámetros de escala como de traslación, es indispensable contar con una herramienta que permite la discretización de esta, es así que se pasará de un mapeo continuo a un espectro o conjunto finito de valores, a través del cambio de la integral por una aproximación con sumatorias, la discretización permite representar una señal en términos de funciones elementales acompañadas de coeficientes.

$$f(t) = \sum_{\lambda} c_{\lambda} \phi_{\lambda}(t) \quad (17)$$

En los sistemas Wavelet las Wavelet madre traen consigo unas funciones de escala, las primeras son las encargadas de representar los detalles finos de la función, mientras las funciones de escala realizan una aproximación, es posible entonces representar una señal como una sumatoria de funciones wavelet y funciones de escala:

$$f(t) = \sum_k \sum_i c_{j,k} \phi(t) + \sum_k \sum_i d_{j,k} \psi(t) \quad (18)$$

2.2.18 EZW

La aplicación de la transformada wavelet permitió la construcción de los decodificadores EZW, donde (J. Shapiro, 1993) explica que: “es un codificador especialmente creado para ser utilizado con la transformada wavelet y que, aunque fue en su origen diseñado para imágenes (señales 2D), también puede ser utilizado con señales de otras dimensiones.”

Además, EZW está basado en la codificación progresiva para comprimir una imagen en una secuencia de bits con precisión creciente. Esto significa que cuantos más bits son añadidos a la cadena, la imagen descodificada tendrá más detalles.

Acerca del codificador EZW, se basa en dos observaciones importantes:

1. Cuando a una imagen se le aplica una transformación wavelet, la energía de las sub-bandas disminuye cuando decrece la escala (escalas bajas significan alta resolución), por lo que los coeficientes wavelet serán, en media, más pequeños en las sub-bandas con frecuencias más altas que en las sub-bandas con frecuencias más bajas. Esto muestra que la codificación progresiva es una elección muy adecuada para comprimir imágenes transformadas con wavelets, pues las escalas bajas sólo añaden detalles.

2. Los coeficientes wavelet grandes son más importantes que los coeficientes wavelet pequeños.

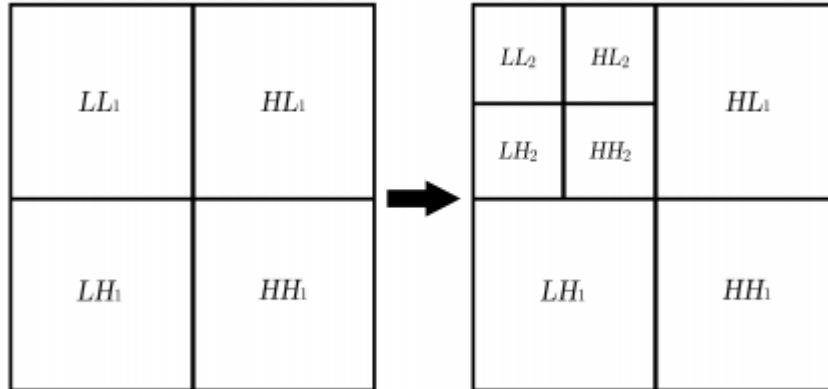


Figura 8: Primer paso transformada de wavelet

Fuente: J.M. Shapiro (1993). "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients"

Estas dos características son explotadas al codificar los coeficientes wavelet en orden decreciente, en varios pasos. En cada paso se elige una tolerancia con la que se comparan todos los coeficientes wavelet. Si un coeficiente wavelet es mayor que la tolerancia se codifica y se elimina de la imagen. Si es menor, se deja para el siguiente paso.

Cuando todos los coeficientes wavelet han sido revisados se disminuye la tolerancia y la imagen se vuelve a examinar para añadir más detalles a la ya codificada imagen. Este proceso se repite hasta que todos los coeficientes han sido completamente codificados o se satisface cualquier otro criterio de parada (por ejemplo, número máximo de bits).

Después de la transformación wavelet de una imagen podemos representarla usando árboles gracias al submuestreo que se lleva a cabo al transformar. Podemos decir que un coeficiente en una subbanda de frecuencia baja tiene cuatro descendientes en la siguiente subbanda de frecuencia más alta. Cada uno de los coeficientes tienen a su vez

cuatro descendientes en la siguiente subbanda más baja de ahí que tengamos un cuatro-
árbol.

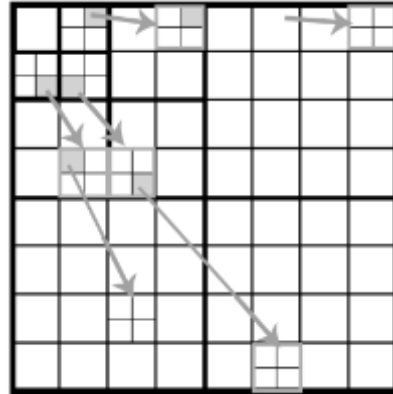


Figura 9: Similitud entre los coeficientes wavelet en diferentes sub-bandas.

Fuente: J.M. Shapiro (1993). "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients"

El codificador EZW aprovecha los zerotrees basándose en la observación que los coeficientes wavelet decrecen con la escala. Se asume que habrá una alta probabilidad de que todos los coeficientes en un cuatro-árbol serán menores que una cierta tolerancia si la raíz es menor que esa tolerancia. Si éste es el caso entonces el árbol entero puede ser codificado con un simple símbolo de zerotree. Si la imagen se escanea en un orden predefinido, yendo desde las altas escalas a las bajas, implícitamente se codifican muchas posiciones con el uso de los símbolos de zerotrees. Por supuesto, la regla del zerotree será violada a menudo, pero como demuestra la práctica, la probabilidad de que esto ocurra es muy baja en general.

2.2.19 SPIHT

La implementación del algoritmo SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Trees) que fue ideado por Amir Said y William A. Pearlman en 1996 y tiene sus raíces en el algoritmo EZW, descrito en la sección anterior. SPIHT utiliza técnicas de codificación de planos de bit y es uno de los compresores progresivos más eficientes que se conocen. La clave para determinar un método efectivo de codificación de los planos de bits está en darse cuenta de que existe una cierta dependencia entre los coeficientes dentro del

espacio wavelet pues hay bastante parecido entre dos bandas de niveles (de frecuencia) consecutivos y entre las tres bandas de un mismo nivel.

Esta correlación entre coeficientes puede expresarse diciendo que, si un coeficiente es significativo en un nivel superior de frecuencia, entonces los 4 coeficientes que ocupan la misma posición relativa dentro del nivel inferior tienden a ser significativos, y viceversa. Decimos por tanto que la DWT-2D posee autosimilaridad entre bandas de una misma frecuencia y entre bandas de frecuencia diferentes. La relación espacial exacta entre un coeficiente de coordenadas (i, j) y sus cuatro hijos (si es que existen), es que estos se encuentran en las coordenadas absolutas.

$$O(i, j) = \{(2i, 2j), (2i, 2j + 1), (2i + 1, 2j), (2i + 1, 2j + 1)\} \quad (19)$$

Esta relación se propaga de forma recursiva entre todos los coeficientes wavelet. Por lo tanto, un nodo (i, j) del árbol tiene cuatro (4) hijos o no tiene ninguno, lo que ocurre en el nivel más bajo de la descomposición. A cada árbol diseñado usando la expresión (A.1) se le llama “árbol de orientación espacial” (AOE). A todos los descendientes de (i, j) se denotarán por $D(i, j)$. Nótese que $D(i, j) + (i, j)$ forman un AOE completo. La relación estadística entre un elemento (i, j) y sus descendientes $D(i, j)$ es que si (i, j) es uno (1) entonces al menos uno de sus descendientes es probablemente uno (1). Por el contrario, si (i, j) es 0, lo más probable es que todos sus descendientes sean cero (0).

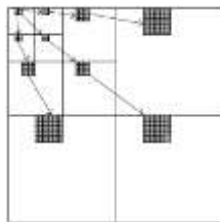


Figura 10: Ejemplos de árboles creados con la DWT-2D.

Fuente: A. Said and W. A. Pearlman. A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 6:243–250, 1996.

2.2.20 Funciones Atómicas

Las funciones atómicas (AFs) permiten adquirir de forma compacta soluciones de ecuaciones diferenciales con un argumento cambiado, matemáticamente se observa en la ecuación:

$$Lf = \lambda \sum_{k=1}^M c(k)f[ax - b(k)], |a| > 1$$

(19=

Dónde:

- L es un operador diferencial lineal con coeficientes constantes.
- Si $a = \text{uno (1)}$ y $b(k) = \text{cero (0)}$ ($k = 1, M$), se convierte en una ecuación diferencial ordinaria.

Las AFs están formadas por infinitas a uno circunvoluciones de impulsos rectangulares.

Función atómica $\mu p(x)$

La AF $\mu p(x)$ representada gráficamente en la siguiente figura, es la más simple y de mayor importancia, se forma por la convolución de impulsos rectangulares con longitud variable de duración de 2^{n-1} , empleando la transformada de Fourier.

Matemáticamente se representa a continuación en la siguiente ecuación:

$$\mu p(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{jux} \prod_{k=1}^{\infty} \frac{\text{sen}(\mu 2^{-k})}{\mu 2^{-k}} d\mu$$

(20)

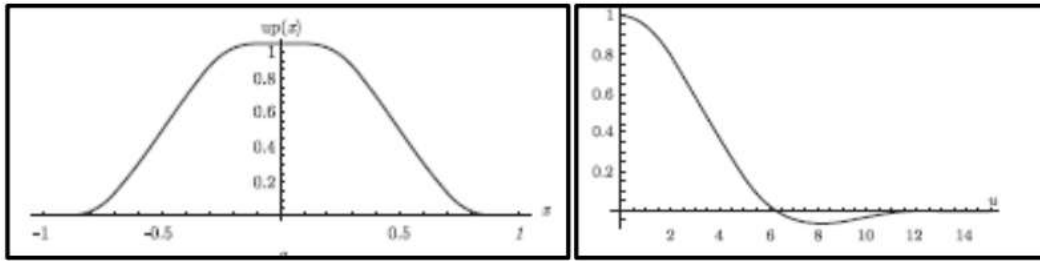


Figura 11: Función Atómica $\mu p(x)$. Y su espectro

Fuente: Hector M. Perez, Volodymyr I. Ponomaryov Victor F. Kravchenko, Adaptative Digital Processing of Multidimensional Signals with Applications. Moscu, Rusia: Fizmatlit, 2009.}

Función atómica $f\mu pN(x)$

La Función Atómica $f\mu pN(x)$ se obtiene mediante la convolución entre la ranura $\theta N(x)$ y la Función Atómica $\mu p(x)$ en el intervalo $[-(N + 2)/2, (N + 2)/2]$. La transformada de Fourier de $f\mu pN(x)$ se muestra en la ecuación.

$$f\mu pN(x) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{jux} \left(\frac{\text{sen}(\mu/2)}{\mu/2} \right)^N \prod_{k=1}^{\infty} \frac{\sin(\mu 2^{-k})}{\mu 2^{-k}} d\mu \quad (21)$$

Las gráficas de las funciones $f\mu pN(x)$, la primera y segunda derivadas de la función $f\mu p2(x)$, y las transformadas de Fourier de las funciones $f\mu pN(x)$ se muestran en la figura 12

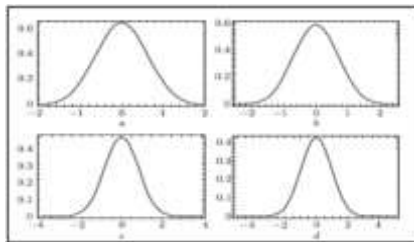


Figura 12: Función $f\mu pN(x)$ para $N=2, 3, 6, 8$.

Fuente: Hector M. Perez, Volodymyr I. Ponomaryov Victor F. Kravchenko, Adaptative Digital Processing of Multidimensional Signals with Applications. Moscu, Rusia: Fizmatlit, 2009.

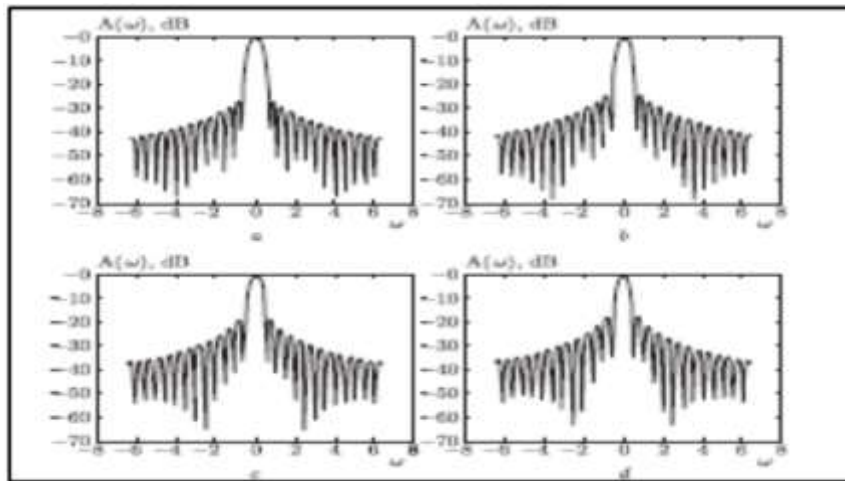


Figura 13: Transformadas de Fourier de $f_{\mu p N}(x)$ para $N = 2, 3, 6, 8$ en una escala logarítmica.

Fuente: Hector M. Perez, Volodymyr I. Ponomaryov Victor F. Kravchenko, *Adaptative Digital Processing of Multidimensional Signals with Applications*. Moscu, Rusia: Fizmatlit, 2009.

Función atómica $e_{\mu p N}(x)$:

Las funciones $e_{\mu p N}(x)$ son generalizaciones de la función $\mu p(x)$ En la figura 14, se visualiza que la anchura de $e_{\mu p N}(x)$ disminuye si n se hace mayor, mientras que su valor máximo crece.

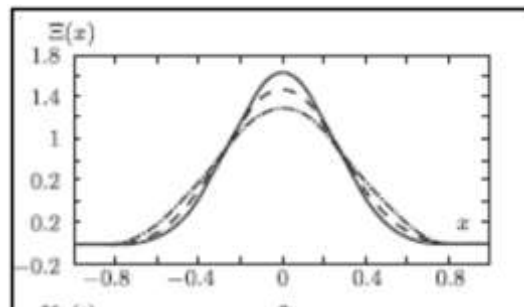


Figura 14: Función Atómica $e_{\mu p N}(x)$

Fuente: Hector M. Perez, Volodymyr I. Ponomaryov Victor F. Kravchenko, *Adaptative Digital Processing of Multidimensional Signals with Applications*. Moscu, Rusia: Fizmatlit, 2009

En la figura 15, se muestra el aumento de n , el nivel de lóbulo lateral de la transformada de Fourier $K_n(t)$ disminuye y la anchura del lóbulo principal crece.

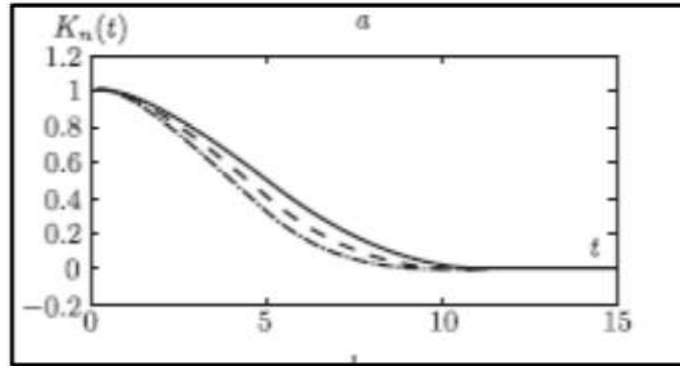


Figura 15: Transformada de Fourier $K_n(t)$ en $n = 4$ (línea continua), $n = 3$ (línea discontinua), $n = 2$ (línea de trazos y puntos).

Fuente: Hector M. Perez, Volodymyr I. Ponomaryov Victor F. Kravchenko, *Adaptative Digital Processing of Multidimensional Signals with Applications*. Moscu, Rusia: Fizmatlit, 2009.

Con el uso de transformaciones análogas a las realizadas obtenemos la siguiente representación integral:

$$e_{\mu p_N}(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \exp \{ixt\} \prod_{k=1}^{\infty} \frac{\sin (n + (n + 1)^{-k}}{t(n + 1)^{-k}} dt \quad (21)$$

2.3 Definición de términos

- **Codificación:** se basa en poder reducir los datos redundantes e irrelevantes de la imagen procurando obtener la menor pérdida posible, permitiendo así un almacenamiento más sencillo.
- **Compresión:** la compresión de imágenes haciendo énfasis en las imágenes médicas, es la reducción de los datos digitales que no son imprescindibles, dicha compresión permite almacenar el mayor número de imágenes a largo plazo y poder tener como resultado que los archivos resultantes no ocupen mucho espacio, situación la cual en los centros médicos actuales en Venezuela,

se ha vuelto cada vez un obstáculo mayor ya que el almacenar los estudios médicos ya no es una opción viable.

- **DICOM:** es un estándar cuyas siglas en inglés son Digital Imaging and Communication in Medicine, describe los medios de formato e intercambio de imágenes médicas y la información relacionada para poder así tener una fácil conectividad de dispositivos y sistemas médicos, respaldado por la NEMA (National Electrical Manufacturers Association), siendo resultado de esfuerzos en conjunto de usuarios y fabricantes de imagenología médica y tecnología de la información sobre la salud.
- **Procesamiento:** el procesamiento de imágenes médicas corresponde a un conjunto de técnicas aplicables a imágenes digitales, cuyo objetivo se basa en mejorar la calidad de la misma o tener mayor facilidad para la obtención de su información.
- **Transformada Wavelet:** su uso consiste en analizar funciones de acuerdo a escalas, se conocen también como funciones que satisfacen diferentes requerimientos matemáticos, utilizadas para la representación de datos o de otras funciones, dicha ondulada es aplicable a la aproximación de datos con variaciones o discontinuidades abruptas.

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

El marco metodológico es la parte del trabajo de grado en el cual se explicará el conjunto de técnicas, procedimientos, pasos que se emplearán para la realización de este junto con el método a utilizar. Según Balestrini (2006), define: “el marco metodológico es como la instancia referida a los métodos, las diversas reglas, registros, técnicas y protocolos con los cuales una teoría y su método calculan magnitudes de lo real”. (página 125)

3.1 Tipo de Investigación

Una vez comprendida la problemática del trabajo de investigación planteado y teniendo claros los objetivos a alcanzar, la investigación sobre el Procesamiento de imágenes médicas basada en la transformada ondícula (Wavelet) para aplicaciones en telemedicina, se considera una investigación de tipo tecnística o proyectista, debido a que según Hurtado (1998), explica que:

“Consiste en la elaboración de una propuesta, un plan, un programa o un modelo, como solución a un problema o necesidad de tipo práctico, ya sea de un grupo social, o de una institución, o de una región geográfica, en un área particular del conocimiento, a partir de un diagnóstico preciso de las necesidades del momento, los procesos explicativos o generadores involucrados y de las tendencias futuras, es decir, con base en los resultados de un proceso investigativo” (página 567)

Considerando lo ya expuesto, se puede clasificar que la investigación es tecnística o proyectista, debido a que consiste en un toolbox gráfico en MatLab que ayude a la compresión de imágenes médicas preservando su calidad e información útil.

3.2 Diseño de la Investigación

La presente investigación se considera que tiene un diseño cuasi-experimental; ya que según Hernández, Fernández y Baptista (2010), define:

“Los sujetos no se asignan al azar a los grupos ni se emparejan, sino que dichos grupos ya están formados antes del experimento” (página 148).

En este caso se hace referencia a las imágenes médicas que se utilizarán en la parte experimental del presente trabajo de investigación, imágenes o estudios

médicos los cuales fueron seleccionados previamente pertenecientes a diferentes pacientes en distintos tiempos.

3.3 Nivel de la Investigación

De acuerdo al nivel investigativo, se considera una investigación descriptiva, debido a que según Arias (2006)

“La investigación descriptiva consiste en la caracterización de un hecho, fenómeno, individuo o grupo, con el fin de establecer su estructura o comportamiento. Los resultados de este tipo de investigación se ubican en un nivel intermedio en cuanto a la profundidad de los conocimientos se refiere” (página 24).

Considerando lo ya expuesto, se puede clasificar que la investigación es una investigación descriptiva, debido a que se hizo apoyo de investigaciones existentes de la transformada ondícula Wavelet, pudiendo establecer un comportamiento sobre el procesamiento y compresión de imágenes médicas.

3.4 Población y Muestra

Según Arias (2006), define población como “Un conjunto finito o infinito de elementos con características comunes para los cuales serán extensivas las conclusiones de la investigación. Ésta queda delimitada por el problema y por los objetivos del estudio” (página 81). Mientras que la muestra es la parte de esa población que se selecciona y sobre la cual se efectuará la medición de las variables.

La presente investigación tiene como población las imágenes procesadas mediante ciertos métodos matemáticos, en este caso se escogió la transformada de wavelet, a su vez se tomó como muestra, las imágenes médicas que fueron seleccionadas previamente.

3.5 Técnicas e Instrumentos de recolección de datos

Arias (2006), explica la técnica de recolección de datos como “la técnica, procedimiento o forma particular de obtener datos o información” (página 67). También según Hurtado (2008), define “las técnicas tienen que ver con los procedimientos utilizados para la recolección de datos, es decir, el cómo éstas pueden ser de revisión documental” (página 153), sumado a esto, Hurtado (2008) “La selección de técnicas e instrumentos de recolección de datos implica determinar por cuáles

medios o procedimientos el investigador obtendrá la información necesaria para alcanzar los objetivos de la investigación” (página 164).

Los medios usados para la recolección de información en el presente trabajo de investigación, se tuvo el cuidado de seleccionar aquellos que ayudarán a cumplir los objetivos previamente planteados y a la obtención de información necesaria para culminar con dicho trabajo. Así, Arias (2006), define:

“La observación es una técnica que consiste en visualizar o captar mediante la vista, en forma sistemática, cualquier hecho, fenómeno o situación que se produzca en la naturaleza o en la sociedad, en función de unos objetivos de investigación preestablecidos” (página 69).

3.5.1 Revisión Bibliográfica

Según Hurtado (2008), define que “es una técnica a la cual se recurre a información escrita, ya sea bajo la toma de datos que pueden haber sido producto de mediciones hechas por otros o como texto que en sí mismo constituyen los eventos de estudio” (página 427).

A lo largo de la realización del presente trabajo de grado, se realizó una ardua investigación bibliográfica con la cual se pudo obtener el soporte técnico para la investigación, teniendo como soporte (tesis de grado, documentaciones, artículos, entre otros medios).

3.5.2 Recolección de Imágenes a Procesar

Para poder dar inicio al algoritmo en MatLab para el presente trabajo, se tuvo que reunir una serie de imágenes médicas para poder realizar las pruebas en casos médicos reales y comprobar así la efectividad de la compresión que se plantea mediante la transformada ondícula Wavelet. Para ello, se solicitaron Cds diferentes estudios de imágenes médicas las cuales fueron recolectadas de manera colaborativa de las diferentes familias de los autores del presente trabajo de investigación.

Estudio realizado	Fecha	Imágenes	Tamaño (Mb)
TC torax Helicoidal CO	05/01/2015	3500	1.6 Gb
RX de Columna	12/01/2016	4	32.2 Mb
MR Cerebral o cráneo con contraste	07/01/2015	500	350 Mb

MR Columna Dorsal	07/01/2015	100	35.4 Mb
-------------------	------------	-----	---------

Tabla 1

Dando así un total de cuatro (4) estudios, 4104 imágenes médicas de diferentes equipos, fabricantes y características, dando un total de 2.017,6 Mb en almacenamiento, tomando así para el estudio de compresión de imágenes a realizar, todos los estudios recolectados.

3.6 Fases Metodológicas

Fase I: Investigar el funcionamiento de los distintos métodos de procesamiento de imágenes médicas

En esta primera fase se hará una investigación de manera profunda para poder adquirir todos los conocimientos sobre los diferentes métodos de procesamiento como sea posible, cabe destacar que existen diversos métodos de procesamiento de imágenes en general, ya evaluados anteriormente, basándonos así en el éxito pasado que tuvieron los autores de los documentos en los cuales fueron plasmadas estas ideas de compresión, dichos métodos serán estudiados para demostrar la amplia gama que existe.

Fase II: Analizar el comportamiento de los diferentes métodos de compresión para imágenes médicas

Ya obtenida la información anterior correspondiente a la Fase I, se tiene una base establecida sobre el procesamiento de imágenes médicas, pudiendo así enfocarnos en el campo posterior que sería la compresión de imágenes, como paso subsiguiente a la búsqueda sobre la información precedente se tendrá en cuenta al momento de realizar el algoritmo en el programa Matlab, sirviendo así de ayuda o guía para la comprensión del presente trabajo de investigación.

Fase III: Comprobar la calidad y peso de las imágenes médicas subsiguiente a la compresión, por medio de pruebas realizadas con la transformada de wavelet.

En esta fase una vez ya logrado realizar el algoritmo en el programa Matlab que pueda perseverar la calidad e información útil para el diagnóstico médico, se pondrá en comparación tanto la imagen original obtenida por el equipo médico, como la imagen comprimida, observando así qué cambios se pudo obtener de todo el proceso realizado.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

FASE 1:

4.1 Investigación del funcionamiento de los distintos métodos de procesamiento de imágenes médicas

Explicando un poco de manera general el procesamiento digital de imágenes, hace referencia a un conjunto de técnicas que se ejecutan sobre la representación digital de una imagen, haciendo uso de estas cuando es necesario realzar o mejorar el aspecto de los elementos que conformen la escena, facilitando así su futuro análisis por parte de un usuario o de un sistema de visión artificial. Las técnicas de procesamiento de imágenes son aplicadas cuando es requerido mejorar el aspecto de la imagen o poder realzar ciertos elementos de la información de esta o detalles que se quieran mostrar, sumado a esto, se hace uso de estas técnicas cuando se requiere medir, contrastar o clasificar algún elemento de la imagen. Hay que mencionar además que se utilizan las técnicas de procesamiento cuando es necesario combinar o reorganizar imágenes, porciones o contenido de estas.

Entre las técnicas mencionadas en el presente trabajo de investigación, se encuentra “Técnicas de procesamiento basadas en puntos de la imagen”, donde se tienen diferentes técnicas:

4.1.1 Histograma de una imagen

El histograma es una representación gráfica de la distribución de los distintos tonos de una imagen, ayudando así a controlar la exposición en las imágenes o usado para corregir colores, utilizado como herramienta cualitativamente o cuantitativamente, haciendo referencia a un gráfico de la distribución de valores de intensidad de los píxeles de una imagen o de una porción de la misma. Se denota como $h(i)$, el número de píxeles que dentro de la región de interés tiene el valor de intensidad i (en otras palabras, el número de píxeles que contiene la imagen para cada tono representado en el eje horizontal), donde $i = 0, 1, 2, \dots$ (representando los diferentes tonos de gris desde el negro puro [0] hasta el blanco puro [∞]), $L-1$ es el número posible de niveles de gris para la imagen. Los valores $h(i)$, corresponderán entonces a los valores del histograma,

siendo así, el gráfico del histograma bidimensional y en el cual se grafica $h(i)$ en función de i . Dicho grafico proporciona información acerca del brillo y contraste de la imagen o en un rango dinámico.

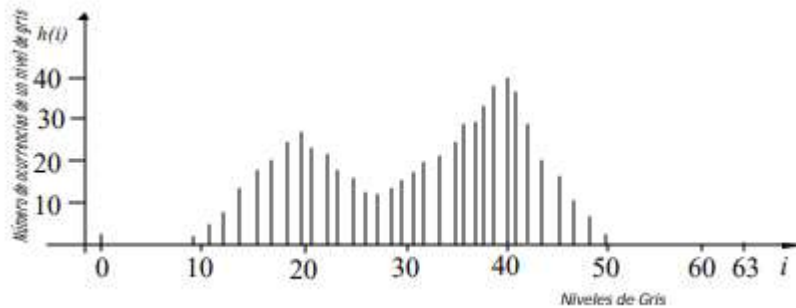


Figura 16: Histograma para los niveles de intensidad de una imagen con $L=64$.

Fuente: saber.ula.ve (2021)

Entre las ayudas que proporciona el histograma está el calcular la exposición correcta de una imagen, siendo en el caso de una fotografía subexpuesta, la gráfica deberá desplazarse hacia la izquierda y en el caso de una fotografía sobreexpuesta, deberá desplazarse la gráfica hacia la derecha, haciendo énfasis en que la forma que obtenga el histograma, no define si la imagen esta correcta o incorrectamente expuesta.

4.1.2 Realce de imágenes por modificación del contraste

Entre los inconvenientes más usuales se tienen las imperfecciones por pobre contraste, siendo resultado de un rango de intensidad reducido en comparación al rango disponible de niveles de gris. Este método consiste en el re-escalamiento de la intensidad de cada pixel, en otras palabras, el nivel de gris correspondiente a un pixel en la imagen de entrada y que se denotara como i , se modifica de acuerdo a una transformación específica, dicha transformación $g=T(i)$, relaciona la intensidad de entrada i , con la intensidad de salida g y usualmente se representa mediante un dibujo o una tabla.

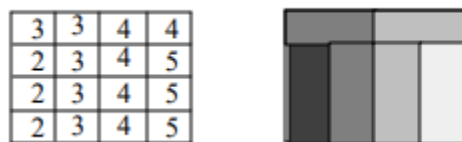


Figura 17: Transformaciones de uso frecuente

Fuente: saber.ula.ve (2021)

La figura 17 muestra una imagen de 4x4 pixeles, donde cada pixel se ha representado con 3 bits, de modo que en total sería posible representar ocho (8) niveles de gris

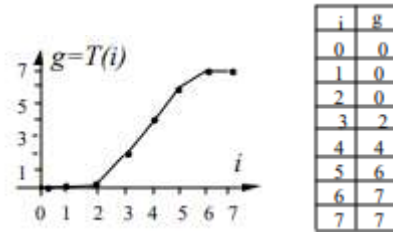


Figura 18: Transformaciones de uso frecuente

Fuente: saber.ula.ve (2021)

La figura 18 muestra una imagen de 4x4 pixeles, donde cada pixel se ha representado con tres (3) bits, de modo que en total sería posible representar ocho (8) niveles de gris; también se puede observar la transformación que relaciona la intensidad de entrada con la intensidad de salida. Dicha transformación dicta que, para cada pixel de la imagen de entrada, se obtiene la correspondiente intensidad en la imagen de salida

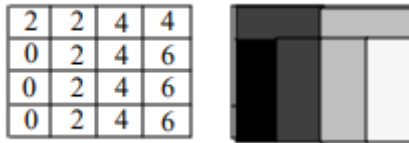


Figura 19: Transformaciones de uso frecuente

Fuente: saber.ula.ve (2021)

Dando como resultado de la transformación la figura 19, donde se observa que el contraste entre las zonas oscuras y claras dentro de la imagen, se incrementa. Se debe hacer la aclaratoria de que, eligiendo de manera adecuada la transformación específica, se puede modificar de manera libre el contraste y el rango dinámico de la imagen. En general los programas de procesamiento de imágenes permiten al usuario definir de manera dinámica la función de transformación que se requiera usar.

4.1.3 Perfil en una imagen

En muchas ocasiones, cuando se procesa una imagen de manera interactiva, resulta muy conveniente, representar gráficamente el valor de los pixeles que componen. Tal perfil permite determinar información importante referente a la imagen, teniendo como

ejemplo los valores máximos y mínimos de nivel de gris, según la dirección elegida, así como información referente al nivel de ruido y a la naturaleza de los contornos presentes en la misma. Dicha técnica se implemente de manera que el usuario al utilizar algún dispositivo de entrada/salida como lo es el mouse, pueda fijar de manera interactiva la dirección según la cual se desea graficar el perfil de la imagen.

4.1.4 Técnica de colores falsos y pseudocolor

Dicha técnica se emplea cuando se requiere asociar a un conjunto de datos, un conjunto de colores para distinguir en los mismos, ciertos atributos, básicamente consiste en transformar una imagen monocromática a una imagen de color, al asignar a cada pixel un color basado en su intensidad.

Entre las técnicas de “Procesamiento basado en una región de la imagen”, se tienen:

4.1.5 Convolución

En cuanto al procesamiento de imágenes se refiere, la convolución corresponde a la extensión del unidimensional, mediante la cual una señal cualquiera podía ser procesada con un filtro libre con una respuesta impulsiva conocida, para conocer los detalles de su implantación. Si se considera una imagen como un arreglo bidimensional denotado por $x(i, j)$ y el filtro con una respuesta impulsiva $h(i, j)$, su convolución produce una imagen de salida $y(i, j)$, de acuerdo a la ecuación (22) en donde m, n definen la vecindad a considerar de acuerdo al tamaño del núcleo de convolución $h(i, j)$.

$$y(i, j) = \sum_{m=-K1}^{K2} \sum_{n=-L1}^{L2} h(m, n)x(i - m, j - n) \quad (22)$$

La utilización de la ecuación (22) de convolución se hace de manera directa cuando el tamaño del filtro o máscara de convolución es pequeño (usualmente menor a 9x9 pixeles), pues en tales casos el costo computacional no es exagerado, sin embargo, cuando se tienen filtros de mayor tamaño, lo más recomendable es implantar esta ecuación de convolución mediante la utilización de la transformada rápida de Fourier.

Para la implantación directa de la ecuación de convolución, se asume que la máscara de convolución es una matriz de tamaño $(N1 \times N2)$, usualmente de 3x3 pixeles, la cual

adicionalmente define el tamaño de la vecindad dentro de la imagen de manera que sea del mismo tamaño que la máscara. En la Figura 20 se puede observar el proceso de convolución, según el cual, para un pixel dado dentro de la imagen de entrada $x(i, j)$, cada pixel de la vecindad es multiplicado por el pixel correspondiente en la máscara de convolución, así mismo cada uno de estos productos es sumado, de manera que el nuevo valor del pixel en la imagen de salida $y(i, j)$ estará dado por la suma de todos estos productos. El procesamiento de toda la imagen se realiza desplazando la máscara y repitiendo para cada punto el mismo procedimiento. Se debe hacer la aclaratoria de que, la máscara de convolución tiene por lo general un número impar de filas y columnas y su tamaño frecuentemente es 3x3, su contenido depende del tipo de procesamiento que se desea implantar.

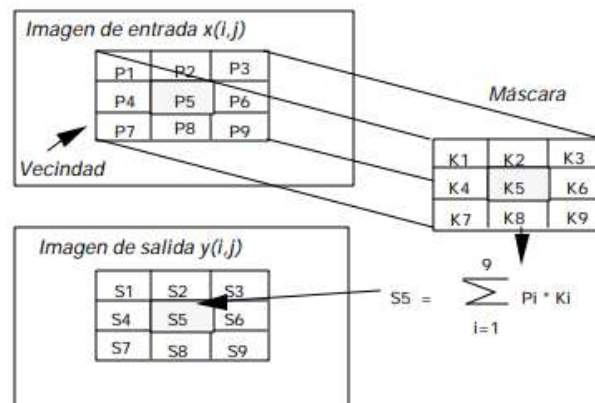


Figura 20: Proceso de convolución con una máscara

Fuente: saber.ula.ve (2021)

En la figura 20, se puede observar que cada pixel en la imagen de salida es el resultado de la suma de los productos entre los píxeles incluidos en la vecindad correspondiente en la imagen de entrada.

4.1.6 Filtraje no lineal de la imagen

En la figura 21, se puede observar un algoritmo sencillo para realizar el filtraje pasa bajo de una imagen contaminada con ruido aleatorio. Dicha técnica examina secuencialmente cada pixel, y si la magnitud del mismo, es mayor que el nivel de gris promedio de sus vecinos más un cierto umbral E , tal pixel se sustituye por el valor

promedio, en caso contrario, se deja tal valor inalterado. El tamaño de la vecindad a considerar, debe elegirse cuidadosamente, pues en caso de ser muy grande puede introducir borrosidad apreciable. El valor del umbral pudiera determinarse a partir de información del ruido que contamina a la imagen tal como la varianza del mismo

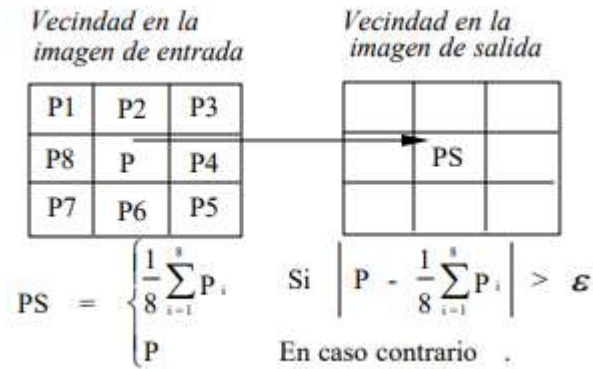


Figura 21: Ejemplo de algoritmo de suavizamiento utilizando el filtro promediador

Fuente: saber.ula.ve (2021)

4.1.7 Detección de contorno

Como ya se explicó, la técnica de detección de contorno se usa en una gran parte en las etapas del proceso de segmentación cuyo objetivo es particionar la imagen en regiones asociadas a los diferentes elementos que componen la escena.

Un borde en una imagen, es un límite o contorno en el cual ocurren cambios significativos en algún parámetro físico de la imagen, tal como la reflectancia superficial, la iluminación o la distancia de la superficie visible al observador, los cambios en los parámetros físicos de la imagen se manifiestan de diversas formas, incluyendo cambios en intensidad, color y textura.

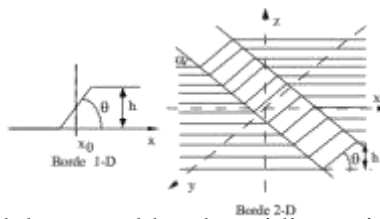


Figura 22: Modelo para el borde unidimensional y bidimensional

Fuente: saber.ula.ve (2021)

En la figura 22, se pueden observar los diagramas esquemáticos de bordes unidimensionales y bidimensionales, los cuales son modelados usualmente como un incremento en rampa, en los niveles de gris de la imagen, en el caso de un nivel de gris bajo a un nivel gris alto, siendo válida la definición para el caso contrario. En el caso bidimensional, cada punto (x, y) define la posición del pixel y la coordenada z define la amplitud del nivel de gris.

En el caso unidimensional, el borde se caracteriza por la altura, la pendiente y la coordenada x_0 del punto medio de la pendiente, entonces se puede decir que existe un borde si tanto el ángulo de la pendiente como la altura superan un cierto valor umbral.

En el caso bidimensional, se aclara que es importante la orientación con respecto al eje x , en cualquier caso, lo deseable es que el detector de contorno produzca un pixel indicador del contorno, ubicado en el punto medio de la pendiente

4.1.8 Segmentación de imágenes

Como ya fue explicado, la segmentación de imágenes se usa en la identificación de estructuras anatómicas presentes en la imagen, como ejemplo se tiene:

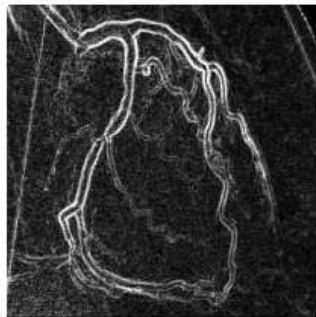


Figura 23: Ejemplo de angiograma sin modificaciones de contorno

Fuente: saber.ula.ve (2021)



Figura 24: Ejemplo de un angiograma con realce y detección de contorno

Fuente: saber.ula.ve (2021)

Operador de Roberts: es un operador que aproxima el gradiente como la suma del valor absoluto del gradiente según dos direcciones ortogonales, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$y(i,j) = |f(i,j) - f(i + 1,j + 1)| + |f(i,j + 1) - f(i+,j)| \quad (23)$$

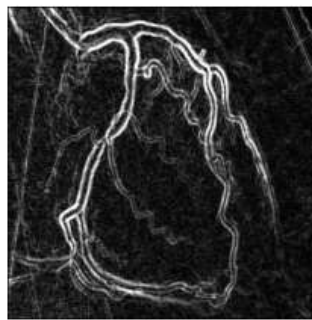


Figura 25: Ejemplo de angiograma con realce de contornos obtenido mediante el operador de Roberts y se puede observar el contorno resultante al procesar mediante un umbral la imagen obtenida

Fuente: saber.ula.ve (2021)

Operador de Sobel: utilizados para la acentuación de bordes, es el operador de Sobel, el mismo consiste en considerar, una vecindad de 3 x 3 pixeles, en donde cada uno de los pixeles se designa como se puede observar en la figura 26, dicho operador viene dado por la siguiente ecuación:

$$y(i,j) = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (24)$$

Donde:

$$X = (A2 + 2A3 + A4) - (A0 + 2A7 + A6) \quad (25)$$

$$Y = (A0 + 2A1 + A2) - (A6 + 2A5 + A4) \quad (26)$$

A0	A1	A2
A7	$f(i,j)$	A3
A6	A5	A4

Figura 26: Designación de los pixeles contenidos en la ventana corrediza usada en el operador de Sobel

Fuente: saber.ula.ve (2021)

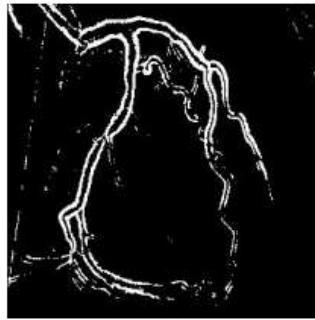


Figura 27: Ejemplo de angiograma con realce obtenido mediante el operador de Sobel

Fuente: saber.ula.ve (2021)

Lo que logran la mayor parte de los métodos explicados de segmentación de imágenes, son regiones en las que a menudo se observa la presencia de huecos adicionalmente los limites o bordes de las mismos no son simples. Uno de los métodos que usualmente se sigue para implantar la segmentación consiste en primero determinar los bordes del objeto, utilizando las técnicas estudiadas en las secciones anteriores, seguidamente resulta necesario determinar el interior del objeto y clasificar los pixeles incluidos en tal borde como pertenecientes al objeto.

FASE 2

4.2 Análisis del comportamiento de los diferentes métodos de compresión para imágenes médicas.

La compresión de imágenes comprende un conjunto de técnicas que se aplican a las imágenes para almacenarlas o transmitir las de manera eficiente. Utiliza las técnicas de

compresión de datos digitales, por eso es importante presentar en qué consiste esta. Según González y Wood (2008):

“Es el proceso de reducción del volumen de datos para representar una determinada cantidad de información. Es decir, un conjunto de datos puede contener datos redundantes que son de poca relevancia o son datos que se repiten en el conjunto, los cuales si se identifican pueden ser eliminados.”

Por otra parte, la medicina moderna es una actividad cada vez más compleja y las imágenes médicas constituyen una de las fuentes de mayor importancia, por cuanto ofrecen un apoyo integral del acto médico: el diagnóstico y el seguimiento. Sin embargo, la cantidad de información generada por los dispositivos de adquisición de imágenes sobrepasa rápidamente la disponibilidad de almacenamiento que tienen los servicios médicos, lo cual genera costos adicionales en equipos de cómputo con mayor capacidad de almacenamiento.

Como resultado a esta problemática, a lo largo de los años se han desarrollado diferentes métodos para abordar el alto contenido de bits, en una imagen médica; y entre las técnicas de compresión actualmente desarrolladas, las podemos agrupar en dos grandes clases:

- a. Técnicas de compresión sin pérdida de información.
- b. Técnicas de compresión con pérdida de información.

4.2.1 Técnicas de compresión sin pérdida de información

Cuando hablamos de la compresión sin pérdidas, la información se regenera sin errores, es decir, son iguales al original. Mientras que, en la segunda, las imágenes reconstruidas son más o menos diferentes de la imagen original. En cada clasificación hay estrategias o algoritmos de compresión que destacan, los que son presentados en las siguientes subsecciones junto con sus características.

Cabe destacar que, las técnicas de compresión se basan en reducir la redundancia presente en los datos. Típicamente, un algoritmo de compresión sin pérdida puede llegar a alcanzar factores de compresión de no más de 2:1, en promedio. Si se desea aumentar la tasa de compresión, entonces será necesario aplicar técnicas que exploten

aún más las características espaciales (redundancia - intraframe) y temporales (redundancia - interframe) de las imágenes con características volumétricas.

4.2.1.1 Codificación run length

Es un método de compresión muy simple, usado para datos secuenciales. Esta técnica sustituye las secuencias de símbolos idénticos (píxeles) llamados runs. La codificación “run length” para imágenes en escalas de grises es representada por una secuencia $\{V_i, R_i\}$, en la cual V_i es la intensidad del píxel y R_i hace referencia al número consecutivo del píxel con una intensidad V_i .

Pongamos por caso, una línea en una imagen que se inicia con un carácter blanco o vacío, seguido de 10 caracteres negros y finaliza con otro carácter blanco o vacío, la representación de la línea se realizará de la siguiente manera: 1B10N1B.

En definitiva, dada la sencillez de su implementación y eficiencia en términos de velocidad, este método ha logrado increíbles resultados con imágenes de tomografía computarizada, mostrando una mejora de tres (3) dB a cuatro (4) dB en su relación señal a ruido de pico, en comparación con otras técnicas de compresión sin pérdida. Este método también se utiliza en combinación con otros, así el formato JPEG lo utiliza después de transformar y cuantificar bloques de imágenes.

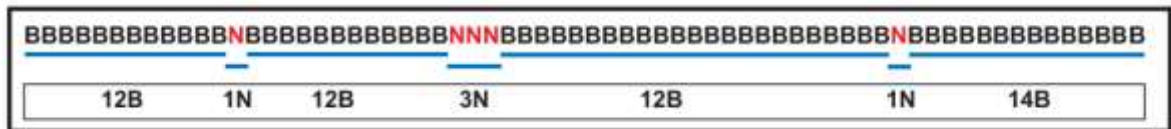


Figura 28: Ejemplificación del código Run Length

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

4.2.1.2 Código Huffman

Ahora veamos, la codificación de símbolos, basada en la frecuencia de su presentación estadística (probabilidad). Los píxeles en la imagen son tratados como símbolos, los símbolos que se presentan con mayor frecuencia son asignados a un número pequeño de bits, mientras que los símbolos con menor frecuencia son asignados a un número de bits más grande.

En concreto, el codificador Huffman diseña una estructura arbórea ordenada, con todas las frecuencias con la que aparecen, cada uno de los símbolos. Las ramas se construyen en forma recursiva comenzando con los símbolos menos frecuentes. Para comprender mejor, la construcción del árbol se realiza ordenando en primer lugar los símbolos según la frecuencia de aparición. Los dos símbolos con menor frecuencia de aparición se eliminan sucesivamente de la lista y se conectan a un nodo cuyo peso es igual a la suma de la frecuencia de los dos símbolos. El símbolo con menor peso es asignado a la rama “1”, el otro a la rama “0” y así sucesivamente, considerando cada nodo formado como un símbolo nuevo, hasta que se obtiene un nodo principal llamado raíz. El código de cada símbolo corresponde a la sucesión de códigos en el camino, comenzando desde este carácter hasta la raíz. De esta manera, cuanto más dentro del árbol esté el símbolo, más largo será el código.

A continuación, se observa el código binario que se genera para el alfabeto que se muestra en la base de la estructura y que aparece junto con sus frecuencias.

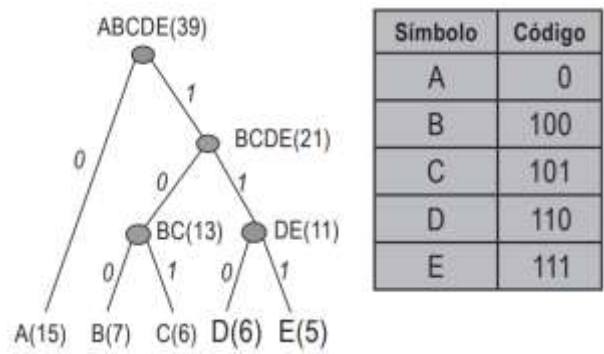


Figura 29: Ejemplo N°1 del código Huffman

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

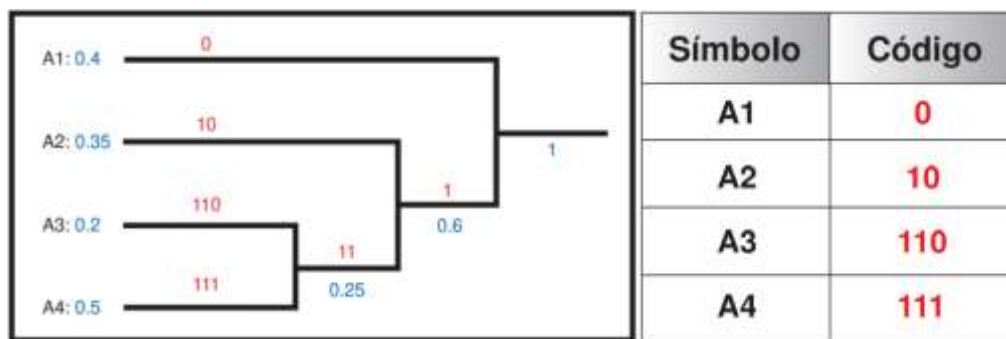


Figura 30: Ejemplo N°2 del código Huffman

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Se debe agregar que, las compresiones basadas en este tipo de código producen buenas proporciones de compresión, en particular, para las imágenes monocromáticas (faxes, por ejemplo). Se utiliza especialmente en las recomendaciones T4 y T5 utilizadas en ITU-T.

Sin embargo, tiene el defecto de que depende del diccionario que se crea para la descompresión de la imagen. Sin esta base de datos creada, este método no puede funcionar.

4.2.1.3 Pirámide de Laplace

Como su nombre lo indica, esta técnica utiliza una representación de la imagen como una pirámide de imágenes, obtenidas filtrando la imagen original con una secuencia de pequeños filtros similares al gaussiano, cuyo radio es variable. Cada una de las versiones filtradas corresponde a un componente con diferente información de frecuencia que, cuando se ensamblan como un solo objeto, se conoce como la pirámide de Laplace.

Con respecto a la reconstrucción, es exacta e independiente de la elección de los filtros. La pirámide completa se construye de manera iterativa, filtrando y ‘submuestreando’ la ‘sub-banda’ de frecuencias bajas. Está técnica, además de ser adecuada para la compresión de imágenes, es particularmente útil en tareas de transmisión progresiva a través de un canal de baja capacidad. La transmisión progresiva se logra

mediante el envío ordenado de los coeficientes de las capas de menor a mayor resolución.

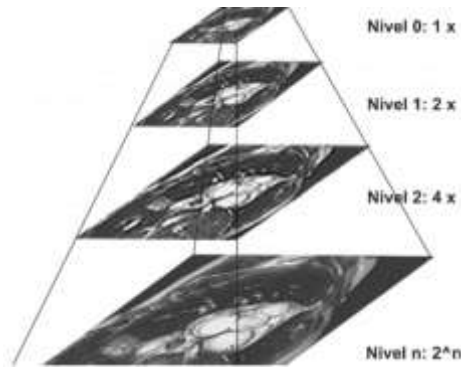


Figura 31: Ejemplo de pirámide de Laplace

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

No obstante, una de las principales desventajas de esta técnica es que los errores en la cuantificación de las ‘sub-bandas’ de mayor frecuencia, no permanecen en estas, sino que aparecen en la imagen reconstruida como ruido blanco, es decir, como ruido compuesto de un número muy alto de diferentes frecuencias. Este método de codificación se ha utilizado en el desarrollo de algoritmos de contraste multiescalar para imágenes de mamografía. Estos algoritmos buscan modificar los coeficientes iterativamente, nivel por nivel, hasta obtener una imagen mejorada en el nivel más bajo. Los resultados muestran un mejor contraste en las imágenes de mamografía.

4.2.2 Técnicas de compresión con pérdida de información.

En esta clasificación, la imagen o secuencia reconstruida es diferente de la imagen original. Se emplean principalmente cuando las imágenes tienen información redundante susceptible de ser eliminada o reducida. En este método se puede resaltar la codificación del nivel de brillo de una muestra (luminancia o componente Y) y las diferencias de color [azul (Cb), roja (Cr) y verde (Cg)]. La reducción se realiza utilizando técnicas de codificación basada en la fuente “source encoding”, que

codifican los datos basándose en las propiedades y características de sus imágenes, permiten tasas de compresión alta y generalmente son para propósitos específicos.

4.2.2.1 Algoritmo EZW

El siguiente punto trata, del método de compresión EZW el cual, fue propuesto por Shapiro en 1993. Este método explota las propiedades aportadas por la DWT, para obtener resultados satisfactorios en la compresión: un gran porcentaje de coeficientes wavelets próximos a cero y la agrupación de la energía de la imagen.

Como respecto a este primer algoritmo de compresión con pérdidas, se tiene que destacar la sensibilidad que posee, con respecto al grupo de bits transmitidos por orden de significancia, que le permite una compresión progresiva “embedded coding” de la imagen. Cuantos más bits se añadan al resultado de la compresión, más detalles se estarán transmitiendo. La implementación del EZW se realiza mediante el algoritmo de incrustación definido por Shapiro, donde, el algoritmo de incrustación, cuantifica los coeficientes wavelet de la imagen en pasos dados por potencias de dos, reduciéndose progresivamente en sucesivas iteraciones.

Antes de examinar el comportamiento de este método, se tiene que tener todos los términos definidos, para empezar a comprimir. Una aproximación muy directa es simplemente transmitir los valores de los coeficientes en orden decreciente, pero esto no es muy eficiente. De esta manera se utilizan muchos bits y no utilizamos el hecho de que sabemos que los coeficientes están prácticamente ya ordenados de forma decreciente. Una mejor aproximación es usar una tolerancia y una única señal para decodificar si los valores son mayores o menores que una tolerancia. Para llegar a la reconstrucción perfecta repetimos el proceso después de disminuir la tolerancia hasta que ésta llegue a ser menor que el coeficiente más pequeño que queremos transmitir. Podemos hacer que este proceso sea mucho más eficiente para el decodificador si utilizamos una sucesión de tolerancias predeterminada pues no tenemos que transmitir las al decodificador y así salvar algo de ancho de banda. Si la sucesión predeterminada es una secuencia de potencias de dos esto se convertirá en codificación

por planos de bits ya que las tolerancias en este caso corresponden a los bits en la representación binaria de los coeficientes. Las sub-bandas con frecuencias altas deben ser escaneadas siempre antes que las sub-bandas de frecuencias bajas. El método EZW utiliza este tipo de codificación.

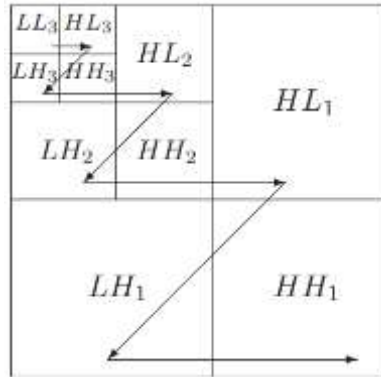


Figura 32: Codificación EZW

Fuente: J.M. Shapiro (1993). "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients"

Como se ha comentado, EZW utiliza un orden de escaneo predefinido para codificar la transmisión de los coeficientes wavelet, pero el uso de los zerotrees codifica implícitamente muchas posiciones. Varios órdenes de escaneo son posibles, mientras las escalas altas sean completamente escaneadas antes de pasar a las escalas más bajas. En se utiliza un escaneo del tipo raster. El orden de escaneo tiene influencia en la compresión final.

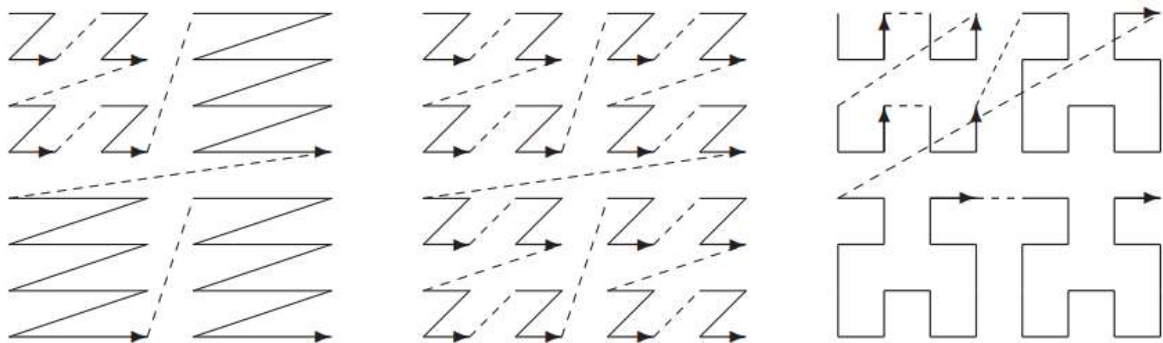


Figura 33: Ordenes de escaneo. Tres ejemplos de escaneo de una imagen con dos niveles de descomposición wavelet (izquierda: Raster, centro: Morton, derecha: Peano).

Fuente: J.M. Shapiro (1993). "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients"

4.2.2.2 Algoritmo SPIHT

Por último, se resaltaré el algoritmo SPIHT, método que codifica eficientemente los mapas de significancia, aprovechando la similaridad o semejanza que existe entre las diferentes escalas, aunque no explota la redundancia que pueda existir entre las tres bandas de una misma escala. El algoritmo SPIHT de Said y Pearlman (1996), se menciona que: "Obtiene resultados similares con una complejidad baja. El tipo de codificación que realiza se basa en la clasificación por Orden de bits significativos, resultando ser un método efectivo y económico en el uso de recursos."

De acuerdo con las investigaciones al pasar de los años, el SPIHT ofrece una nueva y mejor implementación del EZW basada en la utilización de conjuntos de datos organizados en árboles jerárquicos, es decir, el SPIHT tiene en cuenta la significancia de la descendencia del coeficiente que codifica.

De igual manera que el EZW, el SPIHT transforma mediante la DWT la imagen a comprimir, y organiza los coeficientes wavelet resultantes en árboles de orientación espacial. Los coeficientes wavelet obtenidos mediante la transformada wavelet discreta son valores reales, que se convertirán a enteros mediante una cuantificación. Además, la representación interna del ordenador exige un número finito de bits por coeficiente, que supone una cuantificación fina.

Hay que subrayar, que el método de cuantización a escoger, tiene que tener la mejor eficacia, ya que en este proceso se pierde parte de la información.



Figura 34: Diagrama de bloques del algoritmo SIPHT

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

El primer paso para la codificación, consiste en la creación de un mapa de significancia por cada umbral de estudio. Dicho mapa contendrá información sobre si un coeficiente está dentro del umbral de estudio o no. El mapa de significancia se obtiene empleando los árboles de orientación espacial (relación de herencia entre los coeficientes wavelet) y transmitiendo la significancia de hijos a padres.

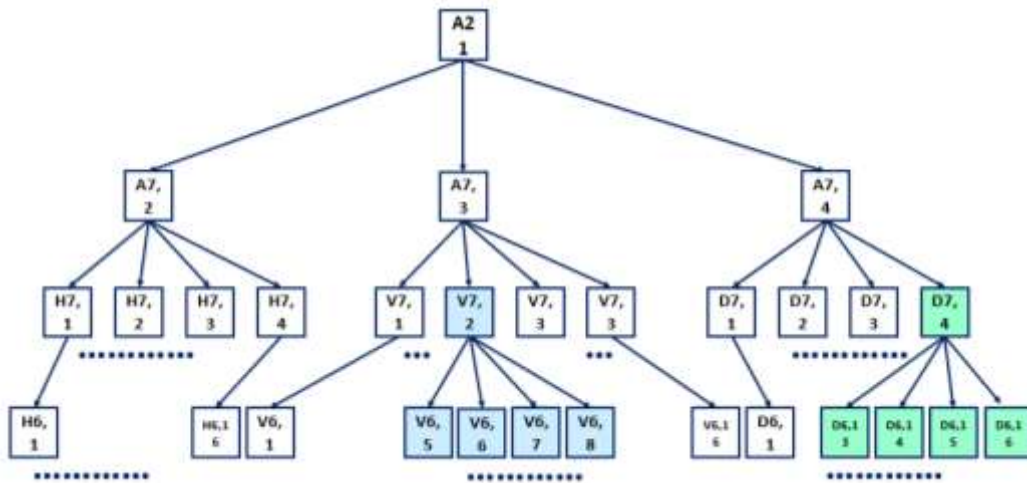


Figura 35: Árbol jerárquico

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Posteriormente, el primer umbral viene determinado por el bit más significativo del coeficiente mayor en valor absoluto. En las etapas posteriores, basta con disminuir dicho umbral de uno en uno.

Cabe destacar que, para la implementación del algoritmo, se usan tres listas:

- Lista píxeles no significativos (LIP),
- Lista de píxeles significativos (LSP),
- Lista de no significativas (LIS).

Luego, se dirige a la fase de inicialización “n” (el umbral inicial), donde el valor más próximo torna, a una potencia de dos, obtenido de la matriz de coeficientes (el

coeficiente con mayor valor absoluto). “LSP” está vacía, “LIP” toma las coordenadas de los píxeles de nivel más alto y “LIS” las de los píxeles raíz como tipo A. El siguiente paso consiste en la transmisión de bits significativos mediante dos operaciones: ordenación y refinamiento.

A continuación, se verifica si cada entrada de tipo A en LIP es o no significativa para el umbral (n) actual. Si lo es, se trasmite un uno, además del signo del pixel, para posteriormente cambiar sus coordenadas a “LSP”. Si no es significativo, se trasmite un cero. Una vez realizado este proceso, se repite nuevamente con respecto a “LIS”, por lo que se estaría finalizando la ordenación.

Para finalizar, se realiza el refinamiento, el cual consiste en evaluar los componentes LSP introducidos en las pasadas anteriores, enviando el enésimo bit significativo. Por último, se reduce el umbral en uno y se vuelve al paso de ordenación. El ciclo repite hasta alcanzar el cero (incluido). El resultado del algoritmo es un vector compuesto por ceros y unos, que serán empaquetados y almacenados en un fichero extensión RAW. El número de elementos de este mapa determina el factor de compresión por el algoritmo para la imagen dada.

FASE 3

4.3 Diseño del Programa

Un sistema de compresión de imágenes está compuesto por las siguientes tres etapas.
(Ver figura)

- Transformación
- Cuantización
- Codificación

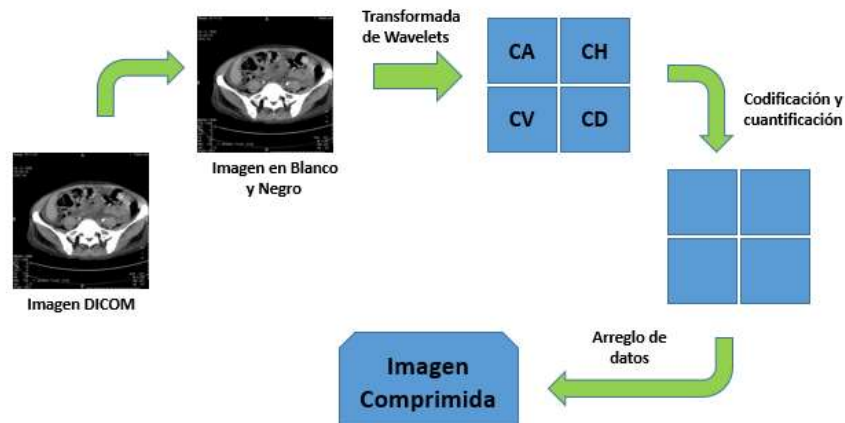


Figura 36. Etapas de un compresión de imágenes.

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

En la figura 36 se puede observar el esquema de una compresión de imagen en el cual primeramente se necesita obtener la imagen en formato Dicom, seguidamente se realiza una transformación para pasar a una imagen en blanco y negro la cual conforma una matriz de enteros $M \times N$ dentro de un rango específico como por ejemplo entre 0 y $L-1$, generalmente se asocia el color negro con el valor 0 y el blanco con el valor $L-1$. Cada elemento de la matriz es distinguido como pixel y su valor está asociado con una matriz particular en escala de grises. Seguidamente se aplica la transformada de wavelet en la cual deja un arreglo de los coeficientes obtenidos por esta transformada y este mismo pasa por un algoritmo de codificación y cuantificación. Luego se realiza un arreglo de datos y se obtiene la imagen comprimida.

4.3.1 Transformación

En esta etapa se emplea una función que convierte el conjunto de datos de la imagen original en un nuevo conjunto de datos en los cuales se excluye la información redundante sin pérdida de información.

En este caso se aplicó la Transformada Wavelet porque permite localizar en la imagen toda la información “oculta” es decir los niveles de resolución que como por ejemplo con la Transformada de Fourier no se puede encontrar.

Para la elección del mejor grupo de bases wavelet se toma en cuenta el filtro wavelet que se debe utilizar, debido a que la representación de la gráfica debe ser de alta calidad se requiere de filtros con un gran número de momentos desvanecidos para que las partes suaves de la imagen produzcan coeficientes wavelets muy pequeños. Los filtros que se utilizaron son de las Wavelets Atómicas de Kravchenko

El filtro paso bajo de descomposición es el siguiente:

$$H(w) = \sqrt{2} H_0 = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_n e^{inw} \quad (27)$$

En la siguiente imagen se observan los coeficientes del filtro paso bajo.

N	$g_n = g_{-n}$	N	$g_n = g_{-n}$
1	-0.438708965447715	17	-0.001190436285742
2	0.757696698674595	18	-0.001941676039092
3	-0.438708965447716	19	-0.000384533687802
4	-0.047097949870288	20	0.000501460496150
5	0.118028794320359	21	0.000701405743411
6	0.037706314314555	22	0.000468177622539
7	-0.043606360094327	23	-0.000257297316413
8	-0.025214916873357	24	-0.000649954951212
9	0.011462076128870	25	-0.000265524204123
10	0.013003645662999	26	0.000309067549210
11	0.001877974964581	27	0.000464513517405
12	-0.003760753697217	28	0.000103937334339
13	-0.005086624232600	29	-0.000326529626101
14	-0.001348620154255	30	0.000289041675800
15	0.003641208512878	31	0.000067886949634
16	0.002763266479132	32	0.000215180672472

Figura 37. Coeficientes de filtro para la función mediante la transformada de Wavelets de Kravchenko

Fuente: V. I. P. V. F. Kravchenko, «New System of Kravchenko Orthogonal Wavelets,» *COMPUTER SCIENCE*, vol. 428, n° 5, pp. 778-779, 200

4.3.2 Cuantización

Posteriormente de que la imagen haya sido transformada, se adquiere una matriz de $M \times M$ con coeficientes que deben ser cuantizados. Mediante la descomposición de una imagen médica con transformada wavelet se obtienen cuatro componentes, se puede observar las componentes con la información que contienen ya sean frecuencias bajas o altas y en qué dirección vertical u horizontal.

Componentes	Horizontal	Vertical
LL	Baja Frecuencia	Baja Frecuencia
LH	Baja Frecuencia	Alta Frecuencia
HL	Alta Frecuencia	Baja Frecuencia
HH	Alta Frecuencia	Alta Frecuencia

Figura 38. Componentes de la Descomposición de una Imagen con Wavelet

Fuente: V. Kravchenko, H. Perez y V. Ponomaryov, *Adaptative Digital Processing of Multidimensional Signals with Applications*,

Estas cuatro (4) componentes obtenidas en la cuantización de la imagen médica, poseen el nombre de:

- Componente de aproximación
- Componente horizontal
- Componente vertical
- Componente diagonal

4.3.3 Codificación

Una vez se esté en la etapa de decodificación, se empieza a obtener los datos necesarios para iniciar la compresión, donde consiste en una fila de $M2$ enteros entre 0 y $r-1$, para algún entero positivo r . Esta fila de números hay que codificarla y aprovechar la redundancia, es en este sector donde se realiza la disminución del número de bits que se requieren para almacenar la fila.

Este proceso va ligado directamente con el proceso de filtrado que, la misma transformada Wavelet de Kravchenko otorga (Debido a los coeficientes mostrados en la Figura 37) a las componentes anteriormente obtenidas en la cuantización.

4.3.4 MatLab

Con Respecto a el programa realizado para la compresión de imágenes médicas, se tiene el siguiente diagrama de bloques para Matlab (ver figura 39).

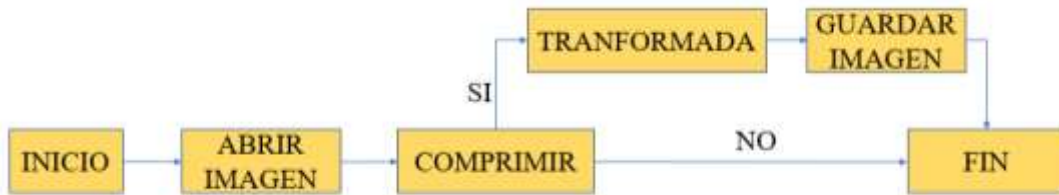


Figura 39. Diagrama de bloques

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

4.3.5 Interfaz & Funciones

En cuanto a la interfaz del programa en matlab, se puede dividir en dos interfaces, miGui1 (interfaz 1) y miGUI2 (interfaz 2).

```

1 function varargout = miGUI(varargin)
2 % NO editar este código es para la GUI
3
4 gui_Singleton = 1;
5 gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
6                  'gui_Singleton',   gui_Singleton, ...
7                  'gui_OpeningFcn', @miGUI_OpeningFcn, ...
8                  'gui_OutputFcn',  @miGUI_OutputFcn, ...
9                  'gui_LayoutFcn',   [] , ...
10                 'gui_Callback',    []);
11
12 if nargin && ischar(varargin{1})
13     gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
14
15 if nargin
16     % ...
  
```

Figura 40. Código inicial de la interfaz de Matlab GUI

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021



Figura 41. Interfaz uno (1)

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

En la interfaz uno (1), se tienen tres sectores que se pueden destacar. En el sector 1 se tiene el panel de control, que posee como finalidad la apertura, compresión y exportación de la imagen a procesar.



Figura 42. Panel de Control

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Dentro del panel de control, se tiene tres (3) botones:

1. **Abrir:** Este boton posee como finalidad la apertura de la imagen en formato DICOM (.dcm), y posteriormente es reflejada en una variable global "im". En el momento que esta imagen medica es asimilada correctamente por matlab, se podra visualizar en sector dos (2). Esta "asimilacion" viene dado por el histograma y la normalización de la imagen (Parámetros necesarios para el cálculo de la compresión).

```
imagenesDicom.m  miGUI.m  miGUI.m  wave2.m  +
58 % --- Executes on button press in pushbutton1.
59 function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
60 % Abrir la Imagen en formato DICOM
61 -   clear %limpia
62 -   global s im valor megabytes; %declaracion de variables
63 -   [filename,pathname] = uigetfile('*.dcm','Seleccionar Imagen a Comprimir');
64 -   %carga la imagen
65 -   if isequal(filename,0)
66 -       else
67 -       handles.imagen = dicomread(fullfile(pathname, filename)); % lee la ima
68 -       axes(handles.axes1); % visualizar la imagen en un axes axis off;
69 -       imshow(handles.imagen, []);
70 -       im=handles.imagen;
71 -       s= whos('im'); %tamaño de la imagen
4
```

Figura 43. Codig boton "Abrir"

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Como se ha dicho anteriormente, esta imagen medica sera visualizada en el segundo sector de la interfaz uno (1), en los “axes”. El “axes1” corresponde al visualizador de la imagen original, y el “axes2” corresponde al visualizador de la imagen comprimida. Sumado a eso, posee un indicar de peso, en la zona inferior; dicho indicador posee como unidad de medida el Megabits (MB).

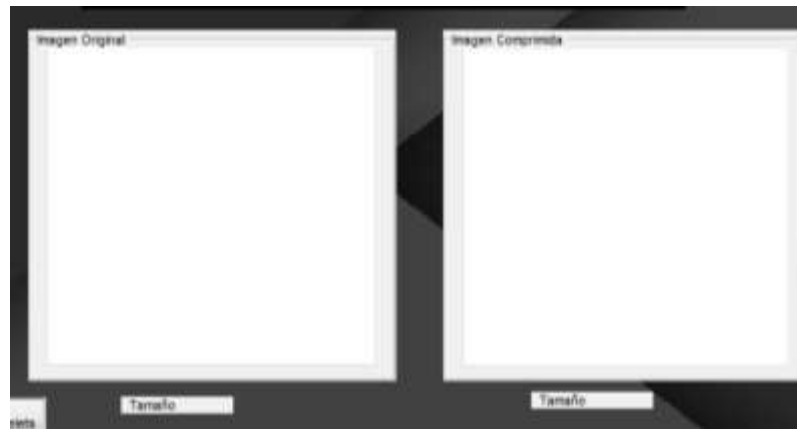


Figura 44. Visualizadores (axes)

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

Asi, (ver figura 45), se podra visualizar la imagen, una vez cargada en matlab.

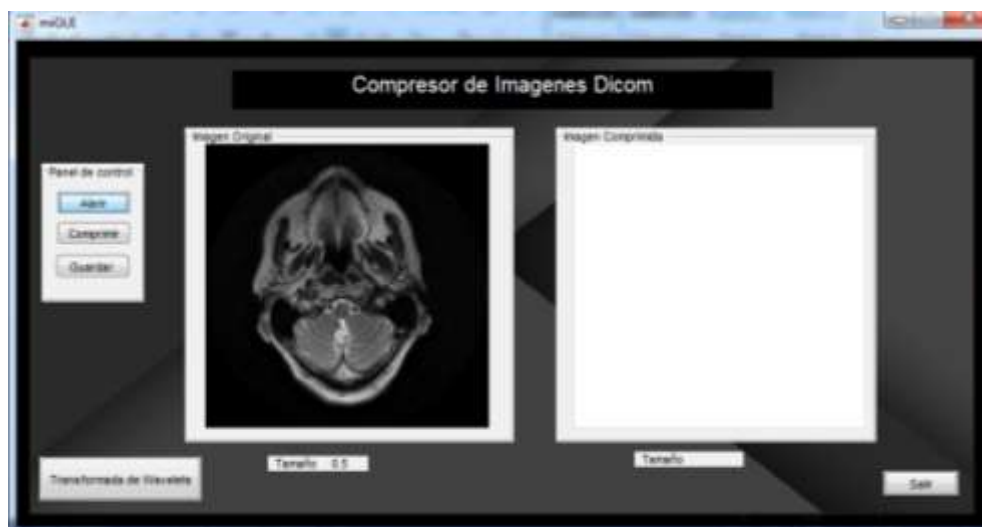


Figura 45. Imagen cargada en el “Visualizador 1”

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

2. **Comprimir:** Este boton posee como finalidad, la compresion de la imagen medica ya carga en matlab. En este proceso, actuan los coeficientes de transformada de Wavelet de Kravchenko (filtros deducidos por la tabla de la figura 37), se realiza la cuantización, y una vez obtenidos y almacenados las cuatro (4) componentes, se aplica el diezmodo de la imagen. Después de hacer el diezmodo, para poder obtener la imagen comprimida se necesita realizar otra normalización a la imagen médica, esta imagen normalizada es la compresión total de la imagen DICOM, y es la imagen imprimida en el “axes2” (Visualizador 2).

```

91
92 function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles)
93 - global im d b w lpf hpf lpf2 hpf2 norm norm2 captra chori over1 coliaz
94 % HISTOGRAMA
95 - im= handles.imagen;
96 - [n,w]=size(im); %tamano
97 - tam=n*w*8;
98 - histograma=imhist(im); %obtiene el histograma
99 - axes(handles.axes2); % visualizar el histograma de la imagen original
100 - bar(histograma); d=double(im); %convertir la imagen de escala de grises
101 - norm=d/(max(max(d))); %normalizar la matriz de la imagen
102 - s=norm;
103 %
104 % IER ETAPA DE FILTROS
105 - lpf=[0.757696698674595, 0.438708965447716, -0.047097949870288,-0.118028

```

Figura 46. Boton Compression - Parte 1

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

```

103 % IER ETAPA DE FILTROS
104 - lpf=[0.757696698674595, 0.438708965447716, -0.047097949870288,-0.118028
105 - hpf=[-0.438708965447716, -0.047097949870288, 0.118028794320359,0.037706
106 - lpf2=filter2(lpf,d); %filtra los datos en s con el 2-D FIR filtrado en l
107 - hpf2=filter2(hpf,d);
108 %
109 % 2DA ETAPA DE FILTROS
110 - lpf3=lpf2(:,1:2*); %toma las filas y elimina una columna de cada dos
111 - hpf3=hpf2(:,1:2*);
112 %
113 % COMPONENTES WAVELET
114 - captra=filter2(lpf,lpf3); %componente de aproximación
115 - chori=filter2(hpf,lpf3); %componente horizontal
116 - over1=filter2(lpf,hpf3); %componente vertical
117 - coliaz=filter2(hpf,hpf3); %componente diagonal
118 %
119 % DIEZMADO HORIZONTAL

```

Figura 47. Boton “Compression” (Componentes de Wavelet) - Parte 2

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

Como se mencionó anteriormente, la visualización de la imagen comprimida, esta asigna en el “axes2” (Visualizador 2), ver figura 48.

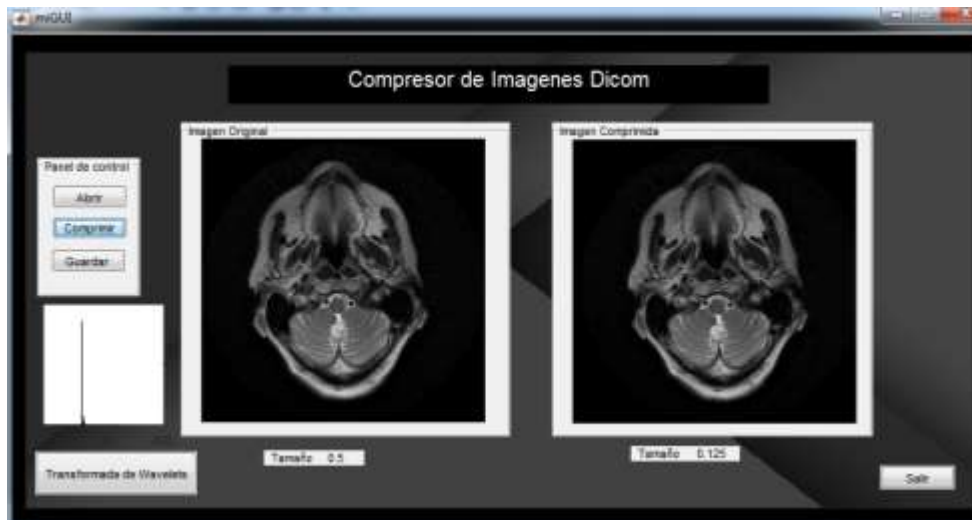


Figura 48. Imagen cargada y comprimida.

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

- 3. Guardar:** Botón que realiza la exportación de la imagen medica comprimida en formato DICOM.

prueba 1.dcm	Archivo DCM	129 KB
prueba 2.dcm	Archivo DCM	129 KB

Figura 49. Imagen exportada y comprimida.

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

```
imagenesDicom.m  miGUI.m  miGUI2.m  wave2.m  +
149
150
151  function pushbutton5_Callback(hObject, eventdata, handles)
152  try
153      y = getimage(handles.axes2);
154      if isempty(y), return, end
155      [filename,pathname] = uiputfile('*.dcm','Guardar imagen comprimida');
156      if filename==0, return, end
157      fName = fullfile(pathname,filename);
158      dicomwrite(y,fName);
159      catch
160      msgbox('Error')
161      end
162      guidata(hObject, handles);
```

Figura 50. Código botón de “Guardar”

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Para finalizar con respecto a la interfaz uno (1), se tiene la función “Transformada de Wavelets”, que tiene como finalidad, el desglose de las cuatro (4) componentes de Wavelet, y posteriormente la demostración gráfica de cada una de ellas.

Dichas gráficas de las componentes de la imagen médica, serán visualizadas en la interfaz dos (2).

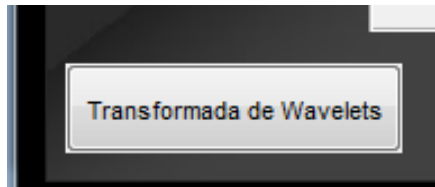


Figura 51. Botón “Transformada de Wavelets”, responsable de la apertura de la interfaz dos (2)

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Ahora veamos, miGUI2, que corresponde a la interfaz dos (2). Ver Figura 52.



Figura 52. Interfaz miGUI2 (Interfaz 2)

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

En la interfaz dos (2), se puede visualizar dos secciones; la sección de panel de control, que está formada por dos (2) botones, y los visualizadores de las componentes de wavelet, que corresponden a los “axes” tres, cuatro, cinco y seis. Dichas componentes vienen impresas gracias a los comandos realizados en la figura 53.

```

127  *APROXIMACION
128  - axes(handles.axes3);
129  - imshow(dhproc);
130  *HORIZONTAL
131  - axes(handles.axes4);
132  - imshow(dhhor);
133  *VERTICAL
134  - axes(handles.axes5);
135  - imshow(dhvert);
136  *DIAGONAL
137  - axes(handles.axes6);
138  - imshow(dhdiag);
139
140  *handles.dhproc = dhproc2;

```

Figura 53. Código de impresión de componentes.

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Las componentes de la imagen representada, se toma de la interfaz anterior, y posteriormente se imprimen las componentes que se calcularon del botón “Comprimir”. En el momento que se imprimen las componentes, no se imprimen de

forma directa, primero se necesita realizar un diezmado, y ese diezmado resultante, es la impresión de las componentes de la transformada de wavelet en los respectivos “axes” (Visualizadores).

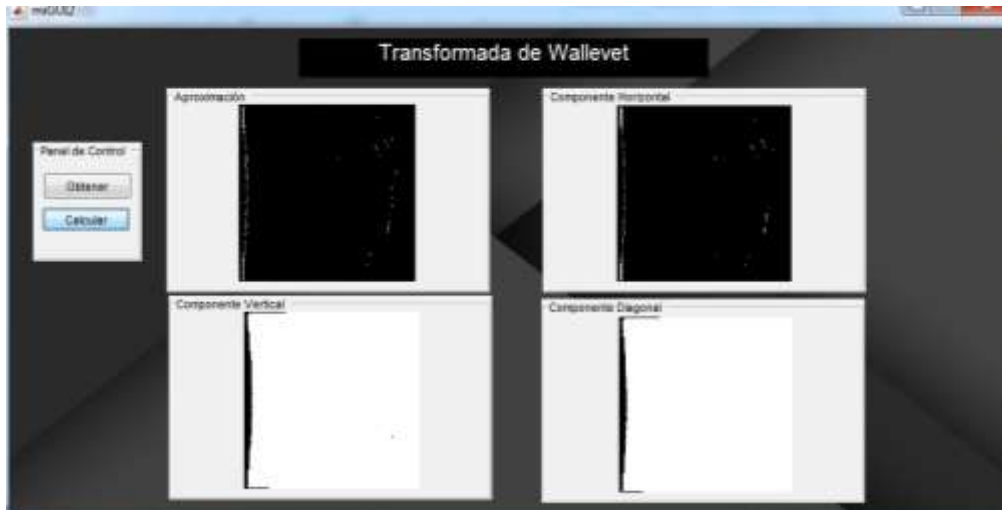


Figura 54. Ejemplo de visualización de las componentes de Wavelet cuantizadas.

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Para finalizar, se tiene el boton de “Salir”, y posee como finalidad, el cierre del programa.

```

74 = guidata(hObject, handles);
77
78
79
80 % --- Executes on button press in pushbutton2 BOTON SALIR.
81 function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
82     opo=questdlg('Salir del programa?','SALIR','Si','No','No');
83     if strcmp(opo,'No')
84         return;
85     end
86     clear,clc,close all
87     close (goh);
88 % hObject    handle to pushbutton2 (see GCBO)
89 % eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
90 % handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

```

Figura 55. Código correspondiente del boton “Salir”

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021



Figura 56. Imagen 1 - Comprimida

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

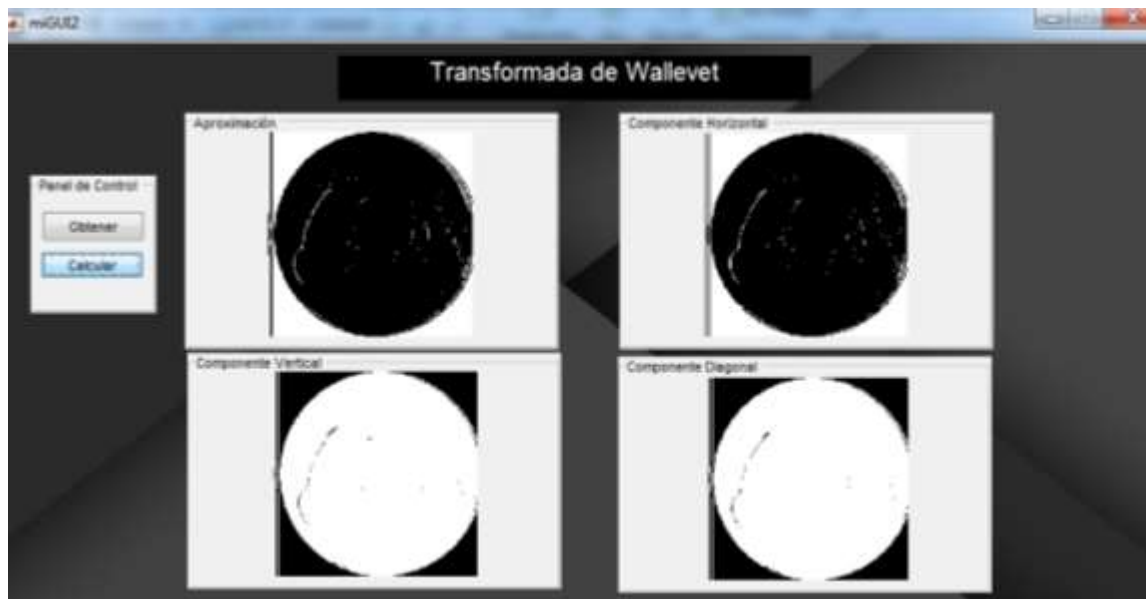


Figura 57. Imagen 1 - Componentes

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

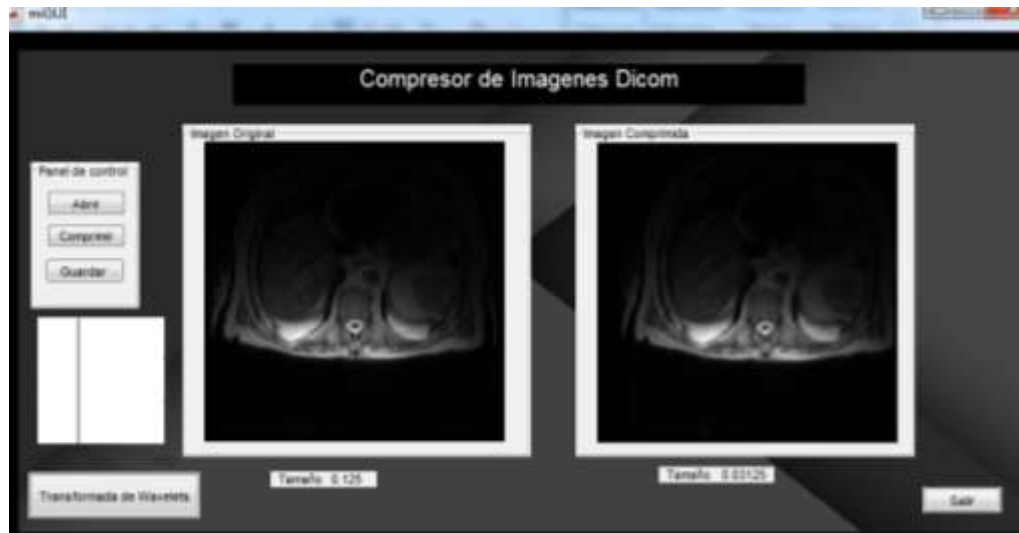


Figura 58. Imagen 2 - Comprimida

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

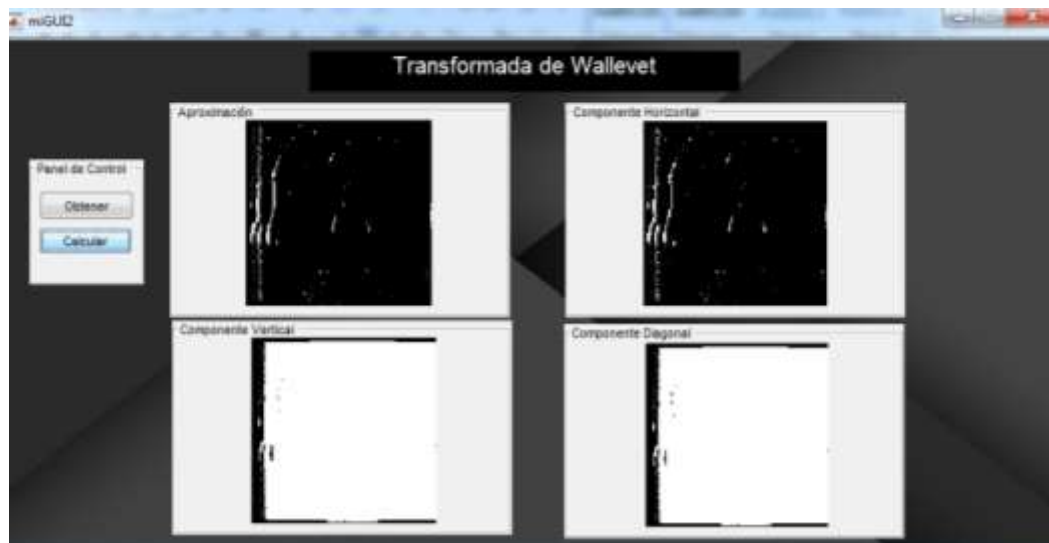


Figura 59. Imagen 2 - Componentes

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021



Figura 60. Imagen 3 - Comprimida

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

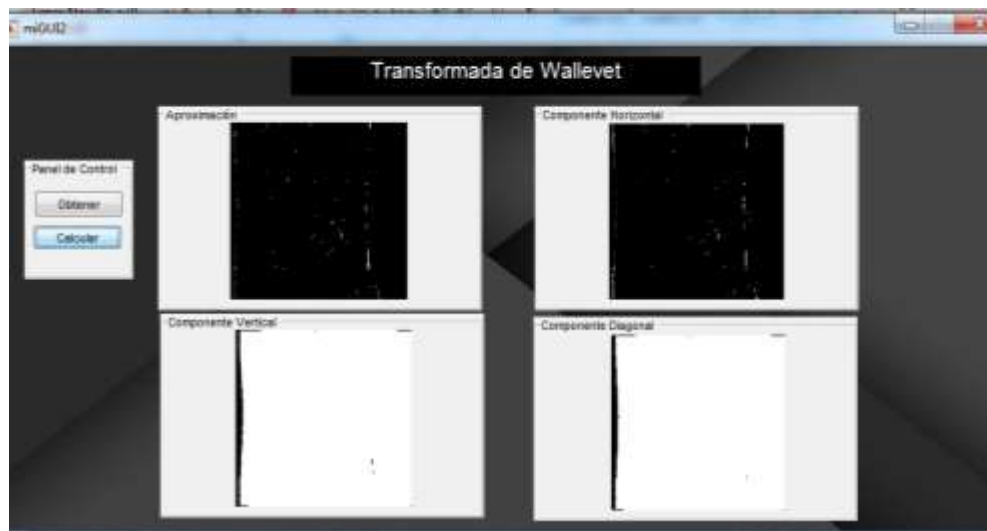


Figura 61. Imagen 3 - Componentes

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021



Figura 62. Imagen 4 - Comprimida

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

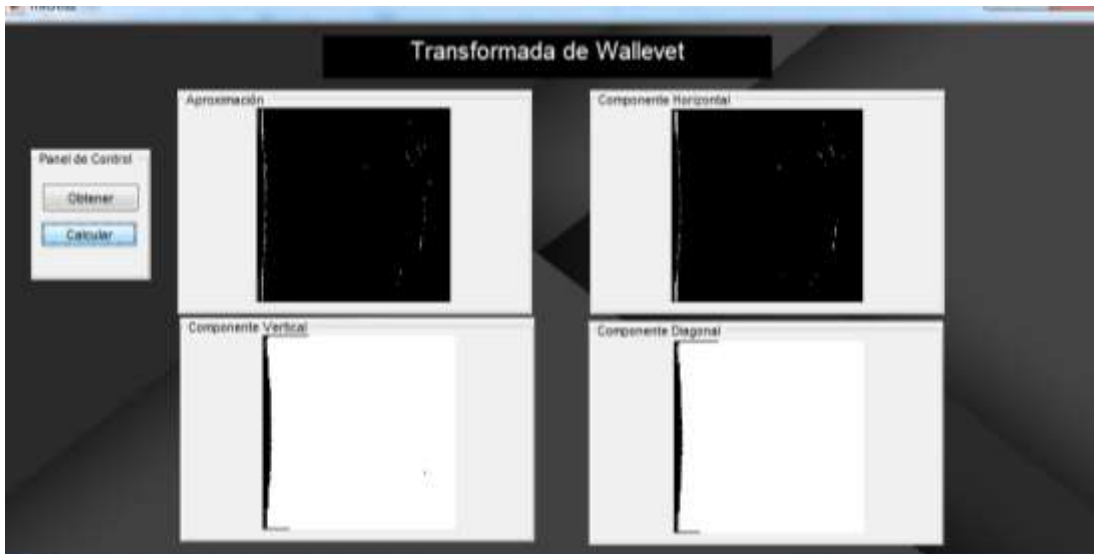


Figura 63. Imagen 4 - Componentes

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

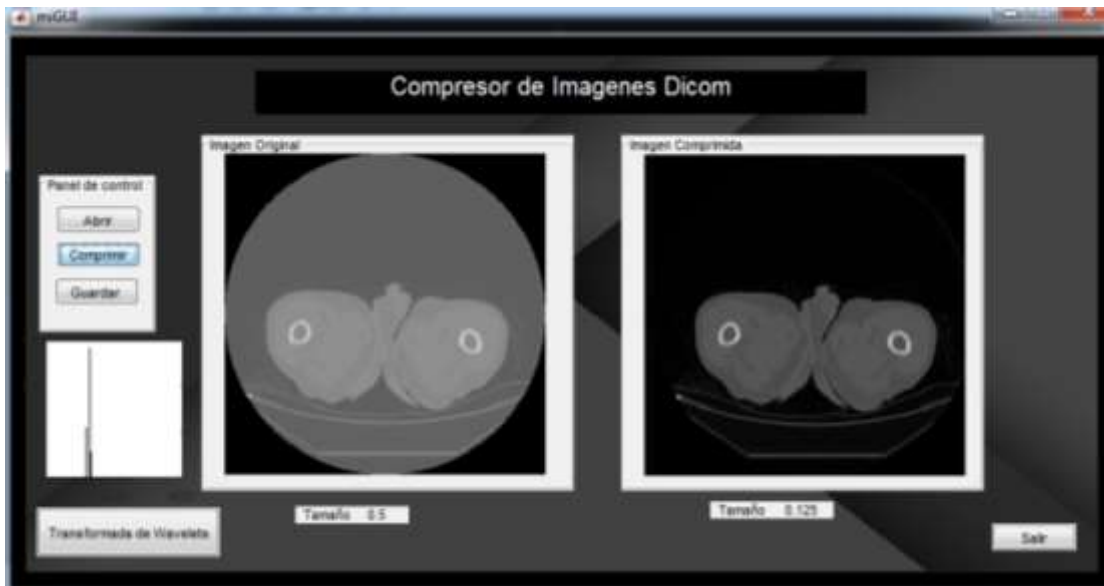


Figura 64. Imagen 5 - Comprimida

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021

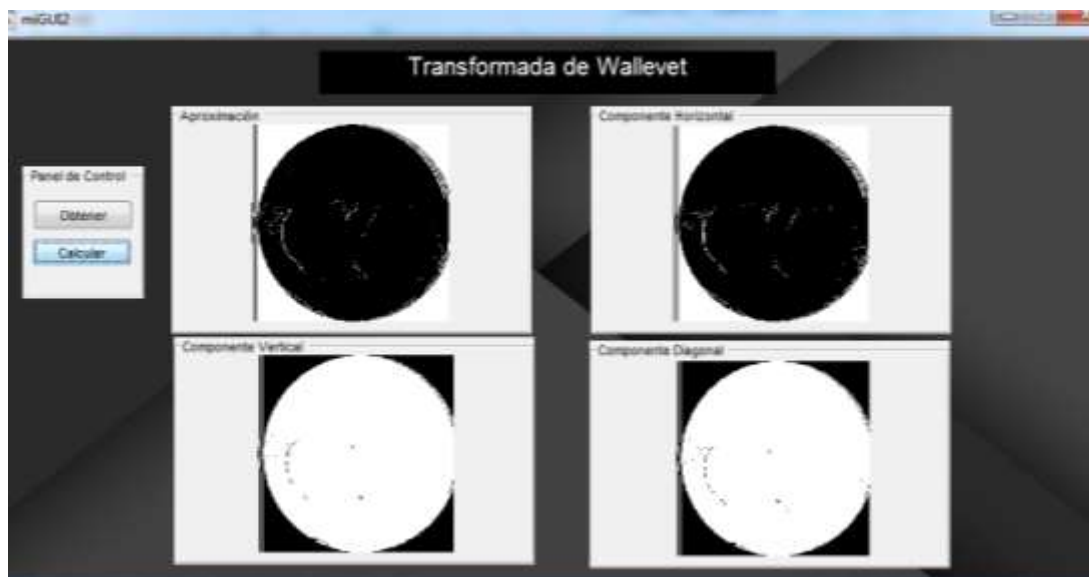


Figura 65. Imagen 5 - Componentes

Fuente: Barrios, Martinez, 2.021



Figura 66. Imagen 6 - Comprimida

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

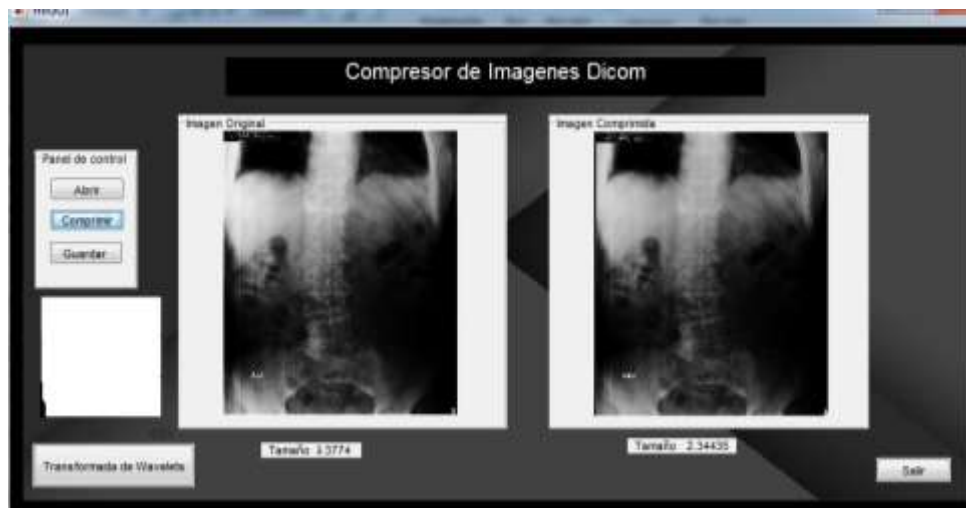


Figura 67. Imagen 7 - Comprimida

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

4.3.6 Comprobar la calidad y peso de las imágenes médicas subsiguiente a la compresión, por medio de pruebas realizadas con la transformada de wavelet.

A continuación, se visualizará una tabla comparativa de las imágenes médicas subsiguiente a la compresión.

	IMAGEN ORIGINAL (MB)	IMAGEN COMPRIMIDA (MB)	PORCENTAJE DE COMPRESION	PERDIDAS VISUALES SIGNIFICATIVAS
IMAGEN 1	0.5	0.129	74.2%	NO
IMAGEN 2	0.125	0.03125	75%	NO
IMAGEN 3	0.5	0.125	74.2%	NO
IMAGEN 4	0.5	0.125	74.2%	NO
IMAGEN 5	0.5	0.125	74.2%	NO
IMAGEN 6	0.5	0.125	74.2%	NO
IMAGEN 7	9.3774	2.3443	75.1%	NO

Tabla 2. Tabla comparativa de las imágenes médicas subsiguiente a la compresión

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

Como ultimo experimento, se realizo la compresion, de una imagen anteriormente comprimida, obteniendo como resultado, una compresion del 93.75 %, y dicha imagen posee perdidas significativas a nivel visual. Este resultado da a entender implicitamente, el desarrollo exitoso del procesador de imágenes medicas con la Transformada de Wavelet.

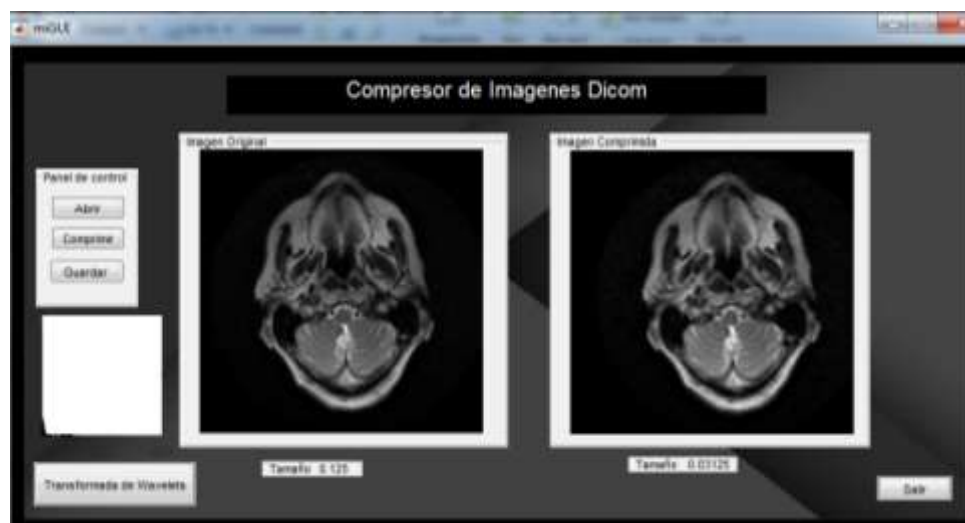


Figura 69. Verificación del código, realización éxito de la compresión.

Fuente: Barrios, Martínez, 2.021

FASE 4

4.4 Factibilidades

- **Técnica:** es necesario recalcar que, el presente trabajo de grado ha sido estipulado para ser culminado en una etapa experimental, debido a que, el algoritmo que se está planteando como solución al problema presentado no será llevado al usuario para ser probado, por lo que solamente se estará comprobando su eficacia y utilidad, dejando así una propuesta para el problema de la transmisión y almacenamiento de las imágenes médicas en los distintos centros médicos competentes.
- **Social:** dando un breve repaso al resultado que se propone al problema en cuestión, se basa en que, se desea una eficaz y eficiente transmisión de los datos, en este caso serían los estudios médicos que contienen la información, pudiendo así transmitir la información en un menor tiempo, haciendo que el médico pueda diagnosticar al paciente de manera acertada en el menor tiempo posible, logrando que la transmisión de la información no sea un obstáculo para el diagnóstico; se debe hacer la aclaratoria de que, el proyecto es una propuesta para el problema actual, no se realizarán pruebas con el usuario ya, que el algoritmo que se desarrollará llegará hasta la etapa experimental.
- **Beneficio Económico:** bien se sabe que los diferentes centros médicos hacen el gasto en un centro de almacenamiento para los archivos de sus pacientes, ahora bien, con la posible solución que se está proponiendo, se está estipulando un menor peso de las imágenes médicas a su vez, prevaleciendo la información útil de las mismas para su futuro diagnóstico médico, haciendo así más sencillo su almacenamiento y transmisión, esto conlleva a que los centros médicos eviten hacer mejoras o abaraten costos en sus métodos para almacenar estos datos, ya que, al menor peso, menor cantidad de archivos y mayor espacio para almacenamiento.
- **Ambiental:** como bien se conoce, las reacciones biológicas causadas por las microondas pulsadas, se encuentran por debajo de los límites de exposición en el cual los gobiernos consideran seguros durante un tiempo establecido, ahora

bien, no solamente para la salud podría imponer un mínimo riesgo, también se tiene que tomar en cuenta que los campos electromagnéticos artificiales afectan a los cetáceos que utilizan campos electromagnéticos terrestres para su orientación (radiofrecuencias de radares submarinos o buques que pueden interferir con los sistemas de orientación de la vida marina). También está la mortalidad de las aves y la desaparición de las abejas, los cuales según estudios científicos existen inicios que son debidos a la contaminación electromagnética, así como estos estudios, se tienen presentes diversos más, todos derivando de la causa de los efectos negativos de la contaminación electromagnética en la vida silvestre; teniendo presente estas realidades, la propuesta que se presenta al comprimir las imágenes médicas reduciendo así su peso, cosa la cual aligera el tiempo de transmisión de las mismas, da como resultado que se haga un menor uso del wifi, haciendo así que la contaminación electromagnética que generan estos aparatos, sea mucho menor al momento de su uso, en comparación a como es actualmente,

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Se logró el cumplimiento de los objetivos planteados del presente trabajo de investigación, demostrando así el posible procesamiento y compresión de las imágenes médicas, junto a la ayuda del algoritmo creado basado en la transformada ondícula Wavelet.

Como resultado, se pudo visualizar una compresión exitosa, con un promedio del 75% de compresión en las muestras seleccionadas; las pérdidas son prácticamente imperceptibles al ojo humano, dando a entender, la eficiencia que posee la transformada de Wavelet, al momento de comprimir imágenes médicas.

Entre las recomendaciones sugeridas, se recomienda la inclusión del descompresor de imágenes medicas dentro del mismo programa, sería un buen estudio al momento de aplicar el proceso de manera inversa.

Sumado a eso, se recomienda la incorporación de los métodos de compresión sin perdidas a la cadena de procesamiento, experimentar con ambos tipos de compresores puede obtener como resultado un procesador del tipo hibrido con respecto a métodos de compresión de imágenes médicas.

Para finalizar, se recomienda (en tal caso de, profundizar aún más) realizar compresión de imágenes medicas y posterior al proceso, la realización de graficas en tres dimensiones, en el caso de las tomografías, las gráficas en 3D, tendría mucha relevancia.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arias, F (2006): **El proyecto de Investigación**. Caracas: Episteme.
- Atrys (2021), ¿Qué es la Telemedicina? **“** [Último acceso: 06 de marzo de 2021].
- Azor, J (1998). **Wavelets con Mathcad**. Universidad de mendoza facultad de ingeniería, trabajo final.
- Azor, J (1998). Suplementos, **Recopilación de artículos**. Universidad de Mendoza Facultad de Ingeniería, Trabajo Final.
- Balestrini, M (2005). **Cómo se elabora el Proyecto de Investigación**. Venezuela. Caracas: Editorial BL Consultores Asociados.
- ELSEVIER (2021), Telemedicina. Estado actual y perspectivas futuras en audiología y otología **“** [Último acceso: 08 de marzo de 2021].
- Espinoza, J. (2015). Compresión de Imágenes Médicas con formato DICOM mediante Familias Wavelets basadas en funciones Atómicas. **“[88](https://repositorio.uta.edu.ec/jspui/bitstream/123456789/19375/1/Tesis_t1087ec.pdf”</u> [Último acceso: 07 de marzo de 2021].</p></div><div data-bbox=)**

- Grupo Pas (2021). Estándar y protocolo dicom. http://www.sicec.unam.mx/app/webroot/files/archivos_portal/archSISEC254505.pdf [Último acceso: 07 de marzo de 2021].
- FotoNostra (2021). La compresión. https://www.fotonostra.com/fotografia/compresion.htm_1580#:~:text=La%20Telemedicina%2C%20definida%20por%20la,TICs%20para%20el%20intercambio%20de [Último acceso: 07 de marzo de 2021].
- Hurtado, J (1998) **Metodología de la Investigación Holística**. Fundación Sypal.
- Hurtado, J (2008): **El proyecto de Investigación: compresión holística de la metodología y la investigación**. Caracas: Quirón.
- IMTRA (2021), ¿Qué es el formato DICOM? <https://imtra.es/que-es-el-formato-dicom/> [Último acceso: 06 de marzo de 2021].
- Kravchenko, V. Perez, H. Ponomaryo, V. Adaptive (2009). **Digital Processing of Multidimensional Signals with Applications**. Moscu: Fizmatlit.
- Medina, R. Bellera, J (2018). Bases del procesamiento de imágenes médicas. http://www.saber.ula.ve/redtelemedicina/TallerTelemedicina/j_bellera-01.pdf [Último acceso: 07 de marzo de 2021].
- MULIER, R. Wavelets for Kids. <ftp://ftp.isds.duke.edu/pub/Users/brani/papers/wav4kidsA.ps.Z> [Último acceso: 09 de marzo de 2021].
- Noreño, T. Ramos, E (2012). Compresión de Imágenes Médicas. <http://www.revistabiomedica.org/index.php/biomedica/article/view/804> [Último acceso: 07 de marzo de 2021].
- PIXEON (2021), Estandarización de imágenes médicas en equipos. <https://www.pixeon.com/es/blog/necesitamos-hablar-sobre-estandarizacion-de-imagenes-medicinas-en->

[equipos/#:~:text=AI%20principio%2C%20el%20procedimiento%20de,ACR-NEMA%20300-1988”](#) [Último acceso: 06 de marzo de 2021].

Quispe Fernández y Chuquilin Cancino, (2019), aplicación de la Transformada Wavelet para la compresión de imágenes médicas 2019, **<https://repositorio.urp.edu.pe/handle/URP/2744>** [Último acceso: 07 de marzo de 2021].

Ramírez, J (2008). Investigación y Optimización de Compresión basada en Wavelet con aplicación a Imágenes Médica. **<http://tesis.ipn.mx/bitstream/handle/123456789/3689/INVESTYOPTIMIZ.pdf>** [Último acceso: 07 de marzo de 2021].

Redondo, R. Desarrollo de Algoritmos de Optimización visual en Imágenes Médicas. **<http://optica.csic.es/papers/pfc-rredondo.pdf>** [Último acceso: 05 de marzo de 2021].

Medina, R. Bellera, J. Bases del Procesamiento de Imágenes Médicas. **http://www.saber.ula.ve/redtelemedicina/TallerTelemedicina/j_bellera-01.pdf** [Último acceso: 26 de julio de 2021].

STRANG, G. Wavelets and dilation equations: a brief introduction. **<http://www.math.mit.edu/~gs/papers/siamrev.ps.gz>** [Último acceso: 09 de marzo de 2021].

SWELDENS, W. SCHROEDER, R. Building your owns wavelets at home. **<http://cm.bell-labs.com/who/wim/papers/athome.Ps>** [Último acceso: 09 de marzo de 2021].

TAMAYO & TAMAYO, proceso de la investigación científica. **<http://evirtual.uaslp.mx/ENF/220/Biblioteca/Tamayo%20Tamayo-El%20proceso%20de%20la%20investigaci%C3%B3n%20cient%C3%ADfica2002.pdf>** [Último acceso: 03 de marzo de 2021].

BIBING.US, Teoría de la transformada de Fourier y Transformada de Wavelet, **<http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/4828/fichero/BASE+TE%C3%93RICA.pdf>** [Último acceso: 05 de marzo de 2021].

ULA (2021), DICOM- PACS – RIS-teleradiologia.
“<http://www.saber.ula.ve/imagenologia/Dicom.htm>” [Último
acceso: 06 de marzo de 2021].

VAN DER LAAN, D. Wavelet-based Signal Approximation with Genetic
Algorithms. **“<ftp://ftp.cs.rug.nl/pub/cs-reports/wavelet.ps.gz>”**
[Último acceso: 09 de marzo de 2021].

VARGAS OLMOS, (2017), PROCESAMIENTO DE SEÑALES Y
SOLUCIÓN DE PROBLEMAS CON LA TRANSFORMADA
WAVELET, **<https://ninive.uaslp.mx/xmlui/handle/i/5795>** [Último
acceso: 09 de marzo de 2021].

[https://enarmoniasaludgeoambiental.es/la-radiacion-wifi-y-la-de-telefonos-
moviles-amenaza-a-la-vida-silvestre-del-planeta/](https://enarmoniasaludgeoambiental.es/la-radiacion-wifi-y-la-de-telefonos-moviles-amenaza-a-la-vida-silvestre-del-planeta/)