



INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR DE MISANTLA

“RENDERIZADO EN IMÁGENES MÉDICAS CON VISUALIZACIÓN EN MÓVILES, BASADO EN CÓMPUTO EN LA NUBE”

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
SISTEMAS COMPUTACIONALES

P R E S E N T A

JOSÉ MIGUEL MÉNDEZ ALONSO

ASESORES:

DR. LUIS ALBERTO MORALES ROSALES

DR. IGNACIO ALGREDO BADILLO

MISANTLA, VERACRUZ, MÉXICO

MAYO, 2015

Agradecimientos

A dios por darme la fortaleza y sabiduría para seguir adelante cada día.

A mi familia por estar a mi lado en todo momento, por su amor y sus palabras de aliento.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) de México, del cual recibí apoyo económico para cursar mis estudios de maestría.

Al Instituto Tecnológico Superior de Misantla, por permitirme acrecentar mi formación profesional.

A mis maestros por su esfuerzo y dedicación en las cátedras impartidas.

A mis revisores de tesis, Dr. Ignacio Algreto Badillo y al MIA Roberto Ángel Meléndez Armenta por el tiempo, los consejos y el apoyo para presentar un buen trabajo de tesis.

Al Dr. Luis Alberto Morales Rosales por guiarme en la realización de la tesis, tenerme paciencia y apoyarme incondicionalmente a cualquier hora del día.

Dedicatoria

A mí madre, por ser mi inspiración de jamás rendirme
hasta alcanzar la meta y
por apoyarme en cada decisión de mi vida.

A mi padre por enseñarme a valorar las cosas,
y estar siempre a mi lado para luchar juntos
ante cualquier circunstancia.

A mí amada por su comprensión y sabios consejos,
pero sobre todo por apoyarme
en todo momento.

Contenido

Capítulo 1.	1
Introducción	1
1.1. Definición del problema de investigación	2
1.2. Hipótesis	4
1.3. Objetivos.....	4
1.4. Justificación	5
1.5. Propuesta de Solución	6
1.6. Alcances y limitaciones	9
1.7. Organización de la tesis	10
Capítulo 2.	11
Estado del arte	11
2.1. Categoría de Renderizado	11
2.1.1. Renderizado de volumen	11
2.1.1.1. Raycasting (Trazado de rayados).....	12
2.1.1.2. Renderizado basado en textura ó renderizado de mapeo de textura	13
2.1.1.3. Shear-warp.....	14
2.1.2. Renderizado de superficie	15
2.1.2.1. Renderizado marching cubes.....	16
2.1.3. Renderizado basado en partículas.....	17
2.2. Categoría de Segmentación.....	18
2.2.1. Acumulación de intensidad máxima local ó MIDA	18
2.2.2. Algoritmo K-NN (K nearest neighbors) ó K-vecinos cercanos	19
2.2.3. Técnica de bordes	20
2.2.4. Región growing o región de crecimiento.....	21
2.2.5. Algoritmo genético	21
2.2.6. Redes Neuronales	22
2.2.7. Algoritmo de clustering K-means.....	23
2.2.8. Contornos activos ó Snakes	24
2.3. Categoría de Compresión	25
2.3.1. Transformada Wavelet	25
2.3.2. Transformada de Fourier	26
2.3.3. Funciones de transferencia (TF).....	27
Capítulo 3.	29
Renderizado de Imágenes Médicas con Visualización en Móviles empleando	
Cómputo en la Nube	29
3.1. Metodología	29

3.2. Descripción de Metodología.....	30
Capítulo 4.	41
Evaluación y Resultados	41
4.1. Segmentación de imágenes (Zona ROI).....	41
4.2. Compresión con pérdida (Zona No ROI).....	43
4.3. Compresión sin pérdida (Zona ROI).....	44
4.4. Renderizado de Imagen médica	46
Capítulo 5.	48
Conclusiones y Trabajo Futuro	48
5.1. Conclusiones	48
5.2. Trabajo Futuro	50
Referencias.....	51

Índice de Tablas

Tabla 1. Porcentajes de error obtenidos con algoritmo K-means simple	42
Tabla 2. Imagen segmentada con diferentes números de centroides iniciales	42
Tabla 3. Segmentación de zona ROI y No ROI	43
Tabla 4. Compresión de imagen empleando algoritmo IWT e IIWT.....	45
Tabla 5. Renderizado de volumen empleando raycasting básico	47

Índice de Figuras

Figura 1. Diagrama General de Metodología de Renderizado de tomografías de rayos X en dos dimensiones	29
Figura 2. Diagrama de metodología de renderizado de imagen médica en 2D	30

Resumen

En este trabajo presentamos una metodología para renderizar imágenes médicas visualizadas en dispositivos móviles basada en computación en la nube para que sean empleadas como apoyo visual tanto a nivel hospitalario como a médicos a distancia. El despliegue de este tipo de imágenes requiere dispositivos con alto volumen de resolución y gran tamaño de memoria para realizar las operaciones computacionales. Para el despliegue de las imágenes médicas en un dispositivo móvil sin pérdida de calidad en el volumen de masa, planteamos el desarrollo de una metodología de renderizado. Donde, inicialmente el proceso consiste en alojar desde un ordenador la imagen médica en la nube considerando los siguientes parámetros: transparencia, color y sombra empleando el estándar *DICOM*. Posteriormente se extrae la imagen *DICOM* de la nube desde un ordenador para transformar la imagen médica en una imagen médica de 2D. Enseguida se aplica la técnica de segmentación y clasificación empleando el algoritmo de agrupamiento *K-means* para identificar las zonas *ROI* (regiones de interés) de las *No ROI* (regiones de no interés). Después, se aplica el algoritmo *SPIHT* (Conjunto Particionado en Árboles Jerárquicos) en las zonas de *No ROI*. Subsiguientemente se aplica el algoritmo *IWT* (Transformadas *Wavelets* Enteras) en *ROI*. Finalmente, se aplica la técnica de trazado de rayados de renderizado de volumen desde la nube considerando los siguientes factores de afectación, opacidad, refracción, radiosidad, sombreado y volumen de masa asegurando con ello desplegar la imagen médica en un móvil sin pérdida de calidad. Nuestra aportación se centra en realizar una metodología de renderizado en una imagen médica, conservando su volumen de masa sin pérdida; y que ésta sea desplegada en un dispositivo móvil con un 84% de efectividad en segmentación de la zona *ROI*.

Capítulo 1.

Introducción

En la actualidad, la tecnología y el área médica son dos campos que se van unificando día a día a pasos acelerados donde un ejemplo claro de ello, es la graficación de imágenes médicas por computador.

El procesamiento en una imagen se realiza con el objetivo de mejorar la calidad o facilitar la búsqueda de información a partir de una imagen origen.

Algunos ejemplos de imágenes procesadas por computador son: la tomografía, mamografías e imagenología por ultrasonidos empleando graficación.

La graficación; es la creación, almacenamiento, manipulación y despliegue de imágenes con la asistencia de una computadora [1]. Actualmente, la graficación es una herramienta utilizada en el rubro hospitalario en el procesamiento y despliegue de imágenes médicas.

Una imagen médica, es un conjunto de técnicas y procesos usados para crear imágenes del cuerpo humano, o partes de él, con propósitos clínicos [2]. Para la visualización de las imágenes médicas son necesarios dispositivos con alta resolución de pantalla. En este sentido, es un reto el desplegar este tipo de imágenes y mayor aún en un dispositivo móvil.

Actualmente, existen diversas técnicas para el tratamiento de imágenes médicas donde las técnicas mayormente empleadas son las técnicas de renderizado.

El renderizado es una, técnica para hacer proyecciones bidimensionales a partir de datos tridimensionales. Cada uno de estos datos representa información escalar o vectorial de un fenómeno, proceso u objeto que se quiere visualizar. Por ejemplo, densidad, presión, carga eléctrica, o cualquier otra propiedad mensurable. [3].

En general, el renderizado es llevado a cabo regularmente desde un ordenador debido a que requiere tiempos grandes de cálculo y alto procesamiento computacional, por lo cual el realizarlo sobre un dispositivo móvil sería demasiado

lento; para ello en nuestro caso nos hemos apoyado en servidores de cómputo en la nube.

La computación en la nube es un conjunto de servidores conectados a través de internet. Se puede tener acceso a su información o servicio de manera pública, privada ó híbrida, mediante una conexión a internet desde cualquier dispositivo móvil o fijo [4]. Existen nubes públicas, privadas e híbridas, las cuales tienen diferentes ventajas y desventajas. Las nubes públicas se refieren al modelo estándar de computación en nube, donde los servicios que se ofrecen se encuentran en servidores externos al usuario, pudiendo tener acceso a las aplicaciones de forma gratuita o de pago. Los procesos de gestión, seguridad de datos y actualización del *software* y *hardware* se realizan por parte del proveedor de forma transparente al cliente.

Las nubes privadas son una plataforma para la obtención de *hardware*, es decir, máquinas, almacenamiento e infraestructura de red.

Las nubes privadas son una buena opción cuando se necesita alta protección de datos y ediciones a nivel de servicio. En las nubes privadas el cliente controla qué aplicaciones utiliza y cómo.

Las nubes híbridas combinan recursos locales de una nube privada con una nube pública. Permiten mantener el control de sus principales aplicaciones y aprovechar la computación en nube pública solamente cuando resulte necesario.

Nuestro trabajo se centra en aplicar una metodología de renderizado en una tomografía de rayos "X" en dos dimensiones; conservando su volumen de masa para que sea utilizado como apoyo visual desde un dispositivo móvil empleando una nube pública de cómputo en la nube.

1.1. Definición del problema de investigación

Uno de los principales problemas al desplegar una vista de una imagen médica es que se requieren equipos con alta resolución de pantalla para evitar pérdidas de calidad en la imagen.

De igual modo se deben considerar diversos factores de afectación en el tratamiento de la imagen, tales como:

- ❖ La transparencia, se muestra cuando pueden verse a través de un cuerpo los objetos claramente. [5]
- ❖ El nivel en escala de grises y la sombra. La sombra, es una región de oscuridad donde la luz es obstaculizada. [6]
- ❖ La opacidad, se presenta cuando un material muestra falta de transparencia para dejar pasar luz que tiene un cuerpo. [7]
- ❖ La refracción y el sombreado son elementos a considerar para evitar el deterioro en la imagen. Donde la refracción, es el cambio de dirección que experimenta una onda al pasar de un medio material a otro. [8]
- ❖ El nivel de la radiosidad en la imagen. La radiosidad es un conjunto de técnicas para el cálculo de la iluminación global que trata de resolver el problema básico de la renderización de la forma más realista posible en el campo de los gráficos 3D por computadora. [9]

Otro de los problemas en el tratamiento de imágenes médicas es que son necesarios dispositivos con gran tamaño de memoria para realizar las operaciones computacionales. Generando así como problema el pretender desplegar este tipo de imágenes en un móvil dado su tamaño de memoria. La memoria es la que se encarga de almacenar datos informáticos durante algún intervalo de tiempo manteniendo disponibles las instrucciones para que el microprocesador o *CPU* puedan ejecutarlas. [10]

De lo anterior surge como resultado la presente pregunta de investigación:

¿Es posible realizar el renderizado de una tomografía de rayos “X” de 2D para su despliegue visual en dispositivos móviles sin afectar su volumen de masa empleando computación en la nube?

Actualmente existen diversas técnicas de renderizado en el tratamiento de imágenes médicas. Algunas de las técnicas más utilizadas son renderizado de volumen, de superficie, basado en imágenes y basado en partículas [78].

De esto, se tiene que hoy día el renderizado de volumen es una de las técnicas principalmente empleada como apoyo visual en diagnósticos clínicos, tratamientos quirúrgicos y cirugías guiadas por especialistas del área médica. Aunque a pesar de su gran utilidad en el rubro hospitalario una de las grandes problemáticas de su uso

es el tiempo en llevar a cabo el proceso de renderizado y el alto requerimiento de cómputo para efectuar las operaciones computacionales.

1.2. Hipótesis

¿Es posible desarrollar una metodología para realizar el renderizado de imágenes médicas de dos dimensiones; empleando computación en la nube y desplegarlas de manera rápida en un móvil utilizando los algoritmos *IWT* y *SPIHT*; tomando como base el estándar *DICOM* para las imágenes médicas?

1.3. Objetivos

Objetivo General

Desarrollar una metodología para renderizar imágenes médicas sin pérdida de calidad en su volumen de masa con el fin de visualizarlas en dispositivos móviles empleando computación en la nube.

Objetivos Específicos

- ❖ Segmentar la imagen médica donde exista concentración de volumen de masa para evitar que exista pérdida de calidad en esa región o zona de interés.
- ❖ Realizar compresión de datos de las *ROIs* o regiones de interés empleando la transformada *wavelet* entera para preservar las propiedades originales de la imagen.
- ❖ Emplear renderizado de volumen en una tomografía de rayos X de 2D para que al aplicarle un acercamiento a la imagen desde un dispositivo móvil no exista pérdida de calidad en las regiones de interés.
- ❖ Visualizar una tomografía de rayos X de 2D sobre un dispositivo móvil empleando cómputo en la nube para que sea empleada como apoyo visual en el rubro hospitalario.

1.4. Justificación

Las imágenes médicas y el renderizado de volumen han sido objeto de diversas investigaciones beneficiando ampliamente al área médica en visualización y simulación de diversos fenómenos complejos como: la visualización de fluidos, arterias y tejidos. [75,76]

Las imágenes médicas juegan un rol importante en el área médica, debido a que son empleadas en el rubro hospitalario como apoyo visual por especialistas para realizar diagnósticos clínicos, intervenciones quirúrgicas guiadas y seguimiento de tratamientos médicos.

Por ende, en el tratamiento de imágenes médicas se debe evitar que exista pérdida de calidad en la imagen debido a que si ésta presenta pérdida de calidad puede ocasionar que los especialistas realicen un diagnóstico erróneo.

El interés científico del presente trabajo, se basa en renderizar una tomografía de rayos "X" en 2D sin pérdida de calidad en el volumen de masa al aplicarle un "acercamiento" durante su despliegue visual en un dispositivo móvil empleando una nube pública.

En nuestro caso particular, lo realizaremos en una tomografía de rayos "X" en dos dimensiones con el objetivo de que sea empleada como apoyo visual. Asimismo para que la comunidad del área médica pueda intercambiar puntos de vista entre colegas sin necesidad de estar de forma presencial en un centro hospitalario para realizar un diagnóstico.

Se prevé que el desarrollo de nuestro trabajo beneficie a la comunidad del área médica al brindarle una mejor apreciación visual y a los pacientes al obtener menor tiempo de espera para recibir un diagnóstico.

1.5. Propuesta de Solución

Para el desarrollo de nuestra metodología de renderizado en imágenes médicas sin pérdida en el volumen de masa empleando computación en la nube, nos centramos en segmentar como área de interés o *ROI* el volumen de masa en *ROI* de una tomografía de rayos X en 2 dimensiones.

La solución la realizamos en cuatro fases: La primera consiste en transformar la imagen en escala de grises de 2D y emplear un algoritmo de *clustering* para segmentar la zona de *ROI*. Después se aplica un algoritmo sin pérdida sobre el área de interés previamente identificado. En la tercera fase se aplica un algoritmo con pérdida al *No ROI* y finalmente en la cuarta fase se realiza un renderizado para el tratado del volumen de la imagen médica. En este proceso se toman en consideración los factores de afectación opacidad, refracción, radiosidad y sombreado, asegurando con ello el despliegue de la imagen médica en un móvil sin pérdida de calidad.

A continuación exponemos a mayor detalle las fases empleadas en el desarrollo de nuestra metodología.

Primera fase: Alojamiento y transformación

El proceso inicia en alojar la imagen médica en la nube considerando los siguientes parámetros: Transparencia, color y sombra empleando el estándar *DICOM*. Posteriormente, se extrae la imagen *DICOM* de la nube desde un ordenador con la finalidad de renderizarla y desplegarla en un dispositivo móvil sin pérdida de calidad en el volumen de masa. Para llevar a cabo este proceso la imagen *DICOM* originalmente se encuentra conformada por 3 planos; la cual para ser tratada por nuestra metodología debe ser transformada a 2D. Para ello se debe proceder a eliminar el tercer plano; es decir la transparencia. Como resultado se obtiene una imagen de 2D; donde en el primer plano se tiene el sombreado y en el segundo, el nivel de escala de grises.

Segunda fase: Segmentación y clasificación

En esta etapa se aplican dos algoritmos para segmentar la imagen médica, uno para localizar la zona de interés conocida comúnmente como *ROI* y otro para segmentar la región de no interés usualmente también denominada *No ROI*. En nuestro caso proponemos utilizar el algoritmo de agrupamiento ó *clustering K-means*, para segmentar la zona *ROI* de la imagen médica debido a que se desconoce si la forma donde existe concentración de volumen de masa en la imagen es regular o irregular. De igual forma proponemos emplear el algoritmo *K-means* debido a que a diferencia de un algoritmo de aprendizaje supervisado este algoritmo no necesita datos de entrenamiento como un clasificador evitando originar resultados no deseados por datos de entrenamiento erróneos.

El algoritmo *K-means* es un algoritmo de aprendizaje no supervisado que permite agrupar conjuntos de datos de forma regular e irregular. De igual manera permite segmentar zonas *ROI*, sin necesidad de tener datos de entrenamiento tal como en una red neuronal. No teniendo la necesidad de buscar patrones para reconocimiento tal y como lo realiza un clasificador. El algoritmo expuesto consiste en agrupar los datos, calculando iterativamente la media de la intensidad para cada clase y segmentando la imagen mediante la clasificación de cada píxel en la clase con la media más cercana [11].

Es sustancial señalar que a diferencia de la zona de interés, la *No ROI* es un segmento de la imagen en la cual no es relevante evitar que exista pérdida de calidad. Por lo cual, proponemos utilizar el algoritmo *SPIHT* (Conjunto Particionado en Árboles Jerárquicos) basado en *Wavelets*; debido a que es rápido e ideal en zonas de *No ROI* [12]. Además que proporciona buena calidad de imagen, alta *PSNR* (Relación Señal a Ruido de Pico), es sencillo de cuantificar y presenta codificación/decodificación rápida [13] en comparación con otros algoritmos de compresión con pérdida como, *JPG2000*. Así mismo proponemos emplear el algoritmo *SPIHT* debido a que es una mejora del algoritmo *EZW*(*Embedded Zerotree Wavelet*). El algoritmo *SPIHT* está basado en transformadas *wavelets* discretas el cual presenta codificación independiente de bloques de código presentando como ventaja principal el acceso aleatorio a localidades de la imagen y tolerancia a errores mejorada en esquemas de compresión, lo cual es ideal para aplicar en imágenes de 2D[79].

Tercera fase: Compresión

En esta sección se da a la tarea de implementar un algoritmo sin pérdida de calidad en la zona de interés identificada previamente en la fase dos. Se refiere al término sin pérdida en compresión de imágenes cuando se discretizan los datos de la imagen a un grupo de datos reducidos y que al aplicarles el proceso inverso generan como resultado la imagen y sus propiedades originales. La compresión sin pérdida sobre la zona *ROI* de la imagen médica se realiza con la finalidad de evitar que exista pérdida de calidad en los planos de la imagen en nuestro caso particular el sombreado y nivel de escala de grises, obteniendo como resultado una compresión en la zona *ROI* sin pérdida de calidad en la imagen médica.

Por ende, proponemos se empleen Transformadas *Wavelets* Enteras (Variante de las Transformadas *Wavelets* Discretas); debido a que las *Wavelets* Discretas tienen como inconveniente que sus coeficientes son *Wavelets* generalmente en punto flotante y si se introduce alguna cantidad de ruido a estos coeficientes (aunque sea pequeño) no se puede construir la señal o imagen original sin que exista pérdida de calidad debido a error de cuantización en el proceso [14].

Cuarta fase: Renderizado y cómputo en la nube

Finalmente para concluir el proceso de la metodología expuesta proponemos emplear en esta fase, la técnica del renderizado de volumen debido a que las aplicaciones principales de esta técnica se centra en la visualización de datos médicos, geológicos, fenómenos naturales o como medio para hacer representaciones de dinámica de fluidos [15]. La carga computacional de renderizado de volumen depende directamente del tamaño del volumen de datos de entrada tanto en espacio como en tiempo. Dentro del renderizado de volumen existen dos técnicas que pueden ser aplicadas: mapeo de textura y trazado de rayados. En nuestro caso particular proponemos se emplee la técnica de trazado de rayados comúnmente denominada *ray casting*, debido a que la composición simula el proceso de visión humano y a su vez proporciona como ventaja primordial que al realizar acercamientos no revela “espacios” dentro del objeto tal y como sucede en un renderizado de superficie [16].

La técnica de *ray casting* consiste en generar un rayo para cada uno de los píxeles de la imagen que van a mostrarse en pantalla. Los rayos son perpendiculares al plano de visión (ojo) y todos los rayos son paralelos entre sí. Una vez realizado el proceso de las cuatro fases descritas se obtiene como resultado final, una imagen renderizada sin pérdida de calidad en volumen de masa en *ROI*.

Para el despliegue de la imagen médica renderizada en nuestra metodología proponemos emplear computación en la nube. El cómputo en la nube es un conjunto de servidores conectados a través de internet. En nuestro caso en particular se expone utilizar una nube pública para alojar las imágenes *DICOM* y a su vez realizar el proceso de renderizado. La nube es empleada como una arquitectura cliente/servidor empleando una conexión a internet para acceder a ella. Donde las peticiones deben ser realizadas desde un dispositivo móvil empleando un servicio *Web* a través de internet para realizar conexión con la nube y con ello obtener el despliegue de la imagen médica en el dispositivo móvil. El propósito primordial de renderizar en la nube es obtener escalabilidad y disminuir los costos del renderizado. Los costos son disminuidos debido a que existen varios servidores conectados a través de internet para balancear la carga del proceso de renderizado de la imagen médica de 2D. Es de suma importancia mencionar que la imagen obtenida del proceso de renderizado es una imagen sin pérdida de calidad en el volumen de masa en *ROI* misma que será empleada como apoyo visual por especialistas del área médica y lleven un expediente clínico de cada uno de sus pacientes.

1.6. Alcances y limitaciones

Alcances

Se realizará el renderizado de volumen en una tomografía de rayos "X" de 2D bajo el estándar *DICOM* sin que exista pérdida de calidad en el volumen de masa en *ROI* de la imagen durante su despliegue visual al aplicarle un acercamiento sobre una región de interés en un dispositivo móvil.

Limitaciones

El procesamiento de renderizado de tomografías de rayos “X” de 2D serán procesadas exclusivamente bajo el estándar *DICOM*.

El despliegue visual de la tomografía de rayos “X” de 2D requiere de una conexión a internet para solicitar las peticiones a una nube pública y con ello obtener la visualización de la imagen médica sobre el dispositivo móvil.

Para el despliegue visual de la tomografía de rayos “X” de 2D renderizada debe contar con un requerimiento mínimo en resolución de pantalla de 720 x 1280 y un tamaño de pantalla mayor o igual a 7 pulgadas para tener una buena apreciación visual.

1.7. Organización de la tesis

Este trabajo consiste en 5 capítulos y se encuentra dividida de la siguiente manera. El capítulo 1 contiene la introducción y propuesta de solución. Posteriormente, el capítulo 2 incluye el estado del arte de renderizado en imágenes médicas; donde se hace mención sobre algunos de los trabajos que han sido desarrollados en el tratamiento de imágenes y desplegadas en un dispositivo móvil. En el capítulo 3 describimos nuestra metodología para realizar el proceso de renderizado en la imagen médica. En el capítulo 4 mostramos la evaluación y resultados obtenidos de la metodología expuesta. Finalmente, en el capítulo 5, se dan a conocer las conclusiones y el trabajo futuro de la tesis elaborada.

Capítulo 2.

Estado del arte

Existen múltiples técnicas hoy en día para el tratamiento de imágenes médicas al igual que varios algoritmos para la compresión y segmentación de regiones de interés de estas imágenes. Aunque es de suma importancia mencionar que él no emplear las técnicas adecuadas puede generar pérdida de calidad en la imagen; siendo esto no admisible en el área médica; sobre todo si es una región de interés a ser utilizada como apoyo visual en diagnósticos clínicos.

Una región de interés o *ROI* es, un área de una imagen digital que circunscribe una localización anatómica deseada [17].

A continuación se muestra una clasificación subdividida en tres categorías de algunos trabajos relacionados al estado del arte de renderizado de volumen, segmentación y compresión de imágenes médicas, las cuales se describen consiguientemente a mayor detalle.

2.1. Categoría de Renderizado

El renderizado es un proceso de cálculo complejo desarrollado por un ordenador destinado a generar una imagen 2D a partir de una escena 3D agregando un aspecto lo más realista posible.

Donde, las técnicas más utilizadas de renderizado son el renderizado de volumen, de superficie, basado en partículas y de mapeo de texturas.

2.1.1. Renderizado de volumen

El renderizado de volumen es el proceso de visualizar las características y propiedades de datos volumétricos como un objeto tridimensional. Donde la mayoría de las veces los datos volumétricos residen de imágenes en dos dimensiones de una muestra de intervalos coherentes. [49]

2.1.1.1. Raycasting (Trazado de rayados)

En esta técnica, el proceso consiste en generar un rayo para cada uno de los píxeles de la imagen que van a mostrarse en pantalla.

El proceso del *raycasting* se lleva a cabo mediante la interpolación trilinear tomando los valores de los 8 vecinos que rodean al punto en el espacio de la trayectoria del rayo. [52] El objetivo básico de *raycasting* es no tratar de imponer estructuras geométricas.

A continuación se muestran algunos de los trabajos relacionados empleando la técnica de *Raycasting*.

Goes *et al.*,(2007) definen en [21] un sistema de visualización de tres dimensiones, que obtiene imágenes de ultrasonido de equipos de dos dimensiones proporcionando al médico no sólo la visualización de superficies, sino también la visualización de las estructuras internas fetales. En el renderizado de la imagen emplean la técnica de *raycasting* o trazado de rayados, llevando a cabo el proceso del renderizado desde un ordenador. La técnica de *raycasting* es un método utilizado para representar imágenes de alta calidad donde para llevar a cabo el proceso de renderizado es necesario un poder de cómputo elevado. Por ende en nuestro trabajo sugerimos emplear el cómputo en la nube con la finalidad de balancear la carga computacional y con ello disminuir los tiempos de renderizado.

Eisenmann *et al.*,(2009) establecen en [46] una comparativa de 3 métodos para generar visualizaciones de alta calidad para la planificación y la realización de intervenciones quirúrgicas. La comparativa se realizó entre las bibliotecas de renderizado de volumen del kit de herramientas de visualización ó *VTK*, el renderizado de superficie y el renderizado de volumen. Obteniendo como resultado una mejor calidad de apreciación visual al emplear renderizado de volumen. Particularmente se recomienda emplear el renderizado de volumen de *raycasting* en los casos que se desee evitar deformaciones en la imagen al aplicarle un acercamiento. Es por ende que en nuestro trabajo en particular proponemos emplear la técnica de renderizado de volumen de *raycasting*.

S. Nery *et al.*,(2013) dan a conocer en [28] una técnica interactiva de renderizado de volumen para el tratamiento de imágenes médicas empleando la técnica de *raycasting* o trazado de rayados para arquitecturas multi-núcleo. La técnica de *raycasting* es una técnica que brinda la funcionalidad de aplicar acercamiento a una imagen sin dejar que existan orificios en la imagen, evitando que existan deformaciones o pérdida de calidad en la imagen. Por ende en nuestro trabajo proponemos emplear esta técnica con el objetivo de preservar las formas originales de la imagen al realizar un acercamiento a una región de interés.

Markus y Celes,(2012) exponen en [30] una aplicación de renderizado de volumen de visualización de mallas de hexaedros no estructurados empleando la técnica de *raycasting*. La técnica de *raycasting* tiene como característica captar la variación trilinear de lo largo del rayo y con ello obtener imágenes precisas de manera realista adecuándose los rayos de forma perpendicular al plano de visión (ojo). La técnica de *raycasting* se recomienda emplear en escenas donde se requiera simular efectos simples tales como reflexiones, refracciones o sombras.

2.1.1.2. Renderizado basado en textura ó renderizado de mapeo de textura

Consiste en separar el volumen de datos en una serie de texturas 2D, construyendo conjuntos de texturas alineadas por ejes y proyectando el conjunto cuyo ángulo con respecto al plano de visión sea el menor y finalmente hacer una mezcla para reconstruir el volumen emulando la integral de VR (renderizado de volumen) sobre la tarjeta gráfica. [56]

Entre sus principales características del renderizado basado en textura destacan que:

- ❖ Para pintar un polígono podemos elegir cualquier plano dentro del volumen que define la textura.
- ❖ Utiliza la función de transferencia para obtener la textura.
- ❖ Permite renderizar el volumen con una cantidad finita de planos alineados.
- ❖ Requiere un modelo de iluminación óptica o volumétrica. [56]

A continuación se muestran unos de los trabajos relacionados empleando la técnica de renderizado de volumen basado en textura.

Wang *et al.*,(2008) establecen en [37] un método de visualización de ultrasonido de feto de 3D empleando renderizado basado en textura. El renderizado basado en textura es una técnica eficiente para representar el volumen con una cantidad finita de planos alineados aunque no es recomendable utilizarla debido a que tienen una resolución limitada.

Xie *et al.*,(2005) explican en [45] un algoritmo de selección de nivel de detalle jerárquico para multi-resolución de volumen empleando mapeo de texturas en 3D tomando en consideración como criterio de afectación la opacidad máxima, la distancia hasta el punto de vista, el área de proyección y la distancia fija. El mapeo de texturas se emplea para definir cómo se sitúa la textura sobre el objeto (su proyección). Se recomienda emplearse en imágenes 3D debido a que las texturas procedurales son tridimensionales y en general no necesitan un mapeado muy cuidadoso ya que no presentan deformaciones. En el caso de las texturas de imágenes bidimensionales se presenta el problema que mientras la textura es plana, el objeto no lo es, lo cual genera en el resultado de la imagen posibles deformaciones en la textura.

2.1.1.3. *Shear-warp*

Es un método adecuado para la simulación médica. Emplea una estructura de datos jerárquica para una mejor utilización de la coherencia espacial.

Los aspectos principales a considerar del *shear-warp* son que:

- ❖ Es rápido en renderizar.
- ❖ Propician pérdida de calidad en imágenes. [75]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados empleando la técnica de renderizado de volumen *shear-warp*.

Tan *et al.*,(2008) dan a conocer en [42] una interfaz de usuario interactiva para remover las estructuras no deseadas aplicando el procedimiento *shear-warp* de mapeo inverso y el método adaptativo de detección de bordes para definir las zonas *ROIs*. La combinación de estas dos técnicas genera resultados satisfactorios en segmentar zonas *ROIs*, aunque no es recomendable emplear el algoritmo de *shear-warp* debido a que propicia pérdida de calidad en las imágenes producidas cuando el tamaño de la imagen supera al del volumen. El motivo de esta pérdida de calidad reside en la forma en que este algoritmo realiza la proyección e interpolación de los datos para producir la imagen final, dado que cada vóxel evalúa su aportación a un sólo pixel de la imagen intermedia.

2.1.2. Renderizado de superficie

Es una técnica mediante el cual se determinan superficies aparentes en el interior del volumen de datos, obteniéndose una imagen representando las superficies derivadas.

El resultado se asemeja a la adquisición de una fotografía de un objeto con un foco de luz situado en un punto determinado y el valor de la sombra definido por el ángulo de la luz reflejada.

Entre sus principales características presentan:

- ❖ Extraer la superficie a partir de un valor de umbral.
- ❖ Rapidez y sencillez en implementación.
- ❖ Pérdida de una dimensión de información
- ❖ La elección de parámetros de visión, de iluminación, tipo de proyección, etc.

[54]

La técnica de renderizado de superficie no es recomendable para visualizar conjuntos de datos con formas complejas.

A continuación se muestran algunos de los trabajos relacionados empleando la técnica de renderizado de superficie.

Wha Song *et al.*,(2013) exponen en [18] una herramienta de ayuda para tratamientos quirúrgicos de fracturas de huesos nasales mediante una vista generada aplicando renderizado de volumen y superficie, empleando umbralización para segmentar el aire, el cartílago y el hueso. La técnica de umbralización permite identificar las zonas o regiones de interés aunque no es recomendable su uso debido a que por sí sola sólo identifican la zona generando posibles degradaciones en los niveles de detalle del volumen.

El renderizado de superficie es recomendable en imágenes donde se desee representar los datos de estructuras externas aunque no es recomendable utilizarla en imágenes donde sea necesario aplicar *zoom* a la imagen para obtener un acercamiento debido a que deja espacios entre sí y genera con ello pérdida de calidad en la imagen propiciando posibles resultados no deseados en la visualización.

Jang *et al.*,(2011) proponen en [33] una herramienta de máscara de renderizado como apoyo visual de imágenes de 2D, basado en un sector para el análisis de los medios de transporte mitocondrial a partir de imágenes segmentadas empleando tecnologías *VTK (Visualization Toolkit)*. En la máscara de renderizado emplean *rendering* de volumen y de superficie. El *rendering* de superficie brinda un renderizado eficiente cuando los valores de datos se encuentran en un conjunto de primitivas geométricas aunque no es recomendable su uso para visualizar conjuntos de datos con formas complejas debido a que la superficie es una nube de puntos sin conexión, que al aplicar acercamiento revela "orificios" dentro del objeto.

2.1.2.1. Renderizado *marching cubes*

Es un algoritmo que se utiliza para construir los contornos de datos volumétricos mediante la aplicación de un detector de superficie isovalor (con valores de umbral para densidades).

La noción básica es que podemos definir un cubo por los valores del pixel en las ocho esquinas del cubo.

Este algoritmo es de uso frecuente para extraer la superficie de órganos médicos. Proporciona una manera rápida y fácil de conseguir secciones seriales de un objeto completo 3D. [53]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados en emplear el algoritmo de la técnica de renderizado de superficie *marching cubes*.

Sabater *et al.*,(2008) muestran en [36] un algoritmo para la integración de sensores hápticos en un entorno de visualización médica 3D empleando la técnica de renderizado "*marching cubes*" para la visualización de reconstrucción de órganos. "*Marching cubes*" es una técnica de renderizado de superficie eficiente para extraer y representar la superficie de órganos médicos, aunque no es recomendable su uso debido a que su representación presenta pérdida de calidad en la estructura de los datos.

2.1.3. Renderizado basado en partículas

Es una técnica de computación gráfica que utiliza un gran número de pequeños *sprites* u otros objetos gráficos para simular ciertos tipos de fenómenos naturales y efectos visuales como senderos brillantes o conjuros mágicos.

Los fenómenos que se simulan normalmente usando sistemas de partículas son incendios, explosiones, humo, nubes y polvo. [55]

A continuación se muestran unos de los trabajos relacionados en emplear la técnica de renderizado basado en partículas.

Kawamura *et al.*,(2010) establecen en [43] una técnica de renderizado de volumen irregular empleando la técnica de renderizado basado en partículas. El renderizado basado en partículas es una técnica que presenta como característica generar imágenes dinámicas con gran realismo. Se recomienda emplear esta técnica sólo en

imágenes dinámicas debido a que en imágenes estáticas no podría apreciarse la animación o simulación de fenómenos como fuego, humo o fluidos.

Hasegawa *et al.*,(2012) exponen en [44] un método para generar imágenes 3D de fusión de volumen-superficie, volumen-volumen, superficie-superficie, empleando renderizado de volumen basado en partículas. El volumen basado en partículas es una técnica eficiente para generar imágenes 3D de fusión naturales y comprensibles mediante la fusión de partículas preparadas para cada elemento a ser fusionado. La técnica basada en partículas se recomienda emplearla en imágenes dinámicas donde se desee simular comportamientos de fenómenos naturales o procesos provocados por reacciones químicas.

2.2. Categoría de Segmentación

La segmentación es un estado de preprocesamiento que divide los datos originales en múltiples segmentos.

La segmentación puede ser empleada para encontrar tumores, localizar tejido, extraer órganos específicos e identificar regiones de interés. [50,51]

2.2.1. Acumulación de intensidad máxima local ó *MIDA*

Es una técnica que combina las ventajas de renderizado de volumen directo (RVD) y proyección de intensidad máxima (PIM). [57]

Entre sus principales características destacan:

- ❖ No requerir funciones de transferencia para generar buenos resultados de visualización.
- ❖ Emplearse en resolver problemas de transición entre el RVD y PIM de una manera intuitiva.
- ❖ Facilidad de implementación empleando la técnica de renderizado de volumen *raycasting*. [58]

La técnica *MIDA*, es recomendable emplearla en imágenes tridimensionales debido a que no propicia pérdida en resoluciones espaciales. [59]

Liang *et al.*,(2012) presentan en [19] un enfoque centrado en mejorar las características de una región de interés mediante acumulación de intensidad máxima local (*MIDA*) combinando el renderizado de volumen directo y la proyección de intensidad máxima. La técnica de *MIDA* tiene como característica utilizar funciones de intensidad máxima. Es recomendable hacer uso de ellas en imágenes o regiones de interés donde no sea necesario conservar las propiedades originales, debido a que la intensidad máxima no siempre se encuentra en zonas *ROIs* y a su vez las funciones con menor intensidad se pierden en el resultado final, propiciando pérdida de calidad en la imagen.

2.2.2. Algoritmo *K-NN* (*K nearest neighbors*) ó *K-vecinos cercanos*

Es un método de clasificación no paramétrico de aprendizaje supervisado, que estima el valor de la función de densidad de probabilidad o directamente la probabilidad a posteriori de que un elemento x pertenezca a la clase C a partir de la información proporcionada por el conjunto de prototipos. [60]

Algunas de sus principales características son que:

- ❖ Permiten obtener información de manera simple y precisa.
- ❖ El proceso de encontrar los k objetos más similares a uno dado genera una intensidad computacional elevada. [61]
- ❖ El tiempo de clasificación es muy largo.
- ❖ Es difícil encontrar el valor óptimo de k .
- ❖ El efecto del ruido sobre la clasificación se reduce por el incremento del valor de k . [62]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados en emplear el algoritmo *K-NN*.

Mueller *et al.*,(2007) muestran en [20] un sistema de visualización del corazón y arterias coronarias empleando renderizado de volumen y etiquetas de filtros de bondad utilizando el algoritmo *K-NN* para la clasificación. El algoritmo de aprendizaje supervisado *K-NN* es un buen clasificador de datos cuando se conoce la forma o se tiene un conocimiento previo de lo que se desea segmentar. En nuestro caso particular, emplearemos el algoritmo de aprendizaje automático *K-means* debido a que a diferencia del *K-NN*, este algoritmo permite segmentar regiones de interés donde exista concentración de volumen de masa sin interesar la forma (regular e irregular) que adopten los *clusters* en la imagen.

2.2.3. Técnica de bordes

Es una técnica empleada para detectar discontinuidades significativas en el nivel de gris.

Algunas de sus principales características son que:

- ❖ La extracción de bordes se basa en la diferencia que experimenta una característica en dos regiones adyacentes.
- ❖ Los bordes pueden clasificarse por su anchura, ángulo de su pendiente de variación, y las coordenadas de su punto medio.
- ❖ Las discontinuidades son detectadas usando derivadas de primer y segundo orden. [63]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados empleando la técnica de bordes.

Maxime y Yang, (2008) exponen en [22] un método rápido de renderizado de volumen interactivo para apoyo visual tomando como *ROI* vasos coronarios. La segmentación de la imagen es realizada empleando la técnica de bordes. Esta técnica presenta como característica localizar regiones donde los bordes formen figuras cerradas siendo no recomendable su uso cuando los bordes identificados estén desconectados ya que posiblemente se obtendrán resultados no deseados.

Otra característica de la técnica de bordes es que es sensible al ruido, por lo que a diferencia del trabajo aquí expuesto en nuestro caso particular no recomendamos emplear esta técnica en la segmentación de zonas *ROI*.

2.2.4. Región *growing* o región de crecimiento

Es una técnica que busca delimitar zonas homogéneas de la imagen, mediante la inclusión progresiva de los elementos que cumplen determinado criterio de similitud. [64]

Los aspectos más importantes a considerar en el uso de esta técnica son que:

- ❖ La cantidad de información requerida para la determinación de las semillas suele ser muy grande.
- ❖ La ubicación de los puntos iniciales sobre zonas ruidosas o correspondientes a bordes, puede provocar una segmentación errónea de la imagen. [65]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados en emplear la técnica de segmentación de región de crecimiento.

Teistler *et al.*,(2007) dan a conocer en [24] una interfaz de usuario empleando funciones de transferencia (*TF*) para renderizado de volumen de 2D. La segmentación del *ROI* o área de interés en la imagen la realizan empleando la técnica de región *growing* o región de crecimiento. Esta técnica no es recomendable emplearla por sí sola en imágenes donde existan *outliers* debido a que puede tomar como pixel inicial un *outlier* y propiciar resultados no deseados en la segmentación de la imagen.

2.2.5. Algoritmo genético

Es un método de búsqueda que imita la teoría de la evolución biológica de Darwin para la resolución de problemas. Para ello, se parte de una población inicial de la cual se seleccionan los individuos más capacitados para luego reproducirlos y

mutarlos para finalmente obtener la siguiente generación de individuos que estarán más adaptados que la anterior generación.

Las características elementales a considerar en este algoritmo es que:

- ❖ El tamaño de la población sea lo suficientemente grande para garantizar la diversidad de soluciones.
- ❖ La población sea generada de forma aleatoria.
- ❖ Son intrínsecamente paralelos, es decir, operan de forma simultánea con varias soluciones.
- ❖ Presentan habilidad para manipular varios parámetros simultáneamente.

[66]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados empleando la técnica de segmentación de un algoritmo genético.

Mak *et al.*,(2011) presentan en [25] un sistema de visualización consciente aplicando renderizado de volumen directo donde los usuarios pueden definir el *ROI* manualmente por elección de la intensidad de rangos o seleccionando directamente las estructuras a segmentar en la imagen a través de una interfaz gráfica. Para la segmentación de la imagen emplean un algoritmo genético obteniendo resultados aceptables aunque no es recomendable emplearlo en poblaciones pequeñas debido a que puede converger prematuramente. Es decir si un individuo que es más apto que la mayoría de sus competidores emerge muy pronto en el curso de la ejecución, se puede reproducir de tal forma que reduce la diversidad de la población muy pronto, haciendo que el algoritmo converja hacia el óptimo local, provocando que un genotipo se haga dominante sobre los otros.

2.2.6. Redes Neuronales

Las redes neuronales (*NN*) están inspiradas en la arquitectura de los sistemas nerviosos biológicos y en la analogía matemática que consisten de un gran número

de sistemas relativamente simples, que funcionan en paralelo para tomar decisiones rápidamente. [67]

Las características más importantes a considerar en el uso de esta técnica son:

- ❖ Permitir procesamiento en paralelo.
- ❖ Capacidad de manejar no linealidad.
- ❖ Rápida adaptabilidad a sistemas dinámicos.
- ❖ Reconocer los modelos de forma eficiente en presencia de ruido. [68]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados empleando la técnica de redes neuronales.

Wang *et al.*,(2006) plantean en [27] un diseño adaptativo de funciones de transferencia de renderizado de volumen utilizando redes neuronales para la clasificación de conjuntos de datos y asignar propiedades para su visualización. Las redes neuronales se utilizan primordialmente en aplicaciones en las que no se dispone a priori de un modelo identificable que pueda ser programado, pero se dispone de un conjunto básico de ejemplos de entrada. Las redes neuronales son empleadas en problemas de clasificación y reconocimiento de patrones de voz, imágenes y señales. Aunque no es recomendable su uso en renderizado debido a que a menudo las *NN* (redes neuronales) tienen demasiados pesos y pueden sobre ajustar los datos.

2.2.7. Algoritmo de *clustering K-means*

Es un algoritmo de clasificación no supervisado, utilizado para determinar los grupos espectrales naturales presentes en un conjunto de datos de forma regular e irregular. [69]

Algunos de los principales aspectos a considerar al utilizar este algoritmo son que:

- ❖ Permiten encontrar patrones y estructuras desde conjuntos de datos largos.
- ❖ No son necesarios datos de entrenamiento.

- ❖ Emplea la distancia euclidiana para determinar la distancia entre datos y el centroide. [70]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados empleando el algoritmo de agrupamiento *K-means*.

Bornik *et al.*,(2012) definen en [32] un sistema acelerador de hardware de mapas de sombras profundas en *cluster*, que unifica el cálculo de sombras volumétricas y geométricas. Donde para la visualización interactiva de los objetos volumétricos poliédricos emplean la técnica *raycasting* de renderizado de volumen. La segmentación de la imagen la realizan empleando el algoritmo de *clustering K-means*. El algoritmo de *clustering K-means* es recomendable emplearlo cuando se desconoce si la forma de lo que se desea segmentar es regular e irregular. Aunque para realizar la compresión de la imagen se recomienda emplear el algoritmo de *K-means* acompañado de un algoritmo sin pérdida para preservar las propiedades originales de los *clusters* segmentados. Por ende en nuestro trabajo empleamos el algoritmo de *cluster K-means* junto con el algoritmo sin pérdida de transformada *wavelet* entera.

2.2.8. Contornos activos ó *Snakes*

Los contornos activos tienen como objetivo encontrar el contorno que mejor aproxima el perímetro de un objeto y se aplica por lo general al gradiente de la intensidad de una imagen.

Algunas de sus principales características son que:

- ❖ La curva que se busca ajustar al perímetro es explícita.
- ❖ El algoritmo genera sólo un borde conexo. [71]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados empleando el algoritmo de contornos activos.

Kim *et al.*,(2005) describen en [35] un método de visualización 3D de estructuras cerebrales de imágenes de resonancia magnética ó *MRI* basadas en renderizado de volumen directo. Para extraer las estructuras de la región del cerebro emplean segmentación utilizando la técnica de *thresholding* y operaciones *snake* o contornos activos de 2D. La segmentación por umbral y las operaciones *snake* son técnicas efectivas en segmentación de imágenes en escala de grises aunque no es recomendable su uso en regiones de interés, debido a que es difícil establecer el valor correcto del umbral y una mala inicialización de las *snakes* pueden conducir a resultados inestables en la calidad de la imagen.

2.3. Categoría de Compresión

La compresión de una imagen, consiste en discretizar un conjunto de datos a uno de menor tamaño, reduciendo la cantidad de datos a transmitir con ó sin pérdida de información.

2.3.1. Transformada *Wavelet*

Es una herramienta matemática empleada en aplicaciones de procesamiento de señales, control de procesos y detección de anomalías sintomáticas en medicina e ingeniería.

Algunos de los aspectos más importantes de la transformada *wavelet* son que:

- ❖ Presentan soporte compacto, que es la propiedad que la señal prototipo sea de duración finita.
- ❖ Cuentan con ortogonalidad, que es la propiedad que se logra cuando el producto punto de dos vectores es igual a cero.
- ❖ Presentan la propiedad de de-correlación.
- ❖ Las funciones base son locales en tiempo/ espacio y frecuencia
- ❖ Permiten la descomposición y reconstrucción precisa de señales finitas no periódicas y no estacionarias. [14]

A continuación se muestran algunos de los trabajos relacionados empleando la técnica de transformadas *wavelet*.

Thelen *et al.*,(2011) muestran en [29] un esquema dinámico de renderizado de volumen que incorpora la representación *wavelet* multi-resolución para visualizar conjuntos de datos con varios *gigabytes* de datos en grupos de renderizado distribuidos. Las *wavelets* son una herramienta matemática utilizada en aplicaciones de procesamiento de señales e imágenes, al igual que en el control de procesos y detección de anomalías sintomáticas en medicina e ingeniería. En nuestro caso particular, proponemos emplear la transformada *wavelet* entera (Variante de las Transformadas *Wavelets* Discretas) con la finalidad de evitar que exista pérdida de calidad en la imagen al efectuar la compresión de la imagen.

Gyulassy *et al.*,(2009) exponen en [47] un método de aproximación multi-resolución para la visualización de grandes conjuntos de datos volumétricos de forma interactiva. En la compresión de los datos emplean transformadas *wavelets* con la finalidad de hacer manejable la talla de los datos largos y a su vez utilizan funciones de transferencia para calcular el error de espacio en pantalla. Para finalizar el proceso aplican renderizado de volumen para producir realismo a la imagen. Las *wavelets* propician gran compresión en el manejo de imágenes. Sin embargo es recomendable emplear específicamente transformadas *wavelets* enteras como parte de la familia de las *wavelets* debido a que esta técnica no presenta pérdida de calidad en el manejo de imágenes.

2.3.2. Transformada de Fourier

Entre sus principales características se encuentran que:

- ❖ Son útiles para el estudio de señales periódicas.
- ❖ Es una herramienta utilizada para resolver modelos de ecuaciones diferenciales fraccionarios.
- ❖ No tiene una correspondencia biunívoca entre la función de partida y su transformada. [72]

A continuación se muestra uno de los trabajos relacionados empleando la transformada de *Fourier*.

Ding y Zhou,(2006) presentan en [31] una técnica de frecuencias de dominio de renderizado de volumen empleando la transformada de *Fourier* y las transformadas *Wavelet*. La transformada de *Fourier* es un método eficiente en el procesamiento de imágenes y análisis de señales brindando resultados satisfactorios cuando las señales son periódicas y lo suficientemente regulares. No obstante, no es recomendable emplear el método de *Fourier* en el tratamiento de imágenes médicas debido a que no cuenta con funciones base con soporte compacto, propiciando pérdida de características en la imagen y con ello pérdida de calidad en la imagen.

2.3.3. Funciones de transferencia (TF)

Las *TF* son un componente del proceso de renderizado de volumen que especifica la relación entre datos escalares así como los valores derivados y características ópticas. Algunos de los aspectos más importantes de las funciones de transferencia son que:

- ❖ Se ajustan a través de prueba y error.
- ❖ Necesitan de la asistencia de un experto para el ajuste de la función. [73]

A continuación se muestran algunos de los trabajos relacionados empleando funciones de transferencia.

Ahmed *et al.*,(2013) exponen en [39] un conjunto de técnicas para generar una visualización de mapas vasculares de alta calidad a través de renderizado de volumen para la evaluación de masa hepática e identificar lesiones malignas de benignas. La segmentación de las lesiones malignas la realizan empleando funciones de transferencia. Las funciones de transferencia presentan buenos resultados cuando se cuenta con un experto para ajustar la función de transferencia debido a que un cambio mínimo en el ajuste de la función puede propiciar resultados distintos.

Kubisch *et al.*,(2012) proponen en [48] un modelo para visualizar estructuras vasculares a través de sistemas de renderizado de volumen directo para que sea empleado como apoyo en el diagnóstico de enfermedades vasculares. La clasificación del volumen de la imagen la realizan empleando funciones de transferencia. Estas funciones son recomendables emplearlas acompañadas de un algoritmo sin pérdida si la finalidad es conservar las propiedades originales de la imagen debido a que en caso contrario se genera posiblemente pérdida de calidad en la imagen aún cuando el experto haya ajustado correctamente la función de transferencia.

Capítulo 3.

Renderizado de Imágenes Médicas con Visualización en Móviles empleando Cómputo en la Nube

En este capítulo presentamos la metodología que proponemos para el renderizado de una tomografía de rayos “X” en dos dimensiones conservando su volumen de masa en ROI. La metodología está detallada en 2 secciones de este capítulo. En la sección 3.1, se presenta la metodología describiendo las características y el ambiente donde podrá implementarse. Posteriormente, en la sección 3.2 se describe la metodología de renderizado de tomografías de rayos “X” en dos dimensiones conservando su volumen de masa en ROI con visualización en móviles, empleando cómputo en la nube.

3.1. Metodología

Nuestro propósito se centra en renderizar una tomografía de rayos “X” en dos dimensiones (2D) conservando su volumen de masa en regiones de interés, para desplegarla en un dispositivo móvil empleando una nube pública. La metodología propuesta opera en un ambiente público desde una nube pública como un servicio. Donde las peticiones se realizarán empleando una conexión a internet para realizar la comunicación desde un dispositivo móvil a la nube.

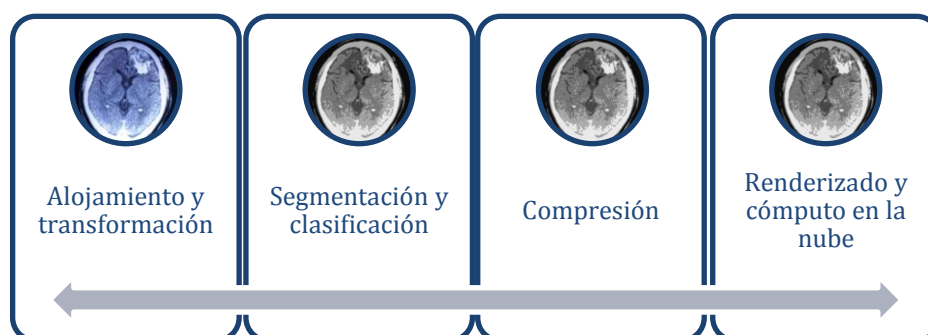


Figura 1. Diagrama General de Metodología de Renderizado de tomografías de rayos X en dos dimensiones

3.2. Descripción de Metodología

El desarrollo de nuestra metodología de renderizado en tomografías de rayos “X” en 2D sin pérdida en el volumen de masa empleando computación en la nube se centró en cuatro fases:

- ❖ Alojamiento y transformación
- ❖ Segmentación y clasificación
- ❖ Compresión
- ❖ Renderizado y cómputo en la nube

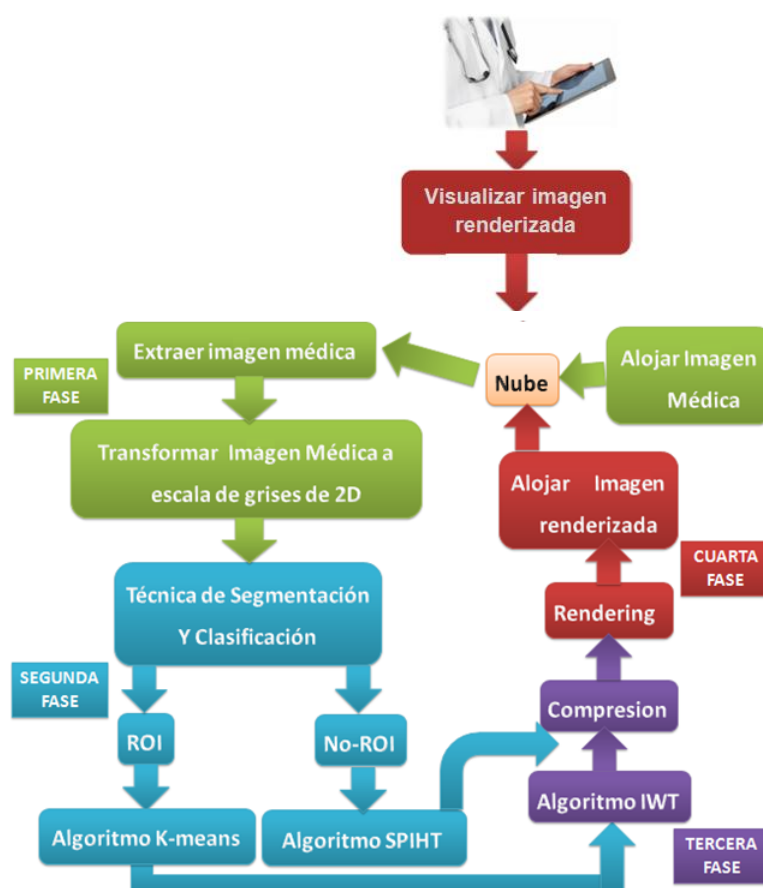


Figura 2. Diagrama de metodología de renderizado de imagen médica en 2D

A continuación se expone una descripción a mayor detalle acerca de las fases empleadas en el desarrollo de nuestra metodología.

Primera fase: Alojamiento y transformación

El proceso inicia en alojar la imagen médica en una nube pública tomando en

consideración los siguientes parámetros: Transparencia, color y sombreado empleando el estándar *DICOM*. Posteriormente se extrae la imagen *DICOM* de la nube pública desde un ordenador con la finalidad de renderizarla y desplegarla en un dispositivo móvil sin pérdida de calidad en el volumen de masa. Para llevar a cabo este proceso la imagen *DICOM* originalmente se encuentra conformada por los planos (X, Y, Z); misma que para ser tratada por nuestra metodología debe ser transformada al plano (X, Y). Para ello realizamos los siguientes pasos:

- A. Inicialmente normalizamos la combinación de los colores $R+G+B=1$ para obtener el color blanco neutral.

Donde:

R: Representa el valor de pixel rojo del plano (i,j,1)

G: Representa el valor de pixel verde del plano (i,j,2)

B: Representa el valor de pixel azul del plano (i,j,3)

- B. Posteriormente se combinó la suma de los pesos R,G y B empleando la siguiente fórmula:

$$0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B$$

Obteniendo como resultado una imagen en 2D(X,Y) con un rango de valores de 0 a 255.

Donde:

X→ Representa el sombreado

Y→ Representa el nivel de escala de grises.

0→Representa al color negro

255→Representa al blanco

Segunda fase: Segmentación y clasificación

En esta etapa se aplican dos algoritmos para segmentar la imagen médica, uno para localizar la zona de interés conocida comúnmente como *ROI* y otro para segmentar la región de no interés usualmente también denominada *No ROI*. Se emplea el algoritmo estándar de agrupamiento *K-means* simple, para segmentar la zona *ROI*

de la imagen médica. Mientras que para el *No ROI* empleamos el algoritmo *SPIHT* ó Conjunto Particionado en Árboles Jerárquicos.

En nuestro caso específico para el algoritmo *K-means* simple cada punto de la matriz de datos de entrada es conformada por un pixel de la matriz de valores que conforma la imagen médica en escala de grises obtenida en la primer fase de nuestra metodología.

En la siguiente sección se describe el funcionamiento del algoritmo de *clustering K-means* simple al igual que el modo en que fue implementado en nuestra metodología:

- a) Inicialmente consiste en definir el número de centroides iniciales (i), en nuestro caso particular se definieron de 3 a 8i.
- b) Posteriormente se asigna cada objeto al grupo que tiene el centroide más cercano.
- c) Tras haber asignado todos los objetos, se debe definir una matriz de distancias

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2N} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ d_{c1} & d_{c2} & \dots & d_{cN} \end{bmatrix}$$

Matriz de distancias

para almacenar la distancia de cada punto de la matriz de datos a cada centro de grupo o centroide utilizando una distancia como métrica . En nuestro caso exclusivo empleamos la distancia Euclidea como métrica.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

Fórmula de distancia Euclidea

Donde:

k=1..n(n representa el número de par ordenados para representar un punto(X,Y))

- $X \rightarrow$ Representa el sombreado
- $Y \rightarrow$ Representa el nivel de escala de grises.

$i=1..c$ (c representa el número de *clusters*)

$j=1..N$ (N representa el número de puntos de entrada)

- Posteriormente se recalculan las posiciones de los "*c*" *clusters* a través de la matriz de distancia empleando la distancia Euclídea "*n*" veces hasta que el algoritmo converja completamente, es decir, las asignaciones de los *clusters* ya no cambien.

Una vez realizada la segmentación de la zona *ROI* de la tomografía de rayos "*X*" de 2D en escala de grises, nos centramos en segmentar la región denominada *No ROI*. El área *No ROI* es un segmento de la imagen en la cual no es fundamental evitar que exista pérdida de calidad. Por ende utilizamos el algoritmo *SPIHT* (Conjunto Particionado en Árboles Jerárquicos) basado en *Wavelets*.

En nuestro caso los valores de entrada a segmentar por el algoritmo *SPIHT* están dados por la matriz de valores que conforma la tomografía de rayos X de 2D en escala de grises obtenida en la primera fase de nuestra metodología.

En la siguiente sección se describe el funcionamiento del algoritmo *SPIHT* al igual que el modo en que fue implementado en nuestra metodología:

- Inicialmente se debe realizar el proceso de codificación. El proceso de codificación consiste en la creación de un mapa de significancia por cada umbral de estudio. En nuestro caso específico el mapa de significancia es construido a partir de la matriz de valores que conforman la imagen en escala de grises. Obteniendo como resultado la identificación 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. Donde, el primer umbral viene determinado

por el bit más significativo del coeficiente mayor en valor absoluto. Mientras en las etapas sucesivas basta con decrementar este umbral de uno en uno.

Posteriormente se deben realizar las siguientes tres etapas para realizar el proceso completo de codificación del algoritmo *SPIHT* (Conjunto Particionado en Árboles Jerárquicos):

- b) Inicialización
- c) Ordenamiento
- d) Refinamiento

De igual forma se deben emplear tres listas (LIP, LSP, LIS) para su implementación.

Donde:

LIP → Representa la lista de píxeles no significativos

LSP → Representa la lista de píxeles significativos

LIS → Representa la lista de coordenadas no significativas

- b) Inicialización

En nuestra investigación, en el paso de inicialización el umbral inicial toma el valor más próximo a una potencia de dos, obtenido de la matriz de coeficientes el mayor coeficiente en valor absoluto. Donde el umbral inicial n toma el valor de 2^n con $n = \lceil \log_2(\max(i) |c_i|) \rceil$. Aquí la lista LSP es inicializada con cero, es decir está vacía. Mientras que la lista LIP toma las coordenadas de los píxeles de nivel más alto y la lista LIS las coordenadas de los píxeles raíz como tipo A o B.

Donde:

La marca tipo A, representa a todos sus descendientes.

La marca tipo B, representa a todos los descendientes a partir de los nietos.

c) Ordenación

La ordenación consiste en verificar si cada entrada de tipo A en LIP es o no significativa para el n actual. En caso de ser significativo se transmite un uno, junto con el signo del píxel, para luego mover sus coordenadas(X,Y) a LSP.

Donde:

X→ Representa el sombreado

Y→ Representa el nivel de escala de grises.

Si no es significativo se transmite un cero. A continuación se comprueba la significancia de la descendencia de cada entrada de LIS. Si no se halla una significancia se transmite un cero, en caso contrario un uno y, de nuevo se comprueba la significancia de cada miembro de su descendencia. Si lo es se añade a LSP a la vez que se transmite su signo, y si no, se añade a LIP y se transmite un cero. Si ese píxel dispone de más descendientes (nietos en adelante), se colocan sus coordenadas(X,Y) al final de LIS y se marca como tipo B. Por el contrario, si la entrada LIS es de tipo B, se comprueba si tiene descendientes significativos a partir de los nietos (incluidos). Si se confirma se transmite un uno y se añaden sus coordenadas correspondientes al final de LIS marcadas como tipo A. En el caso contrario se transmite un cero y se eliminan sus coordenadas de LIS.

Las entradas añadidas a LIS no se tienen en cuenta en la etapa posterior de refinamiento.

d) Refinamiento

El refinamiento consiste en evaluar los componentes de LSP introducidos en el paso de ordenación, enviando el enésimo bit más significativo. Por último se decrementa el umbral en uno y se vuelve al paso de ordenación. El ciclo se repite hasta alcanzar el umbral cero (incluido).

Tercera fase: Compresión

En esta etapa se efectuó la implementación de un algoritmo sin pérdida de calidad en la región de interés también denominada comúnmente como *ROI*.

En nuestro caso particular la zona de interés fue previamente segmentada por el algoritmo de agrupamiento *K-means* simple.

El algoritmo *K-means* simple es el encargado de generar los valores de entrada a considerar por el algoritmo de compresión sin pérdida.

Para la compresión se eligió las Transformadas *Wavelets* Enteras (Variante de las Transformadas *Wavelets* Discretas) debido a que permiten realizar compresión de imágenes sin que exista pérdida en las características originales de la imagen. Esto es consecuencia de que cada salida de los filtros es redondeada al entero más cercano.

A continuación se describe el funcionamiento de las Transformadas *Wavelets* Enteras ó *IWT* a mayor detalle:

Inicialmente se toman los segmentos de la imagen en escala de grises previamente segmentados por el algoritmo *K-means* simple en la segunda fase de nuestra metodología para posteriormente iniciar su descomposición a través de *IWT*.

En nuestro algoritmo aplicamos una *IWT* de primer nivel, es decir la tomografía de rayos X de 2D fue descompuesta en cuatro partes de frecuencia, las cuales son frecuencias altas, medias y bajas (LL, HL, LH, HH).

Donde:

LL → Representa la matriz de aproximación

HL → Representa la matriz de detalles horizontales

LH → Representa la matriz de detalles verticales

HH → Representa la matriz de detalles diagonales

En nuestro trabajo la matriz de aproximación (LL) contiene las bajas frecuencias y los coeficientes enteros más altos para contener la información de interés de la imagen. En otras palabras, en la matriz "LL" se contienen todas aquellas regiones donde existe concentración de volumen de masa. Mientras que en las matrices de detalles se tienen valores próximos a ceros. Estas matrices (LL,HL,LH,HH) contienen coeficientes enteros que pueden ser positivos o negativos.

Por ende, posteriormente se debe proceder a guardar los signos de los coeficientes de cada subbanda a través de una matriz o mapa de signos para no afectar los coeficientes al aplicar la transformada wavelet inversa para corroborar que se haya logrado una reconstrucción sin pérdida en las características originales de la tomografía de rayos X en nivel de escala de grises en 2D.

La representación matemática del algoritmo de compresión sin pérdida IWT e inversa de IWT se muestran a continuación:

IWT:

$$d_{1,l} = s_{0,2l+1} - \text{round}\left[\frac{1}{2}(s_{0,2l} + s_{0,2l+2})\right]$$

$$s_{1,l} = s_{0,2l} - \text{round}\left[\frac{1}{4}(d_{1,l-1} + d_{1,l})\right]$$

Inversa de IWT ó IIWT:

$$s_{0,2l} = s_{1,l} - \text{round}\left[\frac{1}{4}(d_{1,l-1} + d_{1,l})\right]$$

$$s_{0,2l+1} = d_{1,l} + \text{round}\left[\frac{1}{2}(s_{1,2l} + s_{1,2l+2})\right]$$

Donde:

$s_{0,l}$ → significa la l-ésima señal original

d_1 → es señal de detalle después de aplicar el filtro pasa alta

s_1 → es señal de información después de aplicar el filtro pasa baja

round → es la función para realizar el redondeo a los coeficientes enteros

Cuarta fase: Renderizado y cómputo en la nube

En esta fase concluimos el proceso de nuestra metodología expuesta empleando renderizado de volumen. En este trabajo empleamos la técnica de renderizado de volumen raycasting básico debido a que esta técnica se centra en la visualización de datos médicos [15] permitiendo aplicar acercamientos o *zoom out* a la imagen sin generar orificios o distorsiones en la misma [16].

A continuación se describe el funcionamiento a mayor detalle de la técnica de renderizado de volumen *raycasting* básico:

- a) Inicialmente, consiste en generar un rayo por cada uno de los píxeles que conforman la imagen.

En nuestro caso los rayos generados se forman a partir de los píxeles que conforman la matriz de valores de los planos (X, Y) de la tomografía de rayos "X" en nivel de escala de grises obtenida en la compresión sin pérdida en la fase tres de la metodología propuesta.

Donde:

X → Representa el sombreado

Y → Representa el nivel de escala de grises

- b) Posteriormente se debe realizar un muestreo de los valores empleando interpolación con la finalidad de descubrir el objeto más cercano que interrumpe la trayectoria del rayo. La interpolación de imágenes de 2D puede ser a través de interpolación bilineal, bicúbica ó el vecino más cercano.

En nuestra metodología empleamos interpolación bilineal debido a que permite interpolar funciones de dos variables permitiendo aplicar acercamientos o *zoom* a la imagen sin generar orificios o espacios en la imagen, en nuestro caso exclusivo lo empleamos en tomografías de rayos "X" de 2D.

La interpolación bilineal es llevada a cabo de la siguiente manera:

Originalmente, consiste en tomar los 4 valores de los píxeles más cercanos que se encuentran en direcciones diagonales de un píxel dado a fin de encontrar los valores de intensidad de nivel de gris apropiadas del píxel desconocido.

Posteriormente, se toma un promedio ponderado de estos 4 píxeles para llegar a su valor final interpolado. Donde, el peso de cada uno de los cuatro valores de píxel se basa en la distancia del píxel computarizada (en el espacio 2D) de cada uno de los puntos conocidos.

- c) Una vez obtenidos los valores resultantes de la interpolación, se procedió a realizar el proceso de composición. El proceso de composición consiste en emplear una función de integración del rayo con la finalidad de acumular el nivel de gris y transparencia a través del rayo.

Este proceso denominado composición está dado por:

Una función de transferencia. Ésta permite asignar al punto muestreado en el plano (X, Y) las propiedades de nivel de gris y transparencia.

Este valor se compone junto con el valor de nivel de gris acumulado por el rayo en su paso por los puntos de muestreo anteriores.

El proceso de composición se expresa como una aproximación de la integral de Low-Albedo [19,20] de la siguiente forma:

$$\text{Nivel de gris } c_{i+1} = \alpha_i c_i + (1 - \alpha_i) + A_i C_i$$

$$\text{Transparencia } A_{i+1} = \alpha_i (1 - \alpha_i) + A_i$$

Donde:

C_i → Representa el nivel de intensidad de gris de la compuesta actual

A_i → Representa la transparencia de la compuesta actual

c_i → Representa el nivel de gris de la muestra actual

α_i → Representa la transparencia de la muestra actual.

A → Es la medida del grado de transparencia de un objeto (Varía entre 0 y 1).

$\alpha = 0$ → Representa transparencia total

$\alpha = 1$ → Representa opacidad.

Una vez realizado el proceso de las cuatro fases descritas en nuestra metodología obtuvimos como resultado final, una imagen renderizada sin pérdida de calidad en volumen de masa en *ROI* misma que será empleada como apoyo visual por especialistas del área médica y a su vez lleven un expediente clínico de cada uno de sus pacientes.

Para el despliegue de la imagen obtenida como resultado final hicimos uso del cómputo en la nube.

Se empleó una nube pública para alojar las imágenes DICOM y a su vez realizar el proceso de renderizado. La nube pública se empleó como una arquitectura cliente/servidor utilizando una conexión a internet para acceder a ella. Las peticiones para acceder a la nube pública se realizaron desde un dispositivo móvil empleando un servicio Web a través de internet para realizar conexión con la nube y con ello obtener el despliegue de la imagen médica en el dispositivo móvil.

Para el despliegue de la imagen médica se consideró necesario emplear dispositivos con una resolución mínima de 720 x 1280 y un tamaño de pantalla mayor o igual a 7 pulgadas para obtener una mayor apreciación visual.

Capítulo 4.

Evaluación y Resultados

En este capítulo se presentan las evaluaciones y resultados de los algoritmos utilizados en la metodología propuesta para el renderizado de imágenes médicas en dos dimensiones. El primero de ellos es el algoritmo de agrupamiento *K-means* simple, el cual requirió ajustes para determinar el número de centroides iniciales adecuados para segmentar la región de interés. El segundo algoritmo que se presenta es el algoritmo *SPIHT* basado en *Wavelets*. La tercera evaluación se realizó empleando el algoritmo de Transformadas *Wavelets* Enteras y su inversa para corroborar la reconstrucción sin pérdida de la imagen original. Finalmente concluimos la evaluación con el algoritmo de renderizado de volumen *Ray casting* básico. En el desarrollo de la metodología se contó con el apoyo del especialista del en traumatología Giovanni Aradillas Mar del Centro de Estudios Especializados de Xalapa para la segmentación de la zona *ROI* y compresión de la zona *No ROI* en la imagen.

4.1. Segmentación de imágenes (Zona *ROI*)

Para determinar el número de *cluster* de mejor ajuste para la segmentación de la zona *ROI* en la tomografía de rayos X en 2D.

Inicialmente se tomaron 3 centroides iniciales para la agrupación. Posteriormente se fue incrementando el número de centroides iniciales identificando que el número de *clusters* que mejor se adecuó para la agrupación de la zona *ROI* donde existía concentración de volumen de masa fue de 8 *clusters* debido a que se obtuvo un porcentaje mayor de error en la segmentación de la zona *ROI* al emplear nueve *clusters*. El número de *clusters* iniciales de mejor ajuste se determinó en consideración a los porcentajes de error obtenidos en la segmentación de la zona *ROI*, los cuales se exponen en la tabla 1.

Centroides iniciales (K)	Porcentaje de error del algoritmo K-means simple
K=3	42%
K=5	33%
K=8	16%
K=9	25%

Tabla 1. Porcentajes de error obtenidos con algoritmo K-means simple

De acuerdo a Prieto Y Balcells, (2005) definen en [77] que un porcentaje mayor al 80% en segmentación de imágenes médicas es considerada buena en el área médica. Por lo que se considera que los resultados obtenidos en la fase de segmentación de nuestra metodología propuesta son buenos al haber obtenido un porcentaje del 84% en la zona ROI.

En la tabla 2 se muestra de manera general los resultados obtenidos empleando el algoritmo *K-means* simple.

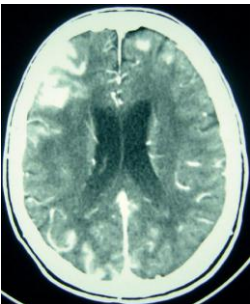
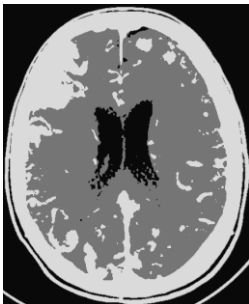


Centroides iniciales (K)	K=3	K=5	K=8
Imagen Original	Imagen segmentada	Imagen segmentada	Imagen segmentada
Tomografía1			
			

Tabla 2. Imagen segmentada con diferentes números de centroides iniciales

4.2. Compresión con pérdida (Zona *No ROI*)

La compresión con pérdida de calidad fue realizada evitando que la compresión de la tomografía de rayos X en 2D no perdiera detalles estructurales en demasía debido a que a pesar de ser una zona *No ROI*, los detalles estructurales en la imagen médica son esenciales para los especialistas del área médica a la hora de emitir un diagnóstico clínico.

La compresión de la imagen en la zona *No ROI* se llevó a cabo empleando el algoritmo *SPIHT* basado en *Wavelets*.

Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 3.


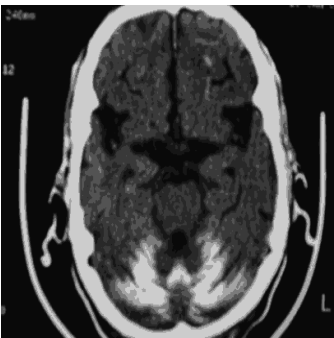

Imagen Zona <i>ROI</i> y <i>No ROI</i>		
Tomografía1	Tomografía2	Tomografía3
		




Tabla 3. Segmentación de zona *ROI* y *No ROI*

4.3. Compresión sin pérdida (*Zona ROI*)

La compresión sin pérdida de calidad de la tomografía de rayos "X" en 2D fue realizada empleando el algoritmo de Transformadas *Wavelets* Enteras con la finalidad de preservar las propiedades ó características de la imagen original.

Una vez implementado el algoritmo de IWT se procedió a implementar su inversa con el objetivo de garantizar la reconstrucción sin pérdida de calidad de la imagen original.

En la tabla 4 se muestran los resultados obtenidos de manera general del algoritmo de Transformadas *Wavelets* Enteras y su proceso inverso.

Imagen	Transformada <i>Wavelet</i> Entera	Inversa de Transformada <i>Wavelet</i> Entera
Tomografía1:		
		
Propiedades:		
Nombre: spiht1	Nombre: wavelet1	Nombre: reconstruida1
Tamaño: 556x440	Tamaño: 278x220	Tamaño: 556x440
Bytes: 244640	Bytes: 61160	Bytes: 244640
Rango de Intensidad: [0 - 255]	Rango de Intensidad: [0 - 255]	Rango de Intensidad: [0 - 255]
Transparencia: No	Transparencia: No	Transparencia: No

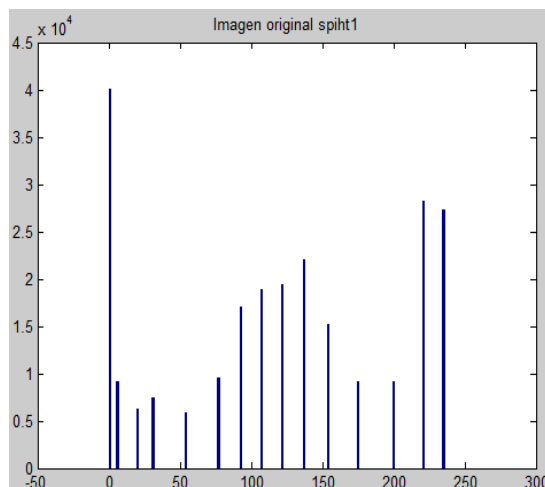
Contraste:

El primer histograma corresponde al resultado la segmentación de la zona *ROI* y *No ROI* de la imagen.

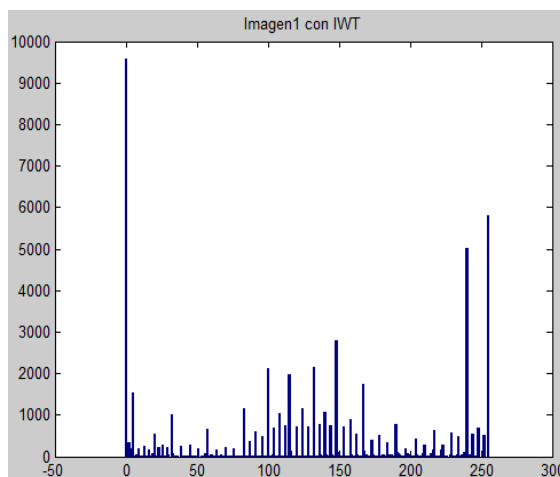
Donde:

En el *ROI* se aplicó el algoritmo *K-means* simple.

En el *No ROI* se empleó el algoritmo *SPIHT* basado en *Wavelets*.



El segundo histograma corresponde a la imagen obtenida al aplicarle el algoritmo de transformadas *wavelets* enteras aplicando una tasa de compresión de un nivel de la imagen original tal y como se hace mención en la tercer fase expuesta en el capítulo 3 de la tesis.



Finalmente en este último histograma podemos apreciar que al aplicarle el algoritmo IWT a la imagen obtenida de la transformada *wavelet* entera se obtuvo un histograma idéntico de la imagen original, identificando que se logró la reconstrucción de la imagen inicial preservando sus propiedades originales.

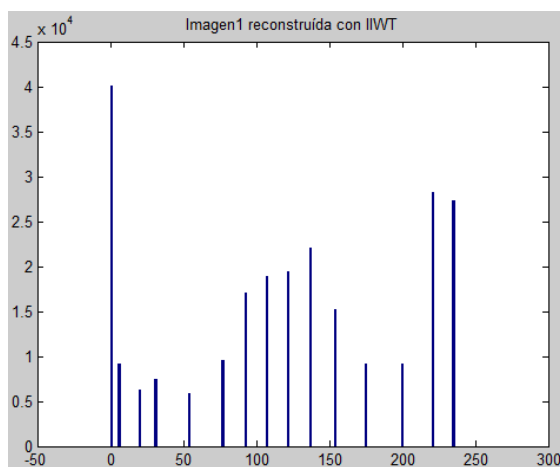
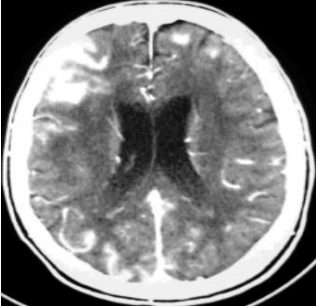
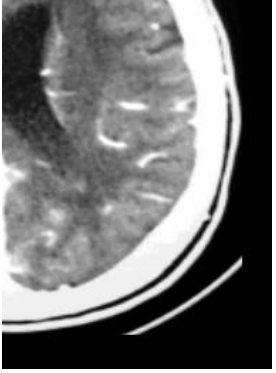
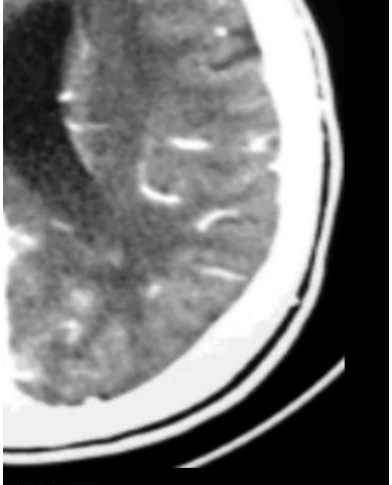


Tabla 4. Compresión de imagen empleando algoritmo IWT e IIWT

4.4. Renderizado de Imagen médica

El renderizado de la tomografía de rayos "X" de 2D fue realizada empleando el algoritmo de volumen raycasting básico con la finalidad de aplicar acercamientos o *zoom* a la imagen sin generar orificios o distorsiones en la misma.

En la tabla 5 se muestran los resultados obtenidos del algoritmo de renderizado de volumen raycasting básico.

Imagen renderizada	Imagen renderizada con acercamiento al 100%	Imagen renderizada con acercamiento al 200%
Tomografía1:		
<p>En la primer imagen se puede apreciar el resultado obtenido al haber aplicado el rendering de volumen <i>Ray casting</i> básico.</p>	<p>En la segunda imagen se presenta un acercamiento sobre una zona de la imagen con un acercamiento de 100%.</p>	<p>En la tercer imagen se ilustra un acercamiento a una zona de la imagen con un 200% de acercamiento.</p> <p>Los acercamientos permitidos a zonas de la imagen alcanzan un 400%.</p>
		

Propiedades:

Rango de Intensidad:	Rango de Intensidad:	Rango de Intensidad:
[0 - 255]	[0 - 255]	[0 - 255]
Transparencia: No	Transparencia: No	Transparencia: No

Tabla 5. Renderizado de volumen empleando raycasting básico

La visualización de acercamientos se llevo a cabo en los siguientes dispositivos:

- ❖ Samsung SIII mini con resolución de 480 x 800 pixeles y pantalla de 4".
- ❖ Lanix Ilium Pad T7 con resolución de 1024x600 píxeles y pantalla de 7".
- ❖ Galaxy Tab 2 con resolución de 1024 x 600 pixeles y pantalla de 7".

Capítulo 5.

Conclusiones y Trabajo Futuro

5.1. Conclusiones

En este trabajo se presentó una metodología de renderizado en imágenes médicas de 2D preservando el volumen de masa como ROI para desplegarlas en un dispositivo móvil y a su vez sea empleada como apoyo visual a nivel hospitalario y diagnóstico previo por especialistas. Para ello se tomaron en consideración los siguientes factores de afectación opacidad, refracción, radiosidad y sombreado al aplicarle la técnica de renderizado.

Una aportación es que obtuvimos una segmentación fidedigna con ayuda del especialista en traumatología Giovanni Aradillas Mar para validar el número de *clusters* para la agrupación donde existía concentración de volumen de masa como ROI en la tomografía de rayos "X" en dos dimensiones (2D).

Otra contribución importante de nuestro trabajo es que pudimos demostrar la compresión sin pérdida de calidad en el volumen de masa como ROI preservando las propiedades originales de una tomografía de rayos "X" en 2D al obtener un histograma idéntico al de la imagen original al aplicar el algoritmo IIWT a la imagen.

Otro logro es que conseguimos una compresión con pérdida en la zona No ROI sin perder detalles estructurales en profusión en la tomografía de rayos "X" de 2D validada por el especialista en traumatología Giovanni Mar.

La carga computacional de renderizado de volumen depende directamente del tamaño del volumen de datos de entrada tanto en espacio como en tiempo, considerándose tolerable el proceso de renderizado en un lapso de 6 a 12 horas. Una aportación más es que logramos realizar el renderizado de volumen en un lapso de tiempo menor en comparación a otros trabajos [28][30][33]. El proceso de renderizado se obtuvo en un tiempo de 2 a 4 horas.

El tratamiento de imágenes médicas debe realizarse con la validación de un especialista del área médica para que la información sea fidedigna.

Es de suma importancia señalar las siguientes recomendaciones si desea enfrentar un problema similar como el nuestro aquí expuesto. Inicialmente se deben tomar en consideración las siguientes características: La transparencia, el color y la sombra empleando el estándar DICOM debido a que este es el estándar universal empleado por el área médica. Asimismo, puede emplearse el estándar HL7 acreditado por el Instituto Nacional Estadounidense de Estándares (ANSI) para la edición de informes de estudios imagenológicos.

De igual manera, se recomienda no utilizar cadenas de Markov para incorporar robustez al ruido en segmentación debido a que una selección no apropiada de los parámetros que controlan la fuerza de las interacciones espaciales puede resultar en segmentación excesivamente suave y generar consigo deformaciones en la zona ROI [80].

Es relevante recomendar no emplear la técnica de renderizado de superficie si su objetivo es que no exista pérdida de calidad al aplicar zoom a la imagen debido a que el renderizado de superficie es una nube de puntos que al aplicarle zoom va dejando agujeros propiciando deformaciones en la imagen.

Otro elemento importante a recomendar es que para el despliegue de imágenes médicas renderizadas en dispositivos móviles estos deben contar con requerimientos mínimos en resolución de 720 x 1280 pixeles debido a que la etiqueta oficial Europea (EICTA) indica que ese tamaño de resolución permite el despliegue de imágenes en pantalla sin distorsión. Asimismo, se recomienda un tamaño mayor o igual a 7 pulgadas de pantalla para tener una mayor apreciación visual debido a que al realizar acercamiento a una zona de la imagen en una pantalla pequeña no se tiene apreciación de las demás zonas de la imagen.

5.2. Trabajo Futuro

Como trabajo futuro existen aún diversas problemáticas por explorarse y por resolver en lo que concierne al tratamiento de imágenes médicas; en nuestra línea futura pretendemos realizarlo en tres lapsos de tiempo, divididos en corto, mediano y largo plazo.

A corto plazo se prevé disminuir los tiempos de renderizar una imagen médica empleando cómputo paralelo.

En mediano plazo ampliaremos la metodología empleando otros estándares para el despliegue visual de imágenes médicas tales como HL7 e IHE.

A largo plazo realizaremos la creación de imágenes médicas renderizadas 3D tomando como *slice* la imagen en dos dimensiones obtenida de nuestra metodología de renderizado para que sea empleada como apoyo visual por especialistas a distancia e identifiquen la profundidad donde se encuentre concentración de volumen de masa.

Referencias

1. Ira Greenberg (2007). Processing: Creative Coding and Computational Art. Apress. ISBN 1-59059-617-X.
2. Roobottom CA, Mitchell G, Morgan-Hughes G (November 2010). "Radiation-reduction strategies in cardiac computed tomographic angiography". Clin Radiol 65 (11): 859–67. doi:10.1016/j.crad.2010.04.021.
3. C. DURAN and F. morillo. Renderizado volumétrico acelerado basado en mecanismos de manejo de texturas. Universidad Simon Bolívar.
4. Eladio Quelín, Cloud Computing , Universidad Nacional Federico Villareal, Facultad de Ingeniería en Sistemas,2009.
5. Real Academia Española, *Diccionario de la lengua española* (22.^aed.). Madrid, España 2008.
6. Diccionario Enciclopédico Vox 1, sombra (n.d.) Larousse Editorial, S.L., 2009.
7. Collins Spanish Dictionary - Complete and Unabridged, opacidad (n.d.) 8th Edition, 2005.
8. Elba M. Sepúlveda, Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivs 3.0 Unported License., 2010.
9. Alonso Rodríguez, David Campillo Tomico, Jorge Pérez Crespo, Radiosidad, Gráficos y visualización 3D Escuela Superior de Ciencias Experimentales y Tecnología, Universidad Rey Juan Carlos, 2003/2004.
10. Operating System Concepts Essentials (Silberschatz, Galvin, Gagné, 2011), capítulo 1; ed. John Wiley & Sons; ISBN 978-0-470-88920-6.
11. Ernesto Coto, Métodos de Segmentación de Imágenes Médicas, Universidad Central de Venezuela, ISSN 1316-6239, ND 2003-05.
12. Mario Sandoval Olivé, Dra. María Elena Acevedo Mosqueda, Algoritmo de compresión de imágenes de alta resolución sin pérdidas, Instituto Politécnico Nacional, 2008.
13. Centro de Procesamiento de Imagen Investigación (CIPR), (24 de octubre 2013),. In en el Instituto Politécnico Rensselaer (RPI), Fecha de consulta 20:41pm 08/03/214 Desde <http://www.cipr.rpi.edu/research/SPIHT/>.

14. Silvia Torres Maya, Dra. Mariko Nakano Miyatake, Dr. Héctor Pérez Meana, Esteganografía usando el método de BPCS en los dominios espacial y espectral, IPN, 2005.
15. F. Morillo and F. Duran. Volumen renderizado. Noviembre 2005.
16. Ana María Quintero Gomez, M.Sc. Jorge Hernando Rivera Piedrahita. Metodología para la evaluación de técnicas de renderizado 3D en un sistema de visualización de imágenes médicas Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2010.
17. Segen's Medical Dictionary. © 2012 Farlex.
18. Sun Wha Song, Beom Cho Jun, Soo Ryang Chae, Byung Guk Kim, Clinical Utility of Three-Dimensional Facial Computed Tomography in the Treatment of Nasal Bone Fractures: A New Modality Involving an Air-Bone View with a Volume Renderizado Technique, ISSN 2231-3796, DOI 10.1007/s12070-011-0318-3, Springer India, 2013.
19. Ronghua Liang, Yunfei Wu, Feng Dong, Gordon, Clapworthy, Accumulation of local maximum intensity for feature enhanced volume renderizado, ISSN 0178-2789, Springer-Verlag, 2012.
20. Daniel Mueller, Anthony Maeder, Peter O'Shea, Tagged Volume Renderizado of the Heart, ISBN 978-3-540-75756-6, 2007.
21. Claudio Eduardo Goes, H. Schiabel, F. L. S Nunes, A. T. Berezowski, Volume Renderizado for Ultrasound Computer Phantoms Images by Using Multiplatform Software, ISBN 978-3-540-36839-7, FMBE Proceedings Volume 14, 2007, pp 2456-2459.
22. Guilbot Maxime, Xin Yang, Fast interactive volume renderizado method for adjustable vessel segmentation visualization, ISSN 1007-6417, June 2008, Volume 12, Issue 3, pp 240-248.
23. Xiaoliang Li, Jie Yang, Yuemin Zhu, Combining estimators for Monte Carlo volume renderizado with shading, ISSN 0178-2789, Springer-Verlag, uly 2006, Volume 22, Issue 7, pp 468-477.
24. Michael Teistler, Richard S. Breiman, Sauw Ming Liong, Liang Yoong Ho, Atif Shahab, Wieslaw L. Nowinski, Interactive definition of transfer functions in volume renderizado based on image markers, ISSN 1861-6410, International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery June 2007, Volume 2, Issue 1, pp 55-64.

25. Wai-Ho Mak, Yingcai Wu, Ming-Yuen Chan, Huamin Qu, Visibility-Aware Direct Volume Renderizado, ISSN 1000-9000, Journal of Computer Science and Technology, March 2011, Volume 26, Issue 2, pp 217-228.
26. Louis Parsonson, Soeren Grimm, Atif Bajwa, Laurence Bourn, Li Bai, A Cloud Computing Medical Image Analysis and Collaboration Platform, ISBN 978-1-4614-2325-6, Springer New York, 2012.
27. Liansheng Wang, Xucan Chen, Sikun Li, Xun Cai, General Adaptive Transfer Functions Design for Volume Renderizado by Using Neural Networks, ISBN 978-3-540-46481-5, Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- 28- Alexandre S. Nery, Nadia Nedjah, Felipe M. G. França, Lech Jozwiak, Interactive Volume Renderizado Based on Raycasting for Multi-core Architectures, ISBN 978-3-642-38717-3, Springer Berlin Heidelberg, 2013.
29. Sebastian Thelen, Joerg Meyer, Achim Ebert, Hans Hagen Giga-Scale Multiresolution Volume Renderizado on Distributed Display Clusters, ISBN 978-3-642-19640-9, Springer Berlin Heidelberg, 2011.
30. Fabio Markus Miranda, Waldemar Celes, Volume renderizado of unstructured hexahedral meshes, ISSN 0178-2789, Springer-Verlag, October 2012.
31. Ailing Ding, Qinwu Zhou, Frequency Domain Volume Renderizado Based on Wavelet Transformation, ISBN 978-3-540-45907-1, Springer Berlin Heidelberg, 2006.
32. Alexander Bornik, Wolfgang Knecht, Markus Hadwiger, Dieter Schmalstieg, Clustered Deep Shadow Maps for Integrated Polyhedral and Volume Renderizado, DOI 10.1007/978-3-642-33179-4_31, Springer Berlin Heidelberg, 2012.
33. Yeonggul Jang, Hackjoon Shim, Yoojin Chung, Mask-Renderizado of Mitochondrial Transports Using VTK, ISBN 978-3-642-27156-4, Springer Berlin Heidelberg, 2011.
34. Mario Hlawitschka, Gunther H. Weber, Alfred Anwander, Owen T. Carmichael, Bernd Hamann, Gerik Scheuermann, Interactive Volume Renderizado of Diffusion Tensor Data, ISBN 978-3-540-88377-7, Springer Berlin Heidelberg, 2009.
35. Yong-Guk Kim, Ou-Bong Gwun, Ju-Whan Song, Brain Region Extraction and Direct Volume Renderizado of MRI Head Data, ISBN 978-3-540-24127-0, Springer Berlin Heidelberg, 2005.

36. J. M. Sabater, N. García, C. Pérez, J. M. Azorin, Algorithm for haptic renderizado of reconstructed 3D solid organs, DOI 10.1007/s11548-008-0240-7, Springer-Verlag, 2008.
37. Shyh-Roei Wang, Yung-Nien Sun, Fong-Ming Chang, Artifact removal and texture-based renderizado for visualization of 3D fetal ultrasound images, ISSN 0140-0118, Springer-Verlag, 2008.
38. Ashesh B. Jani, Peter A. S. Johnstone, Tim Fox, Charles Pelizzari, Optimization of opacity function for computed tomography volume rendered images of the prostate using magnetic resonance reference volumes, ISSN 1861-6410, Springer-Verlag, 2007.
39. Sameer Ahmed, Pamela T. Johnson, Elliot K. Fishman, Defining vascular signatures of malignant hepatic masses: role of MDCT with 3D renderizado, DOI 10.1007/s00261-012-9934, Springer US, 2013.
40. Mingzhu Liang, Xueguo Liu, Weidong Li, Kunwei Li, Xiangmeng Chen, Guojie Wang, Kai Chen, Jinxin Zhang, Evaluating the growth of pulmonary nodular ground-glass opacity on CT: Comparison of volume renderizado and thin slice images, DOI 10.1007/s11596-011-0689-4, Huazhong University of Science and Technology, 2011.
41. Lai Khin Wee, Hum Yan Chai and EkoSupriyanto, Open sources three - dimensional ultrasound volumetric renderizado in object oriented approach, ISSN 1992-2248, Academic Journals, 2013.
42. Tan, Chaowei ; Sch. of Comput. Sci., Sichuan Univ., Chengdu, Liu, D.C., Interactive Editing for 3D Ultrasound Volume Renderizado, 978-1-4244-1747-6, IEEE,2008.
43. Takuma Kawamura, Naohisa Sakamoto, Koji Koyamada , Level-of-Detail Renderizado of Large-Scale Irregular Volume Datasets Using Particles, DOI 10.1007/s11390-010-9375-4, Springer US, 2010.
44. Kyoko Hasegawa, Susumu Nakata, Satoshi Tanaka, Volume-Surface Fused Visualization Applied to Medical Data Based on Particle-Based Renderizado, ISBN 978-4-431-54215-5, Springer Japan, 2012.
45. Kai Xie, Jie Yang, Yue Min Zhu, Multi-resolución Volume Renderizado LOD en Medicina, ISBN 978-3-540-26032-5, Springer Berlin Heidelberg, 2005.

46. U. Eisenmann, A. Freudling, R. Metzner, M. Hartmann, C. R. Wirtz, H. Dickhaus , Volume Renderizado for Planning and Performing Neurosurgical Interventions, ISSN 1680-0737, Springer Berlin Heidelberg, 2009.
47. Attila Gyulassy, Lars Linsen, Bernd Hamann, Time- and Space-efficient Error Calculation for Multiresolution Direct Volume Renderizado, ISBN 978-3-540-49926-8, Springer Berlin Heidelberg, 2009.
48. Christoph Kubisch, Sylvia Glaßer, Mathias Neugebauer, Bernhard Preim, Vessel Visualization with Volume Renderizado, ISBN 978-3-642-21607-7, Springer Berlin Heidelberg, 2012.
49. Volume rendering. (2013, 29 de mayo). Wikipedia, La enciclopedia libre. Fecha de consulta: 23:28, julio 9, 2014 desde http://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Volume_renderizado&oldid=67292970.
50. Pham, D.L., C. Xu, and J.L. Prince, Current Methods in Medical Image Segmentation. Annual review of biomedical engineering, 2000. 2: p. 315-337.
51. Owens, J.D., et al. A Survey of General-Purpose Computation on Graphics Hardware. in Computer graphics forum. 2007. Wiley Online Library.
52. F. MORILLO and F. DURAN. Volumen renderizado. Noviembre 2005.
53. D. Lingrand, A. Charnoz, R. Gervoise, and K. Richard. Marching cubes.
54. Representación y Renderizado de Volúmenes. (2008, de abril). Apuntes de la materia Visualización Científica, DC-FCEyN-UBA-AR. Fecha de consulta: 20:28, julio 10, 2014 desde <http://www-2.dc.uba.ar/materias/viscie/apunte/concs.htm>.
55. Particle system. (2014, July 2). In Wikipedia, The Free Encyclopedia. Retrieved Fecha de consulta: 21:36, julio 10, 2014 desde from http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Particle_system&oldid=615337070.
56. Ing. José Durán Ostos, Ing. Rafael Morillo Morales, Renderizado Volumétrico Acelerado basado en Mecanismos de Manejo de Texturas, Ingeniería en Computación, Universidad Simón Bolívar, Sartenejas, 2006.
57. Ronghua Liang, Wu Yunfei, Feng Dong, Gordon Clapworthy, Accumulation of local maximum intensity for feature enhanced volume renderizado, DOI: 10.1007/s00371-012-0680-5, Springer-Verlag, 2012.

58. Stefan Bruckner, Meister Eduard Gröller, Instant Volume Visualization using Maximum Intensity Difference Accumulation, ISSN: 0167-7055, Berlin, Germany, 2009.
59. Antonio Álvarez Cedillo, J. Carlos Herrera Lozada, Mauricio Olgún Carbajal, Comparativo de las técnicas de reconstrucción 3D para imágenes médicas, ISBN 978-607-95030-7-9, 2010.
60. Knn. (2014, 9 de enero). Wikipedia, La enciclopedia libre. Fecha de consulta: 01:03, julio 12, 2014 desde <http://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Knn&oldid=71805003>.
61. Rubén Bresler Camps y Reynaldo Gil García, Clasificación kNN de documentos usando GPU, Comp. y Sist. vol.15, ISSN 1405-5546, 2011.
62. Khushbu Khamar, Short Text Classification Using kNN Based on Distance Function, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, ISSN: 2319 – 5940, 2013.
63. Dra. Nora La Serna Palomino, Lic. Ulises Román Concha, Técnicas de Segmentación en Procesamiento Digital de Imágenes, Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Revista de ingeniería de sistemas e informática vol. 6, No. 2, Julio-Diciembre 2009.
64. Pardo, M. Carreira, A. Mosquera, D. Cabello, A Snake for CT image segmentation integrating region and edge information, Image and Vision Computing 19, 2001.
65. R. Barbuzza, M. Fresno, M. Vénere, A.Clausse, Procesamiento de tomografías para detección de objetos de interés, Red de Universidades con Carreras en Informática (RedUNCI), 2004.
66. Jorge Arranz de la Peña, Antonio Parra Truyol, Algoritmos Genéticos, Universidad Carlos III, 2004.
67. Ramírez Q. Juan A. y Chacón M. Mario I., Redes neuronales artificiales para el procesamiento de imágenes, una revisión de la última década, RIEE&C , REVISTA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y COMPUTACIÓN, Vol. 9 No. 1, ISSN 1870 – 9532, JULIO 2011.
68. Mohamed M. Zahra, Mohamed H. Essai, Ali R. Abd Ellah, Robust Neural Network Classifier, Electrical and Electronics Engineering, Al-Azhar University, Qena, Egypt, ISSN: 2321-9939, 2000.

69. Anil Z Chitade et. al., Colour Based Image Segmentation Using K-Means Clustering, International Journal of Engineering Science and Technology, India, ISSN: 0975-5462, 2010.
70. T. Velmurugan and T. Santhanam, K-Medoids Clustering Algorithms for Normal and Uniform Distributions of Data Points, Journal of Computer Science, DOI: 10.3844/jcssp.2010.363.368, 2010.
71. Mauricio Cerda Villablanca, Reconocimiento de Bordes en Imágenes, un Enfoque Aplicado, Universidad de Chile, Memoria de título de Ingeniero civil en computación, Santiago de Chile, 2007.
72. Martínez S., Héctor E., Una novedosa definición de la transformada fraccionaria de Fourier y sus aplicaciones, Universidad, Ciencia y Tecnología, ISSN 1316-4821, Puerto Ordaz mar. 2012.
73. Pfister, H., B. Lorensen, C. Bajaj, G. Kindlmann, W. Schroeder, L. Avila, K. Raghu, R. Machiraju and J. Lee, The Transfer Function Bake-Off . IEEE Computer Graphics and Applications, 2001.
74. Sin Young Gil, (Sistema Huiwon), Efficient Shear-warp Volume Renderizado using Spacial Locality of Memory Access, ISSN:1226-2315. Korea, 2004.
75. Zhenlan Wang, Chee-Kong Chui, Chuan-Heng Ang, Wieslaw L. Nowinski, Shear-Warp Volume Renderizado Algorithms Using Linear Level Octree for PC-Based Medical Simulation, Springer Berlin Heidelberg, ISSN 0302-9743, 2002.
75. Ing. Osvaldo Pereira Bárzaga, I Ing. Leitniz Pérez Buján, Ing. Ramón Carrasco Velar, Sistema de visualización remota para la representación interactiva de volúmenes de datos médicos, ISSN 1684-1859, RCIM vol.5 no.2 Ciudad de la Habana jul.-dic. 2013.
76. Alexandra La Cruz, Alexander Baranya, Maria-Esther Vidal, Medical Image Renderizado and Description Driven by Semantic Annotations, DOI 10.1007/978-3-642-45263-5_6, Springer Berlin Heidelberg, 2013.
77. Prieto Valtueña JM, Balcells Gorina A. Exploración clínica práctica (26 ed). Barcelona: Elsevier España; 2005.
78. Monroy Torres Josué Joel, Olivera Rodríguez Gustavo, Biomecánica del miembro superior en realidad virtual, Ingeniería en computación, Colección de Tesis UNAM, 2012.

79. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on (Volume:11, Issue:7), ISSN:0162-8828, IEEE Computer Society,2002.

80. Geman, S.; Geman, D.. Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence: vol. 6, pp. 721–741. 2009.