



**UNIVERSIDAD MICHOACANA DE
SAN NICOLÁS DE HIDALGO**

División de Estudios de Posgrado de la Facultad de
Ingeniería Eléctrica

**DIAGNÓSTICO AUTOMÁTICO DE
ENFERMEDADES CARDIOVASCULARES
UTILIZANDO IMÁGENES
ULTRASONOGRÁFICAS DE ARTERIAS**

TESIS

Que para obtener el grado de:
MAESTRA EN CIENCIAS EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

Presenta:
María Aydeé Sánchez Santana

Dr. José Antonio Camarena Ibarrola
Director de Tesis

Dr. Félix Calderón Solorio
Codirector de Tesis

Julio 2010



Agradecimientos

A Dios todo poderoso, por permitirme llegar hasta donde me encuentro y darme la esperanza de seguir adelante aún en los momentos más críticos.

A mis padres, porque siempre me apoyaron en alcanzar las metas deseadas por mas difíciles que estas parecieran y por estar siempre ahí cuando los necesite, por todo lo que me han dado inmerecidamente. GRACIAS.

A mis hermanos, por sus palabras de aliento, apoyo y comprensión.

A mis amigos, por haberme dado todo su apoyo, por acompañarme a lo largo del camino, por su amistad y ayuda desinteresada.

A mis asesores, Dr. José Antonio Camarena Ibarrola, Dr. Félix Calderón Solorio y Dr. Jaime Carranza Madrigal, por aportar sus amplios conocimientos para el desarrollo de éste proyecto de tesis, por sus comentarios y recomendaciones mejorando la formación integral de una servidora y sobre todo por brindarme su amistad.

A Centro Unión y Diagnóstico Arceo, que mediante un esfuerzo conjunto aportaron material para la fase de prueba y entrenamiento del sistema de cómputo desarrollado como proyecto de tesis, especialmente al Dr. Luis Fernando Sánchez Contreras, quien aportó asesoría en la manipulación de los ultrasonidos.

A la Facultad de Ingeniería Eléctrica, por ser estos años mi casa de estudios y darme la oportunidad de desarrollar este proyecto.

Resumen

Las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte en el mundo. Sólo en países desarrollados se encuentran adelantos tecnológicos en la determinación de enfermedades por estudios de imágenes de ultrasonido por grupos de investigación de diferentes universidades francesas e inglesas. Lamentablemente, las instituciones hospitalarias gubernamentales de México no tienen acceso a ellos, ya que el costo de éstos desarrollos tienen un valor monetario excesivo. Por tal motivo, se pretende aportar a la comunidad médica una herramienta computacional que proporcione diagnósticos automatizados que posibiliten identificar y cuantificar complicaciones cardiovasculares.

El presente trabajo de tesis se implementaron métodos con la intención de obtener resultados certeros en tiempo breve y de manera exacta sobre patrones establecidos que de forma preliminar fusiona comportamientos orgánicos con daños estructurales y de carácter mórbido, mediante algoritmos de procesamiento digital de imágenes basados en reglas de predicción que usan las definiciones de estadística para sistemas de generación y adquisición de patrones, complementando métodos para la detección de canales arteriales, extracción de patrones para determinar diámetros y espesores de capas endoteliales, indicando la presencia y severidad de padecimientos con la precisión requerida favoreciendo el seguimiento clínico de los pacientes.

El desarrollo computacional desarrollado para este proyecto de tesis muestra como diagnóstico la posible presencia de aterosclerosis, disfunción endotelial y placa ateromatosa, proporcionando medidas precisas sobre áreas que comprendan únicamente las zonas de análisis sin la presencia de desfasamiento y omisión.

Abstract

Cardiovascular diseases are the leading cause of death worldwide. Only in developed countries there are technological advances in identification of disease for ultrasound imaging studies by different research groups of French and British universities. Unfortunately, Mexico's government hospitals do not have access to them, since the cost of these developments have an excessive monetary value. Our intention is to provide the medical community a computational tool that will be enable to make automated diagnostics to identify and quantify cardiovascular complications.

For this work some algorithms were implemented with the intention of obtaining accurate results in brief time with high accuracy on certain patterns that preliminarily combine organic structural damage behavior with morbid nature. Digital image processing algorithms based on prediction rules were used throught statistical definitions for pattern generation and acquisition purposes as well as complementing methods for detection of duct arterial and extraction patterns to determine diameters and endothelial layer thickness, indicating the presence and severity of conditions enabling accurate tracking of clinical patients.

The implemented system perform a diagnosis for the presence of atherosclerosis, endothelial dysfunction and atheromatous plaque, providing accurate measurements over areas without shifting or omission of the sampled ultrasonographic image of the arteries.

Índice general

Agradecimientos	I
Resumen	III
Abstract	V
Índice general	VI
Índice de figuras	XI
Índice de cuadros	XV
Índice de algoritmos	XVI
Nomenclatura	XVIII
Publicaciones	XXI
1. Introducción	1
1.1. Motivación	2
1.2. Estado actual del problema	4
1.3. Preliminares	5
1.3.1. Arterias vasculares	6

1.3.1.1.	Arteria carótida	7
1.3.1.2.	Arteria humeral	8
1.3.2.	Endotelio	9
1.3.3.	Estudio de la disfunción endotelial en el campo clínico	10
1.3.4.	Aterosclerosis	11
1.4.	Estrategias de solución	12
1.4.1.	Definición del problema	12
1.4.2.	Objetivos del proyecto	14
1.4.2.1.	Objetivos generales	14
1.4.2.2.	Objetivos específicos	14
1.4.3.	Tecnología actual	15
1.4.4.	Tecnología propuesta	15
1.5.	Metodología	16
1.6.	Contenido de la Tesis	17
2.	Historiales Clínicos e Imágenes de Ultrasonido	19
2.1.	Dominio y consideraciones para historiales clínicos	20
2.2.	Cálculo del factor del riesgo cardiovascular	22
2.3.	Imágenes de ultrasonido	26
2.3.1.	DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine)	27
2.4.	Ruido de ultrasonido	27

2.4.1. Ruido speckle	28
2.4.2. Naturaleza del ruido	29
2.4.3. Modelación del speckle	30
2.4.4. Filtros utilizados en la reducción del ruido speckle	32
2.5. Conclusiones	34
3. Procesamiento de Imágenes para la Evaluación de Anomalías Cardio- vasculares	37
3.1. Automatización en la detección de zonas arteriales	39
3.1.1. Eliminación de regiones no deseables	40
3.1.2. Detección del canal arterial	45
3.1.3. Seguimiento del canal arterial	52
3.1.4. Extracción de canal arterial	53
3.2. Detección de Íntima-Media carotidea	54
3.2.1. Regularización con condiciones de reposo adaptable	55
3.2.2. Determinación de las capas endoteliales	58
3.3. Detección de luz humeral	61
3.3.1. Autómatas celulares	61
3.3.2. Detección de la luz humeral	66
3.4. Detección de placa de ateroma	68
3.4.1. Crecimiento de regiones	68
3.4.1.1. Método árbol cuaternario	69

3.4.1.2. Creación de una nueva imagen	72
3.5. Generación de diagnóstico	73
3.6. Conclusiones	74
4. Análisis de Resultados	75
5. Conclusiones y Trabajo Futuro	83
5.1. Conclusiones	83
5.2. Trabajo futuro	85
A. Estructura de una Imagen DICOM	87
A.1. Componentes de DICOM	87
A.2. Sintaxis de transferencia	89
A.3. Extracción de información en DICOM	91
Glosario de términos	99
Bibliografía	105

Índice de figuras

1.1. Software de ultrasonido cardiovascular M'ATH	5
1.2. Estructura general de la pared de un vaso sanguíneo. La pared de un vaso se divide en íntima, media y adventicia. En una arterial la íntima contiene lámina elástica y las células miointimas. En una arteria la media está mucho más desarrollada que una vena del mismo diámetro.	7
1.3. Arteria carótida ubicada en la parte delantera del cuello.	8
1.4. Arteria humeral ubicada en el interior del brazo.	9
1.5. Arteria carótida enferma con placa y coagulación que paulatinamente obstruye el flujo sanguíneo.	11
1.6. Comparativa de mediciones médico radiólogo y software. (a) Una sola medición en arteria sobre imagen de ultrasonido corrompida por ruido speckle. (b) Medición de área de luz de la arteria sobre imagen de ultrasonido procesada para la eliminación de ruido speckle y detección de bordes sin pérdida.	13
2.1. Patrón de ruido Speckle en imagen de ultrasonido	28
2.2. Interferencia en la generación de una imagen contaminada por los fenómenos de degradación	31

2.3. Comparación de técnicas de filtrado de ruido speckle con respecto al algoritmo de autómatas celulares	34
3.1. Distribución de información de una imagen de ultrasonido	39
3.2. Corrimiento horizontal en la detección de menor variabilidad a $\frac{1}{3}N_{ren}$ para corrimiento descendente y $\frac{2}{3}N_{ren}$ para corrimiento ascendente de f	41
3.3. Recorte horizontal en los renglones donde se presentó menor variabilidad	42
3.4. Corrimiento vertical en la detección de menor variabilidad a $\frac{1}{3}N_{col}$ para corrimiento vertical izquierdo y $\frac{2}{3}N_{col}$ para corrimiento vertical derecho de f	43
3.5. Recorte vertical en la hilera sobre la presencia de menor variabilidad	43
3.6. Partes comprendidas en el ultrasonido arterial	45
3.7. Presencia de canales confusos en la imagen de ultrasonido arterial	46
3.8. Extracción de la señal en la imagen de ultrasonido sobre un corrimiento vertical	47
3.9. Señal contaminada por ruido Speckle	49
3.10. Señal suavizada aplicando un filtro pasa bajas para la eliminación del ruido Speckle	49
3.11. Detección del canal arterial en la señal suavizada	50
3.12. Detección de canal arterial en base al seguimiento de valles en la señal	52
3.13. Extracción de nueva imagen que contemple únicamente el canal arterial y una pequeña parte de capa muscular lisa	53
3.14. Bordes calculados con el Algoritmo 3.5 sobre la imagen original	58
3.15. (a) Capas Íntima-Media carotidea. (b) Enmascaramiento de cambios súbitos en intensidad, marcación total de Íntima-Media carotidea	59

3.16. Señal que indica la presencia de íntima media dentro del enmascaramiento en la imagen	59
3.17. Matrices de rotación superior con rotación Θ de 0° a 157.5°	62
3.18. Matrices de rotación inferior con rotación Θ de 180° a 337.5°	62
3.19. Detección de borde con autómatas celulares	64
3.20. Estructura del borde	65
3.21. Ejemplo de borde cerrado en un tiempo t	65
3.22. Cierre de bordes siguiendo la tecnica de Moore	66
3.23. Conteo de píxeles en el canal arterial por seguimiento de contornos	67
3.24. Imagen y su árbol cuaternario de nivel 2	70
3.25. Proceso de formación de regiones de una imagen usando el Método árbol cuaternario. (a) división de la imagen en regiones. (b) Regiones homogéneas resultantes después de aplicar división y unión de.	71
3.26. Agrupación de la placa ateromatosa por crecimiento de regiones	73
4.1. (a) Imagen donde se muestra el espesor de íntima-media sana, (b) Medición efectuada por el sistema de cómputo de íntima-media sana, (c) Medición efectuada por el médico radiólogo de íntima-media en arteria aparentemente enferma, (d) Medición efectuada por el sistema de cómputo de íntima-media de arteria aparentemente enferma	77
4.2. curva ROC para clasificar presencia de Aterosclerosis	79
4.3. Matriz de confusión de umbral 0.087 cm. en la detección de Aterosclerosis	79
4.4. Curva ROC para clasificar Disfunción Endotelial	80
4.5. Matriz de confusión de umbral 8.9% de dilación arterial en la detección de disfunción endotelial	80

A.1. Formato de una imagen DICOM 88

A.2. Estructura del Encabezado 88

Índice de cuadros

2.1. Estructura de la Tabla <i>pacientes</i> en la base de datos <i>Historial</i>	21
2.2. Puntaje acumulado respecto a la edad del paciente	23
2.3. Puntaje acumulado respecto al colesterol total del paciente	24
2.4. Puntaje acumulado respecto al habito de tabaquismo del paciente	24
2.5. Puntaje acumulado respecto al colesterol HDL del paciente	24
2.6. Puntaje acumulado respecto a la presión arterial sistólica del paciente	25
2.7. Estimación del puntaje acumulado	25
2.9. Categorías para el riesgo absoluto con estimación del puntaje	26
4.1. Mediciones obtenidas por el sistema de cómputo desarrollado de las imágenes proporcionados por Centro Unión y ARCEO de placa de Ateroma.	81
A.1. Sintaxis de transferencia	90
A.2. Estructura DICOM sobre la cabecera	91
A.4. Estructura DICOM sobre un Elemento de Datos	92
A.6. Estructura DICOM sobre Imagen	98

Índice de algoritmos

3.1. Algoritmo para la selección de cuatro puntos de recorte r_0 y r_1 de enca- bezamiento, puntos de recorte r_2 y r_3 laterales	44
3.2. Algoritmo de generación de Kernel Gaussiano usado para el filtro pasa bajas	50
3.3. Algoritmo para la detección del valle mas amplio en la señal j – <i>ésima</i> de encaminamiento en la imagen f	51
3.4. Algoritmo en determinación de los límites de recorte que contenga úni- camente el canal arterial y capa muscular subyacente a la arteria	54
3.5. Algoritmo para el cálculo de bordes utilizando regularización con condi- ciones de reposo adaptables	57
3.6. Algoritmo para contabilizar las capas endoteliales pertenecientes a la Íntima y Media en arteria carótida	60
3.7. Algoritmo que determina los bordes reales de una imagen en búsqueda utilizando algoritmos celulares	64
3.8. Algoritmo para cerrar los bordes detectados en el Algoritmo 3.7 usando el algoritmo de Moore	66
3.9. Algoritmo de conteo de pixeles internos al canal arterial por seguimiento de contornos	67
3.10. Algoritmo de fragmentación de Imagen de forma homogenea por método de Árbol Cuaternario en forma de lista	71
3.11. Algoritmo de agrupamiento de las unidades fragmentadas en el Algorit- mo 3.10 en unión de fragmentos que comparten similitud en espacio y cardinalidad	72

Nomenclatura

(i, j)	Sistema de coordenadas en una imagen (renglón, columna)
λ	Parámetro de regularización
μ	Media estadística establecida por los niveles de gris en una imagen
μ_i	Cálculo estadístico de media por renglón de la imagen
μ_j	Cálculo estadístico de media por columna de la imagen
Ω	Dimensión total de una imagen
ϕ_i	Ángulo referido al sistema de coordenadas en una imagen
σ	Varianza estadística establecida por los niveles de gris en una imagen
σ_i	Cálculo estadístico de varianza por renglón de la imagen
σ_j	Cálculo estadístico de varianza por columna de la imagen
Θ	Grado rotacional
A	Amplitud de onda resultante de la adhesión de onda y ángulo en tiempo de generación
A_i	Vector de amplitud referido a un sistema de coordenadas
$d_{\Theta_{max}}$	Máxima rotación en un vecindario
$d_{\Theta_{min}}$	Mínima rotación en un vecindario

- f Imagen origen
- g Señal resultante tras un proceso de filtrado
- K Kernel gaussiano
- L Lista de características de una imagen
- l Variable indicadora que suaviza los bordes
- $M_{i,j}$ Medida de dirección en un vecindario
- n Longitud de una señal extraída
- N_{col} Número de columnas que determina el ancho de la imagen
- N_{ren} Número de renglones que determina el alto de una imagen
- r_1, r_2, r_3, r_4 Secciones cuaternarias de un fragmento de imagen
- S Señal resultante del filtrado pasa bajas usando un kernel gaussiano
- W_{Θ} Producto matricial de acuerdo a cierta rotación
- P Puntaje acumulado obtenido en cada una de las tabulaciones de puntuación
- PC Puntaje obtenido en la tabulación de Colesterol Total para cálculo del riesgo cardiovascular
- PE Puntaje obtenido en la tabulación de Edad para cálculo del riesgo cardiovascular
- PHDL Puntaje obtenido en la tabulación de Colesterol HDL para cálculo del riesgo cardiovascular
- PP Puntaje obtenido en la tabulación de Presión Arterial para cálculo del riesgo cardiovascular
- PT Puntaje obtenido en la tabulación de Tabaquismo para cálculo del riesgo cardiovascular

Publicaciones

INTERNACIONALES

María Aydeé Sánchez Santana, “*Desarrollo de un Software para medir automáticamente el espesor de la Íntima-Media Carotidea y Luz de la arteria Humeral en Humanos*”, XXVII Congreso Nacional y IV Congreso Internacional de Ultrasonido, Cancún, Quintana Roo 2008.

NACIONALES

Sánchez Santana MA, Carranza Madrigal J., “*Desarrollo de un Software para medir automáticamente el espesor de la Íntima-Media Carotidea y Luz de la arteria Humeral en Humanos*”,XXX Congreso Nacional del Colegio de Medicina Interna de México Monterrey, Nuevo León 2007.

María Aydeé Sánchez Santana, “*Desarrollo de un Software para medir automáticamente el espesor de la Íntima-Media Carotidea y Luz de la arteria Humeral en Humanos*”, VII Congreso Estatal de Hipertensión Arterial, Morelia, Michoacán 2008.

María Aydeé Sánchez Santana, “*Software para la prevención y detección de Aterosclerosis y sus complicaciones*”, Simposium Nacional Tecnológica, Morelia, Michoacán 2008.

María Aydeé Sánchez Santana, Jaime Carranza Madrigal, José Antonio Camarena Ibarrola, Félix Calderón Solorio, “*Desarrollo de un software para la medición automática de alteraciones carotideas y la función endotelial vasomotora en la arteria humeral*”, XXXII Congreso Nacional del Colegio de Medicina Interna de México Mérida, Yucatán 2009.

Capítulo 1

Introducción

A pesar de los grandes conocimientos que tienen los médicos, en ocasiones es necesario contar con herramientas que auxilien en la generación de diagnósticos, para de esta forma alcanzar resultados con mayor precisión para realizar un análisis más profundo y detallado, siendo así la determinación de un tratamiento correcto. Analizar, adaptar y crear tecnología en el campo médico contribuyen a la formación de recursos humanos que aporten la automatización en la identificación de patrones simples o estructurados y diversos procesos preceptuales como lo son la visión y el reconocimiento de enfermedades. En los últimos tiempos el desarrollo computacional ha permitido un aumento en el uso de imágenes por la cantidad de información que las mismas poseen, esta temática del procesamiento computarizado de imágenes posee un enorme valor científico y técnico, logrando desarrollos de sistemas que en combinación con la terapeuta proporcione la prevención y detección de enfermedades cardiovasculares en menor tiempo de respuesta [Pasonni05].

El análisis humano de imágenes u objetos presenta dificultades, pues el proceso de inspección visual consume una gran cantidad de tiempo y está sujeto a interpretaciones incoherentes e incompletas. El procesamiento de imágenes, que comprenda la manipulación por computadora de imágenes reales, resuelve estos problemas al poder automatizar el proceso de extracción de información útil de los datos de la imagen. El desarrollo computacional pretende proporcionar a los médicos capacitados una herramienta útil para el diagnóstico, con la posibilidad de identificar y cuantificar la probabilidad futura

de complicaciones cardiovasculares, ya que de acuerdo con los comentarios establecidos por el Dr. Jaime Carranza Madrigal, profesor investigador C de la Facultad de Medicina y colaborador de la Clínica Médica Universitaria de la Facultad de Ciencias Médicas y Biológicas “Dr. Ignacio Chávez” integradas a la UMSNH, miembro médico del Hospital Civil de Morelia y la Unidad de Prevención y Atención Cardiomatabólica (UPAC), señala de acuerdo a su experiencia, que las instituciones de salud públicas en México no cuentan con un sistema que realice este tipo de estudios a pesar de la importancia que éste tiene para la sociedad en general.

La herramienta computacional desarrollada para este trabajo de tesis, contiene secciones correspondientes al cálculo del riesgo cardiovascular como marcador pronóstico de complicaciones cardiacas, proporcionando una deducción porcentual y un nivel de riesgo a partir de información incorporadas en historiales clínicos, almacenados en base de datos comprendidos por información específica de los pacientes manejados por el médico. Además, se analizan imágenes ultrasonográficas de arteria carótida en la detección de aterosclerosis mediante la medición de Íntima-Media y detección de placas ateromatosas por la obstrucción aparente del canal arterial, el análisis de imágenes ultrasonográficas de arteria humeral antes y después de estimulación para detectar disfunción endotelial, mediante la medición de luz como predicción de rigidez arterial y por último el diagnóstico que incorpora los padecimientos encontrados en la examinación del historiales y ultrasonidos, con el fin de ser utilizados de la forma que para el médico convenga.

1.1. Motivación

Las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte en el mundo, considerando como principales responsables al síndrome metabólico y estilo de vida [Leighton08, Crespo03]. El endotelio está expuesto a factores de riesgo que lo dañan y que pueden facilitar la presencia de enfermedades cardiovasculares. Aunque hay factores de riesgo que son hereditarios, el entorno influye, por tanto se han colocado a los accidentes vasculares entre las principales causas de muerte en el mundo [Crespo03].

El panorama de las enfermedades cardiovasculares en México, revela que cerca de 300 mil personas mueren cada año por hipertensión arterial; el 30 % de los mexicanos entre

20 y 69 años de edad padece presión alta, según los resultados de la Encuesta Nacional de Salud (ENSA) registrados en el año 2000. El documento indica que el 16.4 % de la población refirió que su padre o madre habían tenido o tuvieron problemas de corazón, y que alrededor de 18 millones de adultos han estado expuestos activamente al humo del tabaco. Asimismo indica que existen en México alrededor de 30 millones de adultos con sobrepeso y 11.4 millones con obesidad.

Los niveles de padecimientos revelados por la Encuesta Nacional de Salud, se debe en se mayoría porque las personas se sienten saludable y es posible que no tengan síntomas, al mismo tiempo por el estilo de vida no se práctica la asistencia a entidades hospitalarias en la búsqueda de determinar algunos padecimientos, pudiendo ser susceptibles a modificarse. La razón en su mayoría, se determina por el tiempo de generación de diagnóstico de enfermedades cardiovasculares (enfermedades que obtienen niveles altos de mortalidad y morbilidad en el mundo), ya que el tiempo de generación clínica del diagnóstico contempla tiempos mayores a 8 días por la examinación en laboratorios y ultrasonografía (comentario médico del Dr. Jaime Carranza Madrigal). Sin embargo, están en riesgo de desarrollar enfermedades graves, para su detección y prevención en tiempos más reducidos, la elaboración de un sistema de cómputo puede ser de gran ayuda proporcionando a los médicos una medición mas precisa y un diagnóstico sobre los posibles padecimientos encontrados, en menor tiempo de respuesta.

En países en desarrollo como México, el decremento en la esperanza de vida trae consigo un aumento en el riesgo de padecer enfermedades crónicas en adultos, por el rezago que implica el aún insuficiente control de motivación para la asistencia médica rutinaria, pudiendo controlar las enfermedades transmisibles y desnutrición, generando un grave problema social que explica el importante descontrol de los sistemas de salud que se ven enfrentados a este fenómeno.

Comentario personal del Dr. Jaime Carranza Madrigal:

La aterosclerosis es la principal causa de muerte e invalidez en México y en el mundo, tradicionalmente para evaluar las medidas diagnósticas y terapéuticas de este mal se han empleado mediciones de los factores de riesgo como son las cifras de presión arterial o los niveles sanguíneos de glucosa o lípidos, o bien esperar los desenlaces del proceso como son los eventos cardiovasculares o las muertes por aterosclerosis. Por lo tanto es

necesario medir estudios intermedios entre las causas y las complicaciones finales de esta patología, dos evaluaciones que han ganado terreno en la práctica médica son la medición ultrasonográfica del espesor de la íntima-media carotídea y la función endotelial mediante la vasodilatación dependiente de flujo en la arteria humeral. Sin embargo estas mediciones dependen mucho de la pericia y experiencia del evaluador y tienen el sesgo del error humano al hacer marcas manualmente sobre las arterias medidas. Es por esto que el trabajo aquí presentado tiene un gran valor de aplicación clínica, ya que nos ofrece un método que permite evaluar sin el factor del error humano, en etapas tempranas el estado anatómico y funcional de las arterias de los pacientes y por lo tanto tener mayor certeza acerca de los beneficios que podemos ofrecerles con las medidas terapéuticas instituidas.

1.2. Estado actual del problema

Las imágenes de ultrasonido se han convertido en uno de los métodos diagnósticos no invasivos más importantes en la medicina, porque permiten el estudio de áreas de menor tamaño y difícil acceso. La segmentación en estas imágenes es un problema parcialmente resuelto, dada la necesidad de crear nuevos métodos y optimizar los existentes para lograr una mejor automatización.

Para emitir el diagnóstico el especialista debe detectar la posición exacta de las estructuras anatómicas de interés para él en la imagen, por lo que la segmentación de estructuras en imágenes médicas forma parte de los exámenes de rutina. Como parte de este proceso de segmentación se emplean, por lo general, técnicas de procesamiento digital que permiten el preprocesamiento de la imagen para su mejor visualización.

Lamentablemente en muchas entidades hospitalarias públicas de México, no se cuenta con herramientas capaces de elaborar estudios sobre problemas específicos en el estudio de complicaciones cardiovasculares con el apoyo de imágenes ultrasonográficas a pesar de lo complicado que pueda llegar a ser para los médicos en tiempo de inspección, los desarrollos computacionales existentes elaborados por diferentes universidades y laboratorios extranjeros tiene un valor monetario muy alto, como lo es el software de ultrasonido cardiovascular M'ATH [TomTec], impulsado por el laboratorio francés

de base IMT (Inspiratory Muscle Training) como aplicación de ensayos clínicos que otorgan mediciones únicamente de íntima-media en la arteria carótida, detección semiautomática de placa y otros factores de riesgo cardiovasculares (cálculo del riesgo cardiovascular siguiendo tabulaciones de Framingham [Anderson91]), ver Figura 1.1.

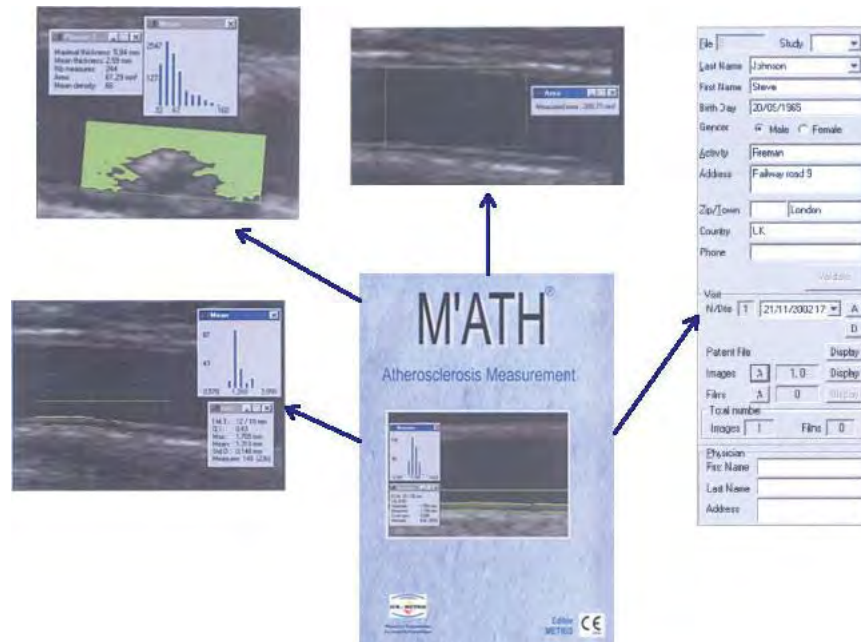


Figura 1.1: Software de ultrasonido cardiovascular M'ATH

Estos sistemas de computo son de difícil acceso, por lo que se llegó a la decisión de desarrollar una herramienta computacional que haciendo uso de software de distribución libre (Java y MySQL) implemente la automatización del calculo del factor del riesgo cardiovascular, mediciones de íntima-media sobre arteria carótida, medición de luz en la arteria humeral y detección de placa de ateroma.

1.3. Preliminares

En los inicios de la medicina cardiovascular, los vasos sanguíneos eran considerados como conductos inertes, cuya única función era la de conducir la sangre desde el corazón hacia los órganos vitales y viceversa. Consecuentemente, el endotelio vascular, es decir

a la monocapa de células que cubre la superficie interna del árbol vascular, sólo se le atribuía la función de mantener la separación entre el interior de los vasos sanguíneos y las células vasculares lisas y otros elementos que están inmediatamente debajo. Hoy no obstante, se puede afirmar que el conjunto de células que forman el endotelio constituye un órgano endocrino, metabólicamente muy activo que pesa alrededor de 1 kilo y medio en un adulto promedio y que interviene en el control de la dilatación o contracción de los vasos sanguíneos, en el balance de la coagulación-trombólisis, que es la cualidad de la sangre de formar o disolver un coágulo de acuerdo a las necesidades fisiológicas y en el crecimiento vascular. Si el endotelio no realiza su función adecuadamente (disfunción endotelial) existe el riesgo de contraer alguna enfermedad cardiovascular, dentro de las más frecuentes se encuentran la hipertensión, enfermedad coronaria, insuficiencia cardíaca, accidentes cerebrovasculares y vascular periféricas, trombosis, diabetes mellitus, embolia, estenosis, displasia, etc [Sabán07].

En la importancia de estos nuevos conceptos y conocimientos que han establecido los mecanismos bioquímicos de la función endotelial se estudia la participación del endotelio vascular en la regulación del tono vasomotor. Las investigaciones referente al progreso de las enfermedades cardiovasculares en México [Sánchez05] presumieron la existencia de una sustancia capaz de relajar las células musculares lisas de los vasos sanguíneos. Posteriormente aislaron e identificaron la sustancia hipotetizada: el óxido nítrico, un gas producido por las células endoteliales que, disuelto en los fluidos biológicos, relaja las células musculares lisas contiguas al endotelio y dilata de este modo al vaso sanguíneo.

1.3.1. Arterias vasculares

El sistema vascular, también llamado aparato circulatorio, consta de los vasos que transportan sangre y linfa a través del cuerpo. Las arterias y las venas transportan sangre a través del cuerpo, con la finalidad de suministrar oxígeno y nutrientes a los tejidos del cuerpo y eliminar los desechos de los tejidos [Milstein07].

Los vasos sanguíneos están compuestos por tres capas identificables: íntima, media y adventicia. La íntima está formada por una capa interna de células planas ampliamente especializadas multifuncionales que se denomina endotelio. Éste descansa sobre una lámina basal, por debajo de la cual hay una delgada capa de tejido fibrocolágeno de sostén

que contienen algunas células contráctiles con algunas características de músculo liso. La media es la capa intermedia del vaso sanguíneo, y está formada predominantemente por músculo liso reforzado por capas organizadas de tejido elástico que forman la lámina elástica, la media es particularmente prominente en las arterias. La adventicia es la capa externa de los vasos sanguíneos. Esta es compuesta mayoritariamente por colágeno, pero también hay células musculares lisas, particularmente en las venas, véase Figura 1.2.

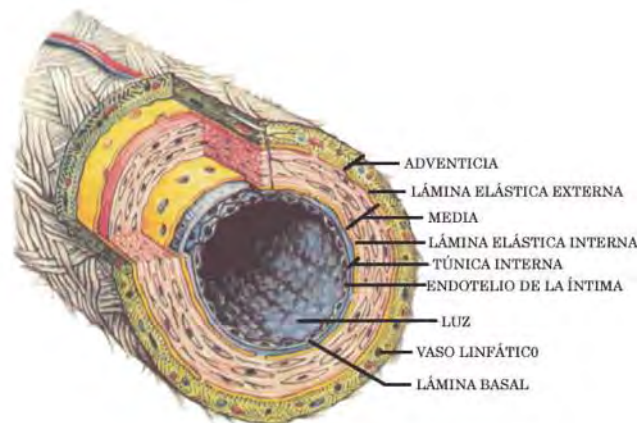


Figura 1.2: Estructura general de la pared de un vaso sanguíneo. La pared de un vaso se divide en íntima, media y adventicia. En una arterial la íntima contiene lámina elástica y las células miointimas. En una arteria la media está mucho más desarrollada que una vena del mismo diámetro.

1.3.1.1. Arteria carótida

La arteria carótida común, nace del tronco braquiocefálico que hace referencia a la trayectoria de la arteria aorta, ésta arteria discurre por el cuello hasta la zona cerebral (Figura 1.3). La enfermedad de las arterias carótidas es una enfermedad que afecta a los vasos sanguíneos que conducen a la cabeza y el cerebro (enfermedad cerebrovascular). Al igual que el corazón, las células del cerebro necesitan un constante suministro de sangre rica de oxígeno. Esta sangre llega al cerebro por medio de dos grandes arterias carótidas ubicadas en la parte delantera del cuello [Milstein07].

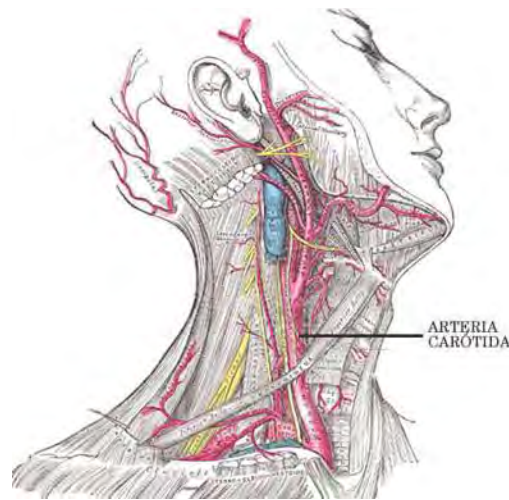


Figura 1.3: Arteria carótida ubicada en la parte delantera del cuello.

La enfermedad de las arterias carótidas aumenta el riesgo de sufrir un accidente cerebrovascular de tres maneras [Milstein07, Sánchez05]:

1. La acumulación de una sustancia grasa denominada “placa”, puede estrechar significativamente las arterias carótidas.
2. Un coágulo sanguíneo puede obstruir una arteria carótida estrechada por la placa.
3. La placa puede desprenderse de las arterias carótidas y obstruir una arteria más pequeña en el cerebro (arteria cerebral).

La enfermedad de la arteria carótida es un problema frecuente y la principal causa de accidente vascular, una medida de detección sobre la presencia de aterosclerosis es el mayor engrosamiento de la íntima-media carotídeo excedida desde 0.08cm.

1.3.1.2. Arteria humeral

La arteria humeral o arteria braquial es la arteria del brazo, es la continuación de la arteria axilar, ver Figura 1.4. La enfermedad de la arteria humeral, es una enfermedad que altera las funciones del endotelio que identifican la disfunción, ésta disfunción

endotelial se puede presentar antes que la aparición de la lesión aterosclerótica y se la interpreta como un marcador incipiente de enfermedad cardiovascular. Las lesiones ateroscleróticas encontradas en las coronarias serán similares a las de la arteria humeral, puesto que esta arteria servirá como indicador de la presencia y severidad de la enfermedad, pero de una forma no invasiva para su estudio y tratamiento.

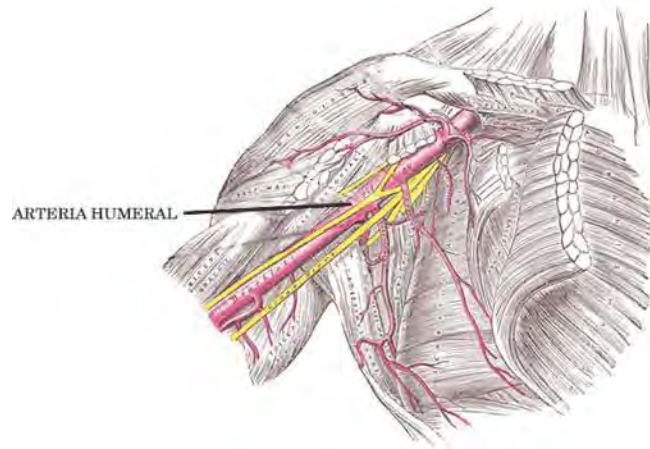


Figura 1.4: Arteria humeral ubicada en el interior del brazo.

La disfunción endotelial sujeta a la arteria humeral, se puede diagnosticar de forma sencilla por el eco-doppler de la arteria, midiendo la dilatación, medida por el flujo, luego de comprimir la arteria por espacio de 5 minutos. Cuando la dilatación es igual o menor a un 10% se diagnostica disfunción endotelial y se comporta como un predictor de enfermedad cardiovascular.

1.3.2. Endotelio

El endotelio es la capa de células que cubre el interior de los vasos sanguíneos, como una epidermis que facilita el desplazamiento de la sangre como se observa en la Figura 1.1. El endotelio ha dejado de ser considerada una barrera selectiva que contiene al plasma y elementos primordiales de la sangre, permitiendo el intercambio de los nutrientes y desechos y es considerado actualmente como un órgano, que esta constituido por millones de células que forman una capa muy delgada que recubre la totalidad de la

superficie interna del corazón, de las arterias, de nuestros vasos capilares y de nuestras venas.

La investigación [Sánchez05] ha revelado que el endotelio posee una extraordinaria variedad de funciones, sobre el control del tono arterial, la coagulación, la fibrinólisis, y el crecimiento vascular. La alteración de dichas funciones o “disfunción endotelial” ha sido implicada como un evento clave en parte de la medicina que estudia el origen y el desarrollo de las enfermedades.

1.3.3. Estudio de la disfunción endotelial en el campo clínico

En numerosos estudios clínicos se está utilizando una técnica no invasiva para la medición de la disfunción endotelial, ésta técnica emplea ultrasonidos o eco-doppler para medir los cambios que se producen en el diámetro y flujo de la arteria humeral después de someterla a diferentes estímulos, que han puesto de manifiesto el importante papel que desempeña el endotelio en la conservación del equilibrio de la función del lecho vascular. También se ha demostrado que las modificaciones que en él se producen por la acción de diferentes factores, conducen a una alteración en sus diversas funciones, y pueden resultar en la formación de placas ateromatosas, que se encuentra presente en individuos con factores de riesgo cardiovascular como la hipertensión arterial, la diabetes, la dislipidemia, etc [Ortega06].

En las últimas dos décadas se ha demostrado [Sabán07] cómo los factores de riesgo coronario clásicos son capaces de activar y/o lesionar las células endoteliales y alterar sus múltiples funciones, ocurriendo en gran medida en arterias coronarias, grandes vasos sanguíneos, microcirculación y circulación periférica. El uso de ultrasonido para cuantificar el daño real de los conductos es un indicador inminente comprobando que en conjunto con la modificación de los factores de riesgo resulta una mejoría de la disfunción endotelial, la cual puede llegar a normalizarse aun en fases avanzadas de aterosclerosis.

En 1992 se utilizó por primera vez un método no invasivo para la evaluación de la disfunción endotelial en arterias periféricas [Ortega06, Sabán07], que esta basado en el

uso de ultrasonidos. La técnica empleada se basa en la observación sobre los cambios del diámetro que se producen en la arteria humeral como respuesta a un estímulo mecánico, basado en el aumento del flujo sanguíneo dentro de la arteria. Esto puede producirse ejerciendo presión en el antebrazo, lo que provoca la oclusión temporal de la arteria. En el ultrasonido se mide el diámetro de la arteria en estudio en situación basal, y luego se valora la respuesta de la arteria ante el crecimiento del flujo secundario a la oclusión. En arterias sanas, el incremento del flujo tras la oclusión causa dilatación de los vasos de más de 10%. Este mecanismo, sin embargo, falla en presencia de Disfunción Endotelial.

1.3.4. Aterosclerosis

La aterosclerosis es una enfermedad de evolución crónica, caracterizada por la formación de placas de tejido fibroso y elementos lípidos con adherencia plaquetaria en el endotelio de las arterias (Figura 1.5). La placa ateromatosa va obstruyendo paulatinamente los vasos hasta producir insuficiencia del riego sanguíneo en las arterias, esta obstrucción puede ser parcial o completa. La aterosclerosis comienza cuando la capa íntima de las arterias funciona mal, el engrosamiento de la íntima-media se representa como un trastorno de la función endotelial y excede un diámetro mayor a 0.08 cm.

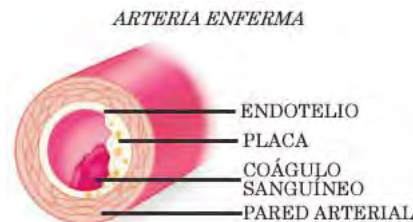


Figura 1.5: Arteria carótida enferma con placa y coagulación que paulatinamente obstruye el flujo sanguíneo.

El problema es que las enfermedades cardiovasculares no afectan solamente a personas mayores, también se revelan muchos datos que niños y jóvenes con serios problemas en la formación de ateromas, el engrosamiento de las arterias, la formación de trombos o coágulos y otros problemas que derivan en infartos, insuficiencia cardíaca, trombosis, aterosclerosis o espasmos musculares del corazón.

1.4. Estrategias de solución

Dentro de la investigación cualitativa se propone un enfoque de investigación en acción de la detección de enfermedades por mediciones ultrasonográfica de íntima-media carotídea, luz de arteria humeral en respuesta del hiperflujo sanguíneo y área de placa ateromatosa, ya que son importantes mediciones de patología vascular. Sin embargo, tiene el sesgo de error del médico especialista que manualmente señala las mediciones en un solo punto por medio de la máquina de ultrasonido. Para incrementar la precisión se requiere automatizar las mediciones eliminando el error humano efectuándolas en grandes cantidades de imágenes, dónde una persona no podría hacerlo en un tiempo reducido, aportando a la comunidad médica una herramienta computacional que proporcione diagnósticos que posibiliten identificar y cuantificar complicaciones cardiovasculares. Además de proporcionar la capacidad de realizar un censo que determine la presencia y severidad de Aterosclerosis y Disfunción Endotelial.

1.4.1. Definición del problema

En el Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial (IMPI), no cuenta con registro de desarrollos computacionales capaces de elaborar estudios sobre problemas específicos en el cálculo del factor del riesgo cardiovascular, medición íntima-media carotídea, luz en humeral y presencia de placa de ateroma (blanda, dura, cálcica y/o mixta), a pesar de lo complicado que puede llegar a ser para los médicos [Díaz09]. La presencia de errores humanos sobre medidas inexactas proporcionan deslices en los diagnósticos. Las mediciones por imágenes de ultrasonido son efectuadas manualmente en el mismo aparato de ultrasonido, confiando únicamente por la vista y pulso del médico (Radiólogo). Sin darse cuenta los médicos pueden llegar a omitir o aumentar medición fuera de la frontera de la zona de análisis. Para este proyecto de tesis, los errores que pueden existir dentro de los estudios del riesgo cardiovascular son mínimos, ya que se cuentan con rangos numéricos precisos que son calculados sobre tabulaciones establecidas en las guías para el tratamiento de hipertensión arterial por la sociedad europea referente a hipertensión (ESH) y radiología (ESC) que llevan años de estudio, publicados en el 2007 [Pascual07].

La presencia de errores en los estudios de ultrasonido es mucho mayor, debido a la presencia de imágenes ruidosas, en gran medida por el ruido Speckle que es un ruido granular multiplicativo a la señal previendo una cantidad aleatoria de energía que degrada las intensidades en las imágenes de ultrasonido [Brusseau04]. De este modo los diagnósticos pueden conducir a interpretaciones distintas. La precisión en el englobamiento de mediciones subyacentes en las áreas de interés proporcionan mediciones significativamente más íntegras en comparación de un solo punto, como lo hace habitualmente el médico, en la Figura 1.6 se comparan las áreas de medición realizadas por un médico radiólogo capacitado y el por software desarrollado.

Los médicos especialistas (Radiólogos e Internistas) detectan anomalías en ultrasonidos en un tiempo mínimo de tres a cinco días, ya que el proceso de estudio, detección y entrega de resultados conlleva un esfuerzo grupal, donde el tiempo es distribuido de acuerdo a la cantidad de pacientes y a las máquinas encontradas en las instituciones hospitalarias.

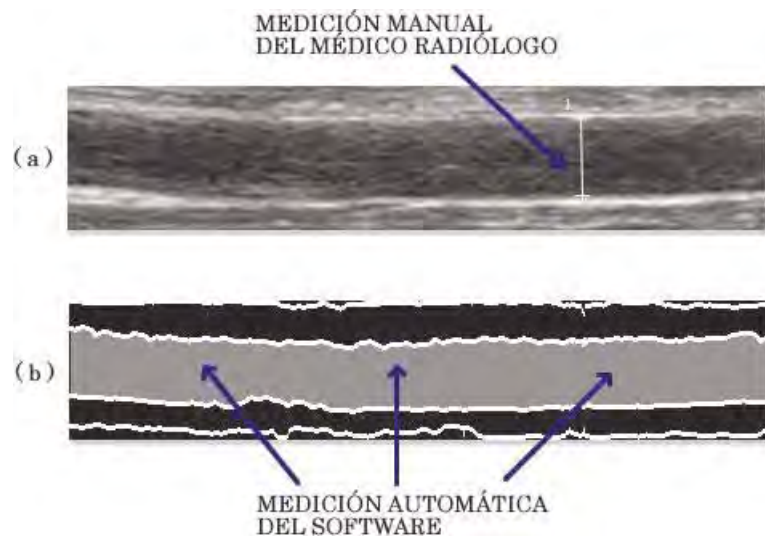


Figura 1.6: Comparativa de mediciones médico radiólogo y software. (a) Una sola medición en arteria sobre imagen de ultrasonido corrompida por ruido speckle. (b) Medición de área de luz de la arteria sobre imagen de ultrasonido procesada para la eliminación de ruido speckle y detección de bordes sin pérdida.

1.4.2. Objetivos del proyecto

El proyecto pretende ser base y motivo de investigación para distintos problemas médicos que mediante apoyo computacional alcance soluciones confiables.

Tiene como finalidad proporcionar a médicos capacitados un diagnóstico con la posibilidad de identificar y cuantificar la probabilidad futura de complicaciones cardiovasculares. Esto se podrá llevar a cabo por medio de cálculo del riesgo cardiovascular, mediciones precisas para la íntima-media carotídea, luz en humeral y placas de ateroma, tanto de cambios estructurales como funcionales, se pretende proporcionar resultados en tiempo mínimo.

1.4.2.1. Objetivos generales

El objetivo general de esta tesis es proporcionar una herramienta que posibilite el almacenaje y vinculación de historias clínicas, proceso de censado de la presencia de padecimientos sobre grandes cúmulos de imágenes, dónde en corto tiempo permita estudiar la prevalencia de enfermedades cardiovasculares, así como, proporcionar a los pacientes un diagnóstico con mayor rapidez y precisión en la detección de anomalías.

1.4.2.2. Objetivos específicos

El proyecto de tesis pretende dar solución a necesidades en el manejo y análisis de imágenes de ultrasonido (ultrasonidos de arterias), siguiendo el siguiente proceso:

1. Recopilación de imágenes ultrasonográficas que constituyan arterias sanas y arterias con apariencia enferma para el entrenamiento y prueba del sistema de cómputo.
2. Estudio de formas eficientes de procesamiento para la detección de patrones que especifiquen y delimiten las áreas de interés apreciables de las imágenes ultrasonográficas con la extracción de una nueva imagen.

3. Identificar automáticamente la posición del canal arterial, detección de bordes que constituyen las paredes endoteliales y mediciones de áreas específicas de interés mediante métodos de procesamiento digital de imágenes eficientes que otorguen resultados de razonamiento humano.
4. Automatización en el análisis de patrones sobre grandes cúmulos de imágenes ultrasonográficas en la realización de un censo que especifique la presencia y severidad de enfermedades cardiovasculares (Disfunción Endotelial y Aterosclerosis).
5. Demostrar el grado de discrepancia para las mediciones de importantes áreas de análisis (íntima-media carotídea, luz humeral, placa ateromatosa), entre las interpretaciones del sistema y las interpretaciones de médicos radiólogos.

1.4.3. Tecnología actual

Se consiguió establecer por la búsqueda de sistemas comerciales que brindan solución a los problemas planteados anteriormente son muy costosas, dado que los desarrollos son elaborados y perfeccionados por grupos de investigación que actualmente solucionan problemas de exploración de datos con herramientas propietarias ofrecidas por las diferentes empresas líderes de tecnología de Base de Datos como Oracle o Microsoft.

Respecto a la resolución de tareas de exploración de datos aplicados al procesamiento de imágenes (con más incidencia en arteria carótida), las investigaciones se vienen realizando a través de grupos de investigación de diferentes universidades francesas, por grupos de investigación de grandes organizaciones gubernamentales como la Agencia Nacional Aéreo Espacial del gobierno de los Estados Unidos de Norteamérica (NASA) y por los fabricantes de máquinas de ultrasonido que desarrollan procesos sistemáticos que de forma asistida detectan capas y áreas de interés, lamentablemente éstas últimas se encuentran en fase experimental [Liebstein02].

1.4.4. Tecnología propuesta

Se planea contar con entornos de desarrollo gratuitos que permitan obtener herramientas eficientes en relación al tiempo de procesamiento y portabilidad de la aplicación a

diferentes Sistemas Operativos.

- ***Sistema Operativo:*** El sistema operativo es independiente debido a que el lenguaje seleccionado es JAVA, el cual es un sistema multiplataforma de distribución libre.
- ***Base de Datos:*** En el desarrollo se hará uso de una base de datos con licencia GNU, una opción viable es la distribución denominada MY-SQL.
- ***Herramientas de Operación:*** Estándar industrial para transferencia de imágenes digitales e información médica entre computadoras, formato de imágenes denominada DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine).

1.5. Metodología

Para realizar la medición y caracterización de las distribuciones espaciales de la intensidad en estructuras anatómicas de un ser humano requiere de un transductor ultrasónico que genere imágenes digitales que consiga presentar dichas estructuras de forma fehaciente, para efectuar la ubicación de un canal arterial sin importar la inclinación que ésta tenga en la imagen, el trazo y el seguimiento de valles mediante el comportamiento de la señal como un método de continuación y de sus variantes, es necesario contar con un punto fijo de inicio que logre la continuidad del canal obedeciendo las reglas dimensionales correspondientes a la canalización, dónde su variación en diámetro no sea excesivo, ya que es posible interpretar un canal muscular o ramificaciones con canales arteriales.

Una vez que el problema puede ser atacado y la ubicación de la arteria es localizada de forma automática, la posición de las capas endoteliales es sencillo dado que éstas se encuentran continuas al canal arterial y sólo se necesitan enfoques técnicos que permitan delimitar y contabilizar las áreas de interés para el médico, determinando la existencia de padecimientos cardiovasculares por las condiciones orgánicas de estructuras enfermas.

Para resolver el problema de diagnóstico de un paciente, se toman las mediciones que se hayan obtenido en tiempo de procesamiento como antecedente de la presencia y

severidad de daños sistemáticos en un ser humano, representados por los signos en el cálculo del riesgo cardiovascular y por las condiciones estructurales presentes en sus imágenes ultrasonográficas de las arterias tratadas.

1.6. Contenido de la Tesis

En este capítulo se ha dado una breve introducción a la presente tesis, así como las necesidades de estudio para resolver el problema planteado, los objetivos y el trabajo actual de investigación relacionado con ésta.

En el Capítulo 2 se analiza la manera de computarizar los historiales clínicos en la determinación de riesgo cardiovascular. Además, se anuncia el problema de análisis y los requerimientos que tiene el sistema de captura que permita tomar imágenes digitales de arterias.

En el Capítulo 3 se analizará el problema de la segmentación, es decir, el problema de localizar correctamente los canales arteriales y las capas endoteliales. Se verán algunas soluciones existentes y finalmente se presentará un método de segmentación que funcione con las necesidades iniciales al proceso de detección y determinación de enfermedades cardiovasculares.

En el Capítulo 4 se analizarán los resultados de los algoritmos implementados para correlacionar las mediciones obtenidas de los médicos radiólogos con el sistema de computo desarrollado como trabajo de tesis.

En el Capítulo 5 se verán las conclusiones del trabajo, se analizarán los distintos aportes realizados y se presentarán ideas para el trabajo futuro.

Además el trabajo cuenta con un apéndice que detalla el funcionamiento de la extracción de imágenes arteriales del estándar DICOM.

Capítulo 2

Historiales Clínicos e Imágenes de Ultrasonido

El análisis de imágenes digitales es importante para muchas áreas de la ciencia, específicamente las imágenes médicas amplían sus facultades hasta el punto de convertirse en estudios imprescindibles para el diagnóstico, la terapéutica y la investigación biomédica, sus métodos aportan información de todas las estructuras biológicas y de la dinámica de procesos fisiológicos básicos. El análisis de este tipo de imágenes digitales se encuentra en un periodo de revolución tecnológica acelerando la fusión del diagnóstico mediante técnicas de extracción de características y segmentación de patrones de acuerdo al interés del procesamiento.

Como aportación diagnóstica del tratamiento digital de imágenes, los historiales clínicos podrían solucionar la relación del paciente con la enfermedad a tratar, pudiendo ser almacenadas en Base de Datos como sistema de archivo de información en computadora, cuyo propósito general es mantener la información y hacer que esté disponible cuando se solicite.

2.1. Dominio y consideraciones para historiales clínicos

Uno de los objetivos del proyecto es la integración de una Base de Datos de entidad hospitalaria con el propósito de que los profesionales médicos puedan acceder de una manera controlada a la información sobre los pacientes. Este tipo de información no comprende la totalidad de los datos en historiales clínicos habituales, cubriendo solamente antecedentes necesarios para el tratamiento de la información sobre el cálculo del factor del riesgo cardiovascular.

La base de datos establecida permite el almacenaje y consulta de la información médica, esta base de datos no realiza manejo de una información extensa, ya que el riesgo cardiovascular solo requiere datos numéricos y lógicos específicos para su cálculo. Estos datos están comprendidos por:

- Nombre del paciente
- Sexo
- Edad
- Estatura
- Peso
- Medición de cintura
- Padecimiento de diabetes mellitus
- Tabaquismo
- Presión Arterial
- Colesterol total
- Colesterol HDL

La base de datos establecida se encuentra comprendida por la tabla *pacientes*, la cual se encuentra estructurada en relación a datos numéricos y de carácter preventivo que conlleva a la generación de enfermedades de mayor riesgo, el Cuadro 2.1 muestra los campos comprendidos para la manipulación de información médica en los historiales clínicos.

Cuadro 2.1: Estructura de la Tabla *pacientes* en la base de datos *Historial*

<i>Nombre del campo</i>	<i>Tipo</i>	<i>Tamaño</i>	<i>Descripción</i>
Nombre	varchar	60	Nombre completo de paciente
Edad	int	2	Edad del paciente (20 a 80 años)
Sexo	char	1	Sexo del paciente (1-varón, 2-mujer)
Diabetes	char	1	Padecimiento del paciente (s-Si, n-No)
Fumador	char	1	Habito del paciente (s-Si, n-No)
Presion	char	1	Nivel de factor de prevención del paciente (1 - <120, 2 - 120 a 129, 3 - 130 a 139, 4 - 140 a 159, 5 - >=160)
Colesterol	char	1	Nivel de factor de prevención del paciente (1 - <160, 2 - 160 a 169, 3 - 200 a 239, 4 - 240 a 279, 5 - >=280)
HDL	char	1	Nivel de factor de prevención del paciente (1 - <40, 2 - 40 a 49, 3 - 50 a 59, 4 - >=60)
Estatura	float	4	Medida de la altura del paciente por metros
Peso	float	4	Cantidad de peso en el paciente por kilogramos
Cintura	int	3	Medida de la cintura del paciente por centímetros

Como se puede observar en el Cuadro 2.1, solo se implementa una sólo tabla para el almacenaje de la información clínica, logrando así acceso rápido a la misma, la razón de construirla de esa forma fue porque la información que se maneja es de carácter específico en su mayoría y no se llegará a la concurrencia de la información. En los campos como la presión, colesterol y colesterol HDL, se hace uso de números desde 1 hasta el 5 para presión y colesterol, y del 1 al 4 para el colesterol HDL, esto tiene como propósito ahorrar espacio en memoria, ya que sólo se manejan rangos específicos no modificables, eliminando catálogos innecesarios, ya que lógicamente el uso de estos campos son desarrollados y manipulados desde el sistema, logrando con ésto la automatización del resultado sin intervención del usuario.

2.2. Cálculo del factor del riesgo cardiovascular

Se considera factor de riesgo cardiovascular a aquellos hábitos, patologías, antecedentes o situaciones que desempeñan un papel importante en las probabilidades de desarrollar una enfermedad cardiovascular.

Cuanto más factores de riesgo tenga una persona, mayores serán sus probabilidades de padecer una enfermedad. Algunos factores de riesgo pueden tratarse o modificarse y otros no. Pero el control del mayor número posible de ellos, mediante cambios en el estilo de vida y/o tratamientos precoces, puede reducir el riesgo de enfermedad cardiovascular. El factor de riesgo cardiovascular actualmente está comprendido por una gran cantidad de tablas que son auxiliares en el cálculo del mismo, estas tablas fueron desarrolladas por diferentes centros de investigaciones médicas provenientes de Estados Unidos, Francia, España, entre otros países. Lamentablemente México no cuenta con una propia, por tal motivo se tiene la necesidad de tomar como referencia tablas extranjeras que contengan niveles de prevención semejantes al nuestro [Pascual07, Carranza06].

La generación del Cálculo del Riesgo Cardiovascular es generada mediante el cúmulo de puntajes establecidos en relación de padecimientos, género y edad del paciente indicadas por las tablas de puntuación en el Cuadro 2.2, Cuadro 2.3, Cuadro 2.4, Cuadro 2.5 y Cuadro 2.6, que de forma individual indica si cada puntaje tiene relación a un nivel alto o bajo de prevalencia siguiendo las especificaciones que el médico haya introducido

en el historial clínico almacenado en la base de datos. La acumulación de puntajes se procesa como se muestra en la ecuación (2.1).

$$P = PE + PC + PT + PHDL + PP \quad (2.1)$$

Donde:

<i>P</i>	Puntaje acumulado en la obtención de cada una de las tabulaciones de puntuación
<i>PE</i>	Puntuación obtenido en la tabulación de Edad
<i>PC</i>	Puntuación obtenida en la tabulación de Colesterol total
<i>PT</i>	Puntuación obtenida en la tabulación de Tabaquismo
<i>PHDL</i>	Puntuación obtenida en la tabulación de Colesterol HDL
<i>PP</i>	Puntuación obtenida en la tabulación de Presión Arterial

Cuadro 2.2: Puntaje acumulado respecto a la edad del paciente

<i>Edad</i>		
<i>Edad</i>	<i>Varón</i>	<i>Mujer</i>
20 – 34	-9	-7
35 – 39	-4	-3
40 – 44	0	0
45 – 49	3	3
50 – 54	6	6
55 – 59	8	8
60 – 64	10	10
65 – 69	11	12
70 – 74	12	14
75 – (>=80)	13	16

Cuadro 2.3: Puntaje acumulado respecto al colesterol total del paciente

<i>Colesterol Total</i>					
<i>Colesterol Total (mg/dl)</i>	<i>Puntaje con relación a la Edad</i>				
<i>Varón</i>	<i>20 – 39</i>	<i>40 – 49</i>	<i>50 – 59</i>	<i>60 – 69</i>	<i>70 – 79</i>
< 160	0	0	0	0	0
160 – 199	4	3	2	1	0
200 – 239	7	5	3	1	0
240 – 279	9	6	4	2	1
>= 280	11	8	5	3	1
<i>Mujer</i>	<i>20 – 39</i>	<i>40 – 49</i>	<i>50 – 59</i>	<i>60 – 69</i>	<i>70 – 79</i>
< 160	0	0	0	0	0
160 – 199	4	3	2	1	1
200 – 239	8	6	4	2	1
240 – 279	11	8	5	3	2
>= 280	13	10	7	4	2

Cuadro 2.4: Puntaje acumulado respecto al habito de tabaquismo del paciente

<i>Tabaquismo</i>					
	<i>20 – 39</i>	<i>40 – 49</i>	<i>50 – 59</i>	<i>60 – 69</i>	<i>70 – 79</i>
Varón No Fumador	0	0	0	0	0
Varón Fumador	8	5	3	1	1
Mujer No Fumador	0	0	0	0	0
Mujer Fumador	9	7	4	2	1

Cuadro 2.5: Puntaje acumulado respecto al colesterol HDL del paciente

<i>Colesterol HDL</i>			
<i>HDL (mg/ml)</i>	<i>Varón</i>	<i>Varón</i>	<i>Mujer</i>
>=60		-1	-1
50 – 59		0	0
40 – 49		1	1
<40		2	2

Cuadro 2.6: Puntaje acumulado respecto a la presión arterial sistólica del paciente

<i>Presión arterial sistólica</i>				
<i>PAS</i>	<i>Varón</i>		<i>Mujer</i>	
<i>mm Hg</i>	<i>Tratado</i>	<i>No tratado</i>	<i>Tratado</i>	<i>No tratado</i>
< 120	0	0	0	0
120 – 129	0	1	1	3
130 – 139	1	2	2	4
140 – 159	1	2	3	5
≥ 160	2	3	4	6

Cuadro 2.7: Estimación del puntaje acumulado

<i>Estimación del puntaje</i>			
<i>Varón</i>		<i>Mujer</i>	
<i>Puntaje</i>	<i>Riesgo (%)</i>	<i>Puntaje</i>	<i>Riesgo (%)</i>
<0	<1	<9	<1
0	1	9	1
1	1	10	1
2	1	11	1
3	1	12	1
4	1	13	2
5	2	14	2
6	2	15	3
7	3	16	4
8	4	17	5
9	5	18	6
10	6	19	8
11	8	20	11
12	10	21	14
13	12	22	17
14	16	23	22
15	20	24	27
16	25	≥ 25	≥ 30
>17	≥ 30		

Cuadro 2.9: Categorías para el riesgo absoluto con estimación del puntaje

<i>Categorías de riesgo absoluto a 10 años</i>		
<i>Categoría</i>	<i>Nivel de Riesgo</i>	<i>Riesgo absoluto a 10 años</i>
Enfermedad coronaria o equivalente	Muy Alto	>30 %
Dos o más factores de riesgo	Alto	> 20 %
Dos o más factores de riesgo	Medio	<= 20 %
Sin factores de riesgo o uno solo	Bajo	< 10 %

Una vez calculado el factor de riesgo por cúmulo de puntaje que se siguió en la ecuación (2.1), el riesgo porcentual obtenido (Cuadro 2.7), para compararse con las categorías de riesgo absoluto a 10 años, como se muestra en el Cuadro 2.8, finalmente el resultado es mostrado al profesional médico para después ser requerido en el Diagnóstico Final por nivel de riesgo y porcentaje de riesgo absoluto.

2.3. Imágenes de ultrasonido

Las imágenes por ultrasonido, también denominadas exploración por ultrasonido o ecografía, suponen exponer parte del cuerpo a ondas acústicas de alta frecuencia para producir imágenes del interior del organismo [UPM07]. Las imágenes por ultrasonido se capturan en tiempo real, pueden mostrar la estructura y el movimiento de los órganos internos del cuerpo, como así también la sangre que fluye por los vasos sanguíneos.

Las imágenes por ultrasonido son en general pruebas clínicas no dolorosas que ayudan a que los médicos diagnostiquen y traten las enfermedades. Un estudio con ultrasonido Doppler consiste en una técnica especial de ultrasonido que evalúa la sangre mientras circula por los vasos sanguíneos, incluyendo las arterias y venas más importantes del organismo que se encuentran en el abdomen, brazos, piernas y cuello.

2.3.1. DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine)

DICOM es el estándar industrial para transferencia de imágenes digitales e información médica entre computadoras. Éste permite la comunicación digital entre equipos de diagnóstico, terapéuticos y entre sistemas de diferentes fabricantes [NEMA06]. El estándar ofrece un balance correcto entre el objetivo pragmático de apoyo de rápida implementación en Productos actuales y una función modular sólida que asegura una capacidad para evolucionar y responder a futuras necesidades.

La cantidad de trabajo ya hecha sobre DICOM es una parte de la razón del interés desde otras especialidades que usan imágenes. Mediante el uso de la experiencia disponible en sociedades profesionales, han podido definirse objetos informativos y los servicios. DICOM se desarrolló con la idea de extensión y la expansión. A pesar de esto, no es la intención de los desarrolladores de DICOM dirigir toda la informática médica. El énfasis, anotado en el nombre (Digital Imaging and Communication in Medicine), está la imagen médica. Una de las metas de los desarrolladores de DICOM es que otros deberían aprovechar el trabajo ya hecho y los conceptos probados, los cuales se encuentran implementados en éste proyecto de tesis. DICOM es el estándar que describe el formato de archivos y la especificación de los datos primordiales de un paciente en la imagen, así como el encabezado requerido. En algunos casos las imágenes vienen acompañadas de mediciones (decisión del médico radiólogo de guardar las imágenes con mediciones o sin mediciones), cálculos e información descriptiva relevante para el diagnóstico [Onrubia03, Montenegro05].

2.4. Ruido de ultrasonido

Las imágenes de ultrasonido presentan un tipo de ruido especial llamado Speckle, donde las imágenes se ven matizadas a causa de la interferencia de reflejos provenientes de diferentes partes iluminadas y de otros miembros cercanos del cuerpo, detectar los bordes que separan las regiones de una imagen con tal tipo de ruido es particularmente complejo ya que degrada significativamente la calidad de la imagen, aumentando de esta

forma la dificultad de discriminar detalles finos en las imágenes durante un examen de diagnóstico. También dificulta el procesado de las imágenes, tales como la segmentación y la detección de bordes [Pasonni05].

2.4.1. Ruido speckle

Speckle es el término utilizado para describir el patrón granular presente en las imágenes de ultrasonido. Considerado como un tipo de ruido multiplicativo a la señal. Existen varias aproximaciones para describir el Speckle [Brusseau04]. Es necesario hacer un análisis estocástico para describir las características del Speckle, debido a que es formado por la suma de ecos de señales, generadas aleatoriamente en los centros de difusión, cada uno proporciona una cantidad aleatoria de energía (Figura 2.1). Está demostrado que la estadística de las intensidades en una imagen de ultrasonido depende mayormente de graduación de los tonos de gris y en la distribución espacial de los puntos de difusión [Loizou05].

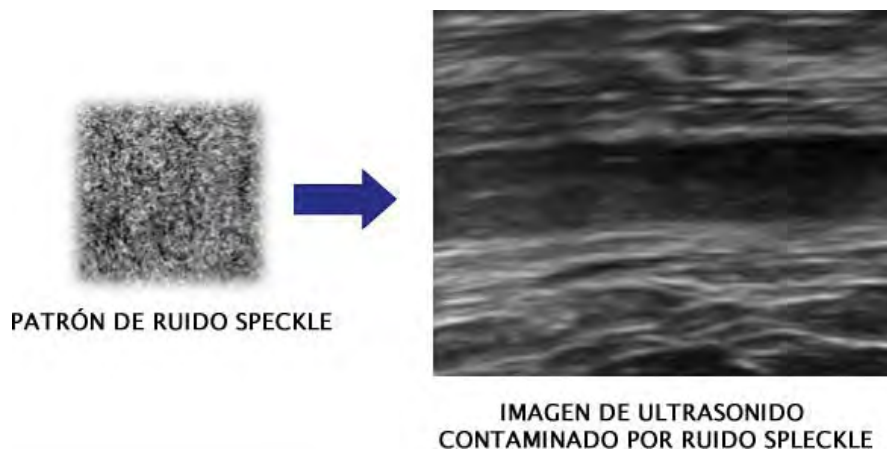


Figura 2.1: Patrón de ruido Speckle en imagen de ultrasonido

El Speckle es un fenómeno aleatorio y puede describirse únicamente en forma estadística [Ruchaneewan06]. Las estadísticas del patrón se dividen en estadísticas de primer orden y segundo orden. Las estadísticas de primer orden describen las propiedades del patrón punto a punto, y no les concierne las relaciones de intensidad entre diferentes puntos del

patrón. Las propiedades gaussianas llevan a una función de densidad de probabilidad de la intensidad exponencialmente negativa. En la práctica, los patrones del Speckle a menudo tienen una desviación estándar menor que la intensidad promedio, y esto se manifiesta como una reducción del contraste del patrón. Por lo tanto es usual definir el contraste del Speckle como la relación entre la desviación estándar y la intensidad media.

La reducción en el contraste del Speckle se debe a diversas causas. La más obvia es la reducción en la coherencia de la fuente de luz o la reducción de la rugosidad de las superficies. Las estadísticas de segundo orden de un patrón de Speckle describen cuán rápidamente varía la intensidad desde un punto a otro en el patrón, brindando información del tamaño de los gránulos y la distribución de los mismos. Las funciones más utilizadas para describir las estadísticas de segundo orden son las funciones de autocorrelación de la intensidad y de la transformada de Fourier, la potencia espectral.

2.4.2. Naturaleza del ruido

Los diferentes fenómenos de degradación de una imagen de ultrasonidos son:

- **Fenómeno de absorción:** cuando la onda atraviesa la interfase entre dos medios diferentes, la mayor parte es reflejada. La parte posterior a esta zona resulta entonces oscura, debido a que la amplitud de las ondas de ultrasonido que atraviesan son débiles.
- **Fenómeno de reflexión:** los rayos son reflejados varias veces antes de regresar al transductor. Estos rayos no son tomados en cuenta en el modelo de la señal.
- **Fenómeno de difusión:** los objetos que tienen tamaño similar a la longitud de onda, de la onda de ultrasonido, oscilan emitiendo en todas las direcciones la onda incidente. Esta transmisión, es la responsable del ruido llamado speckle, indudablemente uno de los más importantes factores de degradación de la señal.

2.4.3. Modelación del speckle

El speckle se refiere al ruido característico producido en la respuesta de la señal, se observa una estructura aleatoria de los elementos pictóricos, causados por la interferencia entre las ondas electromagnéticas dispersadas. El clásico modelo de Speckle asume la presencia de un gran número de reflexiones de puntos independientes con similares características de dispersión, ubicados dentro del área determinada por la resolución del pixel. Cuando la señal incide sobre la capa muscular, cada punto contribuye a dispersar la energía, cuyas fases de onda en la señal y cambios de potencia son sumados coherentemente en la señal reflejada. Luego de que las señales son reflejadas o dispersadas, éstas se suman para generar respuestas muy altas o bajas en el transductor, esto dependerá si la interferencia es del tipo constructiva o destructiva produciendo puntos brillantes y oscuros con distribución aleatoria sobre las imágenes.

La interacción coherente de los paquetes de onda retrodispersados por los diferentes objetos en un CIV (elemento de resolución), produce un ruido sobrepuesto multiplicativamente a la imagen cuyo aspecto visual es similar al de gránulos en una fotografía. Los pulsos retrodispersados por los objetos del CIV, comparables al tamaño de la longitud de onda incidente, interaccionan coherentemente produciendo variaciones de valor de un CIV a otro en zonas homogéneas. Así entonces, los pulsos retrodispersados son el resultado de la adición de los ecos de muchos puntos. Tal adición consiste en la suma vectorial de la retrodispersión de los puntos, dando como resultado un pulso retrodispersado de amplitud resultante (Figura 2.2), llamando a este fenómeno desvanecimiento. Aún cuando dos CIV contiguos tuviesen la misma señal de dispersión, la variación aleatoria de los puntos dispersores de un valor a otro producirían dos valores de amplitud distinta. Así entonces una zona homogénea con una sección de dispersión constante estaría representada en la imagen por una colección de pixeles de valores diferentes (tipo constructivo o destructivo). Este ruido llamado Speckle, es inherente a la formación de la imagen de ultrasonido y no puede ser evitado en el proceso de formación de la misma, es mas bien el resultado de un fenómeno físico producido por la interacción coherente de la radiación empleada para iluminar la zona de interés.

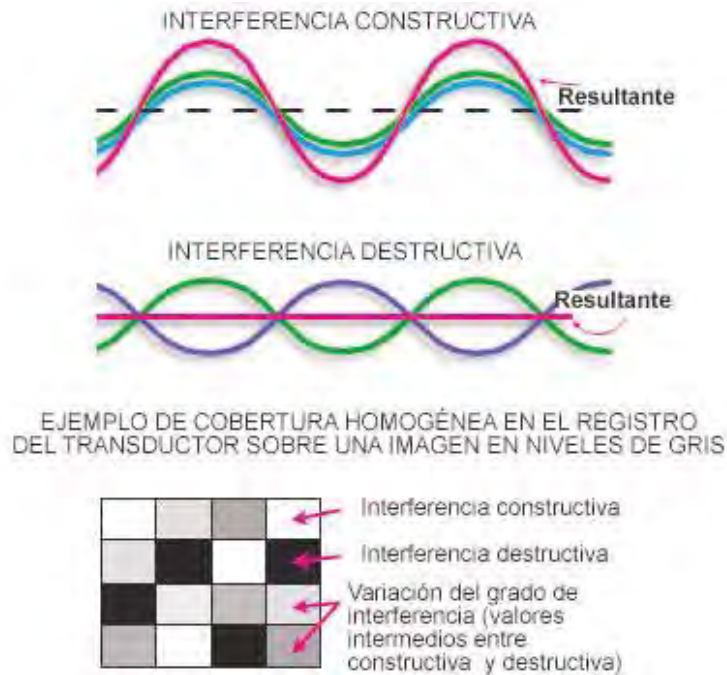


Figura 2.2: Interferencia en la generación de una imagen contaminada por los fenómenos de degradación

Suponiendo que se tiene un gran número de dispersores en un CIV de la zona a tratar, cada uno de estos produciendo una retrodispersión con amplitud A_i y fase ϕ_i , por lo que la amplitud del pulso retrodispersado es la suma coherente [Oliver98].

$$A = A_0 e^{j\phi} = \sum_{i=1}^n A_i e^{j\phi_i} \quad (2.2)$$

La suma expresada en la ecuación (2.1) puede interpretarse como una suma vectorial de vectores con amplitud A_i y ángulo ϕ_i referido a un sistema de coordenadas (i, j) . El vector resultante de esta suma sería una con magnitud A . El Speckle aparece como un fenómeno de modulación multiplicativa de la reflectividad de la zona de análisis caracterizada por la sección diferencial de dispersión o varianza de la señal.

2.4.4. Filtros utilizados en la reducción del ruido speckle

Uno de los primeros intentos para mejorar la calidad de las imágenes consistió en la utilización de filtros de suavizado con la finalidad de reducir el ruido de la imagen. Al igual que en la acústica o en electrónica, la señal original puede estar contaminada con señales que dificultan su comprensión, y al igual que estas disciplinas, en procesamiento de imagen se aplican filtros para remover en lo posible las señales indeseables [Loizou05].

Como resultado de la interferencia del ruido, la imagen presenta un aspecto inhomogéneo como variaciones en las intensidades de los píxeles sobre una región determinada, por lo cual es conveniente aplicar métodos para que dichas zonas presenten apariencias más regulares. Independientemente del tipo de representación de la imagen derivada de las señales de bajo nivel, siempre está presente una etapa de procesamiento preliminar en cada sistema de generación de imágenes con el fin de establecer operaciones útiles para mejorar la calidad de la imagen y la comprensión computacional, así como para resolver parcialmente diferentes problemas enfrentados en algunas aplicaciones, como detección y reconocimiento de patrones.

Los métodos de niveles de umbral y de filtrado son bastante comunes y usados típicamente para mejorar rápidamente la calidad de la imagen. Por ejemplo, uno de los procesos más adoptados es el de descartar todas las celdas de resolución cuyas amplitudes no exceden un umbral dado, estableciendo así una limpieza inicial del área de la imagen y permitiendo extraer información significativa de la gran cantidad de datos adquiridos. Adicionalmente, puede realizarse una operación de filtrado dirigida principalmente a la reducción de Speckle y al mejoramiento de los bordes. El ruido Speckle, debido a la naturaleza coherente de los sistemas de generación de imágenes, se afronta típicamente mediante la aplicación de ventanas deslizantes de un tamaño apropiado, así cada píxel es restaurado por medio de una combinación lineal o no lineal de sus vecinos. Desafortunadamente, la aplicación de las técnicas de reducción del ruido y de suavizado usualmente lleva a empobrecer la imagen y por tanto, a reducir la información útil para la interpretación.

Los filtros más comunes utilizados en la reducción del ruido son [Loizou05]:

- Algoritmo Sticks

- Difusión Anisotrópica para Eliminación de Speckle
- Filtro por Estadística Local
- Filtrado por Máxima Homogeneidad Sobre la Vecindad de un Pixel
- Filtrado por Geometría
- Filtrado por Difusión
- Filtrado por Wavelet

Después de la generación de la imagen, el filtrado como métodos de post-procesamiento mas estructurados pueden ser aplicados, especialmente las técnicas de segmentación, clasificación y reconocimiento de patrones.

Una característica común a la mayoría de los análisis cuantitativos, se trata de estudios dinámicos o estáticos, es que tienden a calcular un índice numérico como expresión de una función fisiológica de un órgano.

Para este proyecto de tesis no se implementó ninguno de las técnicas de filtrado mencionadas anteriormente, ya que la reducción de ruido que presentan es menor a la obtenida en el algoritmo de autómatas celulares implementado el cual no es un algoritmo de filtrado de ruido, sino un algoritmo para la detección de bordes (Figura 2.3), el cual minimiza costos en el recorrido de gráficas o contornos activos, además que define los bordes del patrón de interés para así realizar las mediciones correspondientes para la detección de problemas cardiovasculares, él método de autómatas celulares será explicado en la sección 3.3.1.

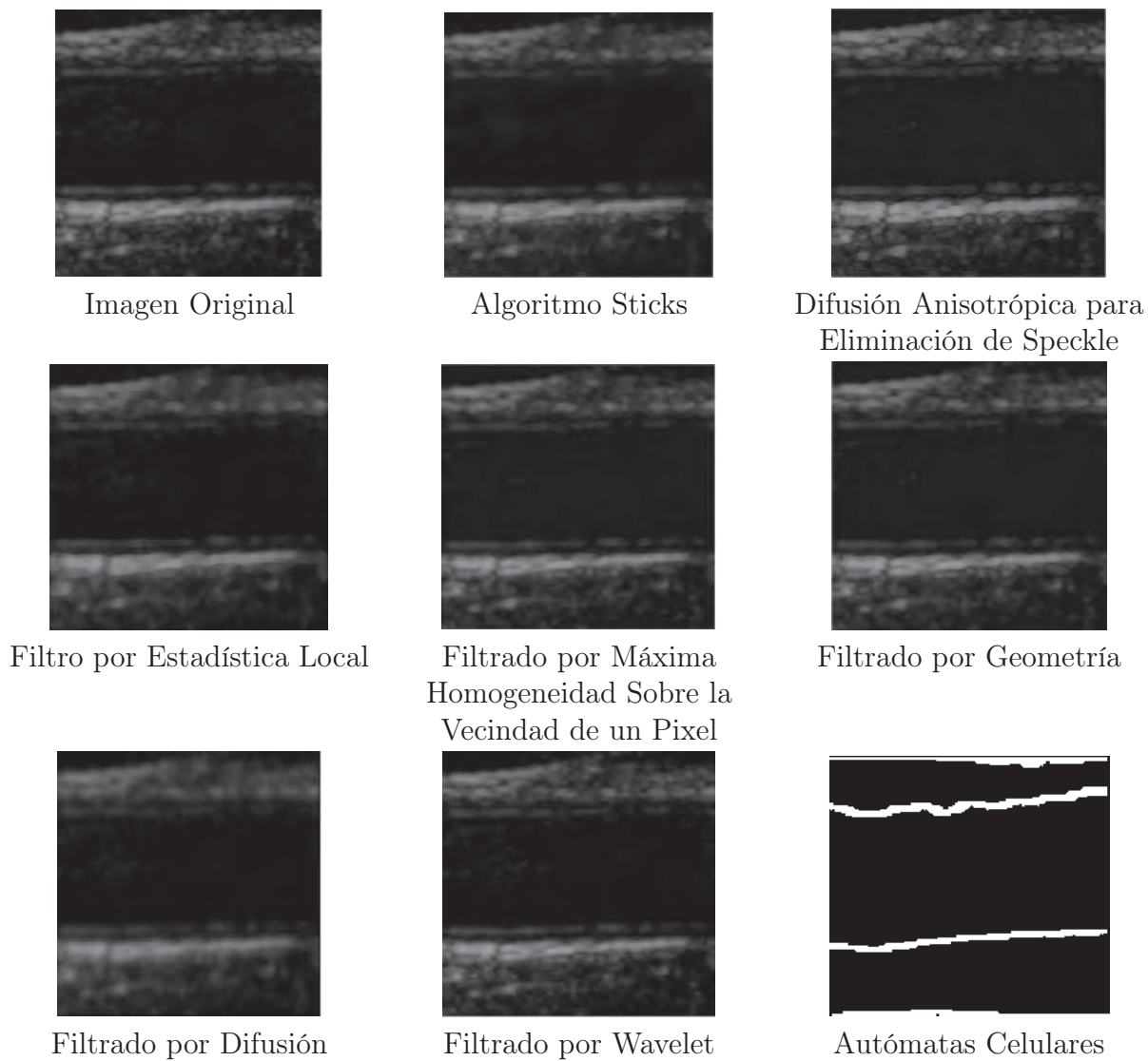


Figura 2.3: Comparación de técnicas de filtrado de ruido speckle con respecto al algoritmo de autómatas celulares

2.5. Conclusiones

En este capítulo se presentó la formación de los Historiales Clínicos y la secuencia de manipulación de la información para la generación del nivel del riesgo cardiovascular, como factor pronóstico a 10 años. Además, se presentó la estructura interna de una imagen de ultrasonido siguiendo el estándar reconocido mundialmente para el intercambio

de imágenes medicas (DICOM), se presentó la forma de obtener los componentes de interés para la adquisición de la imagen e información referente al paciente, institución y médico desarrollador del estudio. Asimismo, se mostró el mayor impedimento visual y estructural de una imagen ultrasonográfica denominado ruido Speckle, que degrada la calidad de la imagen formando intensidades variantes corrompiendo los niveles de gris reales, implementando técnicas en la reducción o eliminación del ruido Speckle para su preprocesamiento en la determinación de patrones de interés.

Capítulo 3

Procesamiento de Imágenes para la Evaluación de Anomalías Cardiovasculares

El procesamiento de imágenes es una de las técnicas usadas en la investigación médica, que mediante el uso de matemáticas diseña sistemas inteligentes automatizando el procesamiento de grandes volúmenes de información para la obtención de diagnóstico en la terapéutica habitual [Zorman03]. En la medicina esto abre las puertas a un área de desarrollo, donde los problemas clásicos en el análisis de imágenes ultrasonográficas obtengan la separación automática de regiones de interés para los médicos, comprendiendo los criterios variables de agrupamiento sobre problemas específicos, tratando de imitar la capacidad visual de los seres humanos. [Escalera98, Vélez02].

Existen muchas aplicaciones de interés en la continuidad de estudios en el análisis de imágenes biomédicas provenientes de diferentes tipos de equipos: ultrasonido, tomografía computarizada, resonancia magnética, etc. El problema se complica aún más ya que en muchos diagnósticos, o sesiones preoperatorios, no es suficiente examinar una sola imagen (digamos imágenes de ultrasonidos), sino que se requiere analizar una secuencia o pila de imágenes y así elaborar un modelo para la detección de estructuras de interés.

Para facilitar la labor del médico en el análisis de deficiencias estructurales en las imá-

genes, se han implementado métodos que operen en imágenes individuales, o bien que usen el volumen de datos directamente, para determinar las regiones de importancia, como la medición del espesor de la Íntima-Media Carotídea, Luz de arteria Humeral en respuesta del hiperflujo sanguíneo y área de placa ateromatosa, las cuales son importantes mediciones de patología vascular.

En este trabajo se aplican métodos que empleen información espacial de tono de gris para determinar el contorno de las regiones de interés antes mencionadas. El primer método es el seguimiento de valles que usa información de las intensidades en tono de gris interconectados entre sí, para la detección de tonalidades pertenecientes a estructuras orgánicas del cuerpo humano [Anil89, Campbell97], en la identificación del canal arterial hasta delimitar las imágenes de ultrasonido que contengan la canalización y porciones de capa muscular adyacente a la arteria, satisfaciendo la necesidad de manipular estructuras establecidas en la conservación de mediciones precisas sobre capas y/o áreas de exploración médica en la determinación de enfermedades. El segundo método es la regularización con condiciones de reposo adaptable [Rivera08], determina los bordes que presentan cambios de intensidad (bordes), lo cual nos permite determinar la posición Íntima-Media sin problemas de desfase y omisión de áreas. El tercer método es el algoritmo de autómatas celulares [Chang04], que analiza punto a punto la imagen para determinar bordes verdaderos, llegando al filtrado completo del ruido speckle que por medio del seguimiento de contornos determina el diámetro de luz en la arteria humeral. El cuarto método es el crecimiento de regiones [Campbell97, Hunter79], enfocada a la extracción de regiones dentro de la imagen mediante modelos geométricos y/o cinemáticas/dinámicos para la evaluación de píxeles vecinos que presenten propiedades similares (nivel de gris), siendo la agrupación de píxeles simples aplicando uniformidad para la determinación de áreas métricas comprendidas en placas de ateroma existiendo la delimitación asistida por el médico.

En esta sección se explican éstos métodos y su aplicación para el proyecto de tesis. Lo interesante del trabajo es que las áreas de estudio son extraídas automáticamente de cada imagen con un mínimo de parámetros y el desempeño de los algoritmos es bastante razonable. En general todos los métodos utilizados hacen la detección de bordes utilizando información de tono de gris.

3.1. Automatización en la detección de zonas arteriales

Definiremos una Imagen digital f como un arreglo bidimensional de N_{ren} de alto y N_{col} de ancho, donde $f(i, j)$ representa el tono de gris de la imagen en un rango de 0 a 255, y es la unidad básica de la imagen a la que denominamos píxel [Vélez02]. Las imágenes por ultrasonido presentan características interesantes de la estructura orgánica del ser humano, pero en su mayoría éstas imágenes presentan información no perteneciente a los órganos del cuerpo, degradando la visión computacional al analizarla de forma global, por tal motivo es importante aislar elementos informativos y elementos estructurales que constituyen la zona arterial (Figura 3.1), dividir la zona de análisis logrará una ventaja en procesamiento y tiempo de ordenador.



Figura 3.1: Distribución de información de una imagen de ultrasonido

3.1.1. Eliminación de regiones no deseables

En las imágenes por ultrasonido no solo está presente áreas correspondiente a los órganos internos del cuerpo humano sino también se encuentra áreas informativas, como la unidad hospitalaria donde fue generado el ultrasonido, datos básicos del paciente y de la máquina de ultrasonido, datos de configuración de la imagen, mediciones en áreas (generadas por el Radiólogo), tema del órgano estudiado, etc. (Figura 3.1), que facilitan el entendimiento médico, pero afecta el análisis computacional por la agregación de alteraciones no dispensables para el procesamiento de la imagen. Por tal motivo, es indispensable eliminar en lo mayor posible éste tipo de datos, excluyendo la posibilidad de asistir el análisis particular del órgano con datos informativos.

La eliminación de estas áreas a las que denominaré segmentos informativos, se realiza mediante la exploración lineal (vertical y horizontal) de f , generando una subdivisión lógica de tres partes en ambos sentidos, laterales y de encabezamiento, establecido por el ancho de la imagen (número de columnas N_{col}) y alto de la imagen (número de renglones N_{ren}), siguiendo el sistema de coordenadas $\langle i, j \rangle$, registrando la menor varianza en la señal por la inexistencia de elementos, la cual debe ser menor a 20 ($\sigma \leq 20$), determinado por la revisión de volúmenes grandes de imágenes de ultrasonido de pacientes reales como un umbral de decisión, el cual a un grado de variabilidad menor es posible discernir segmentos informativos de segmentos estructurares de los órganos. El cálculo de varianza se obtiene por la ecuación (3.1).

$$\sigma = \left(\frac{1}{N_{ren}} \right) \left(\frac{1}{N_{col}} \right) \sum_{i=1}^{N_{ren}} \sum_{j=1}^{N_{col}} (f(i, j) - \mu)^2 \quad (3.1)$$

Donde:

$$\mu = \left(\frac{1}{N_{ren}} \right) \left(\frac{1}{N_{col}} \right) \sum_{i=1}^{N_{ren}} \sum_{j=1}^{N_{col}} f(i, j) \quad (3.2)$$

En el proceso de eliminación del segmento informativo en encabezamiento sigue un proceso de inspección por renglón en f (Figura 3.2), iniciado desde $\frac{1}{3}N_{ren}$ hacia el

extremo superior y $\frac{2}{3}N_{ren}$ hacia el extremo inferior, en búsqueda de determinar las posiciones de recorte de menor variabilidad por renglón siguiendo la ecuación (3.3) procediendo a la eliminación de dichas áreas informativas de manera horizontal (Figura 3.3).

$$\sigma_i = \frac{1}{N_{ren}} \sum_{j=1}^{N_{ren}} (f(i, j) - \mu_i)^2 \quad (3.3)$$

Donde:

$$\mu_i = \frac{1}{N_{ren}} \sum_{j=1}^{N_{ren}} f(i, j) \quad (3.4)$$



Figura 3.2: Corrimiento horizontal en la detección de menor variabilidad a $\frac{1}{3}N_{ren}$ para corrimiento descendente y $\frac{2}{3}N_{ren}$ para corrimiento ascendente de f

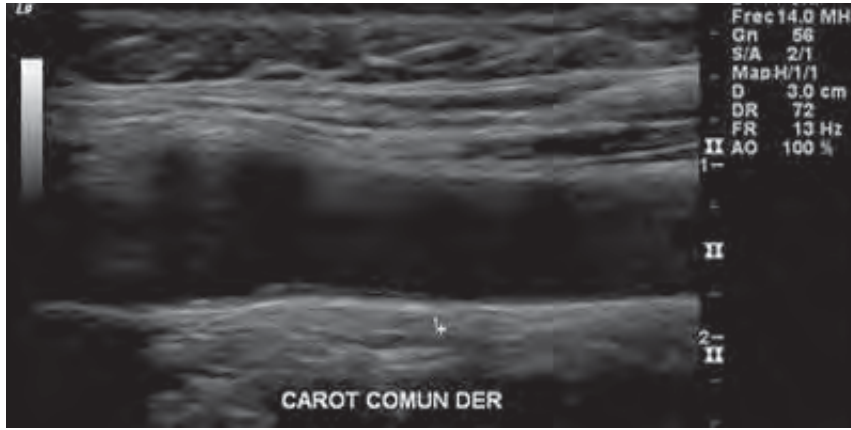


Figura 3.3: Recorte horizontal en los renglones donde se presentó menor variabilidad

En el proceso de eliminación del segmento informativo lateral, se realiza una búsqueda por columna en la imagen, verificando de igual forma que en el caso de recorte horizontal, la inspección no sobresalga las fronteras laterales de f desde $\frac{1}{3}N_{col}$ hacia el extremo izquierdo y $\frac{2}{3}N_{col}$ hacia el extremo derecho (Figura 3.4), este proceso es generado consecutivamente del recorte horizontal del segmento informativo, iniciando la automatización en la búsqueda de posiciones en menor variabilidad por columna mediante la ecuación (3.5), logrando así la supresión total del segmento informativo en todas las secciones de la imagen (Figura 3.5).

$$\sigma_j = \frac{1}{N_{col}} \sum_{j=1}^{N_{col}} (f(i, j) - \mu_j)^2 \quad (3.5)$$

Donde:

$$\mu_j = \frac{1}{N_{col}} \sum_{j=1}^{N_{col}} f(i, j) \quad (3.6)$$

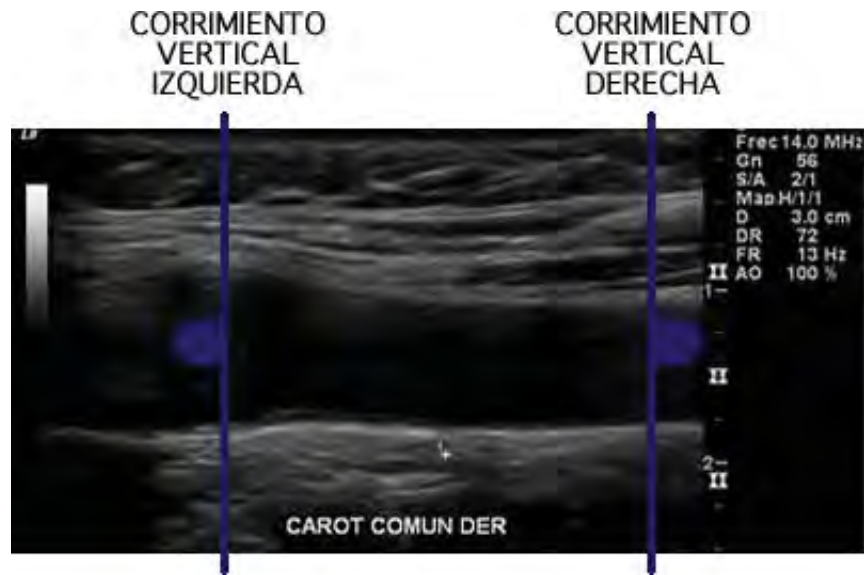


Figura 3.4: Corrimiento vertical en la detección de menor variabilidad a $\frac{1}{3}N_{col}$ para corrimiento vertical izquierdo y $\frac{2}{3}N_{col}$ para corrimiento vertical derecho de f

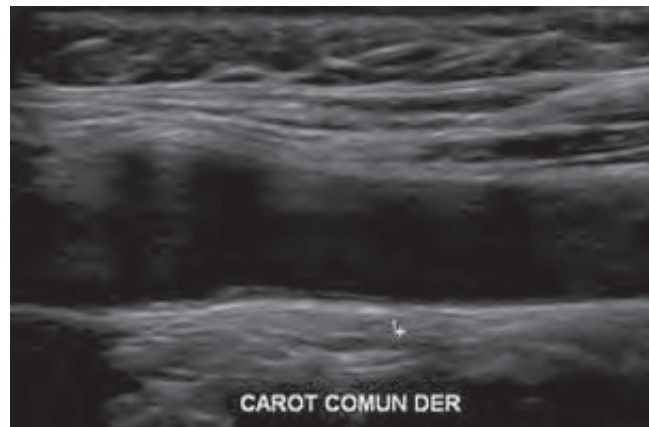


Figura 3.5: Recorte vertical en la hilera sobre la presencia de menor variabilidad

La única diferencia entre estos dos procedimientos, es la manera de búsqueda en determinación del recorte, almacenando cuatro puntos esenciales de la imagen matricial f : renglón de recorte superior, renglón de recorte inferior, columna de recorte lateral izquierda y columna de recorte lateral derecha. En la mayoría de las ocasiones. El Algoritmo 3.1 describe el procedimiento para el recorte horizontal y vertical del segmento informativo.

Algoritmo 3.1 Algoritmo para la selección de cuatro puntos de recorte r_0 y r_1 de encabezamiento, puntos de recorte r_2 y r_3 laterales

Entrada: f, N_{col}, N_{ren}

Salida: f

```

1:  $Umbral \leftarrow 20$ 
2: Inicia el recorte de encabezamiento
3: for  $i = \frac{1}{3}N_{ren}$  to 0 do
4:   Calcular  $\sigma_i$  del  $i$  - esimo renglón utilizando la ecuación (3.3)
5:   if  $\sigma_i < Umbral$  then
6:      $r_0 \leftarrow i$ 
7:   end if
8: end for
9: for  $i = \frac{2}{3}N_{ren}$  to  $N_{ren}$  do
10:  Calcular  $\sigma_i$  del  $i$  - esimo renglón utilizando la ecuación (3.3)
11:  if  $\sigma_i < Umbral$  then
12:     $r_1 \leftarrow i$ 
13:  end if
14: end for
15:  $N_{ren} \leftarrow r_1 - r_0$ 
16: La nueva imagen  $f_n$  se comprende del recorte horizontal de la Imagen  $f$  entre  $r_0$  y
     $r_1$ 
17:  $f_n(i, j) \leftarrow \{f(i, j) \mid \forall i \in [r_0, r_1], \forall j \in [0, N_{col}]\}$ 
18:  $f \leftarrow f_n$ 
19: Inicia el recorte lateral
20: for  $j = \frac{1}{3}N_{col}$  to 0 do
21:  Calcular  $\sigma_j$  de la  $j$  - esima columna utilizando la ecuación (3.5)
22:  if  $\sigma_j < Umbral$  then
23:     $r_2 \leftarrow j$ 
24:  end if
25: end for
26: for  $j = \frac{2}{3}N_{col}$  to  $N_{col}$  do
27:  Calcular  $\sigma_j$  de la  $j$  - esima columna utilizando la ecuación (3.5)
28:  if  $\sigma_j < Umbral$  then
29:     $r_3 \leftarrow j$ 
30:  end if
31: end for
32:  $N_{col} \leftarrow r_3 - r_2$ 
33:  $f_n$  se comprende del recorte vertical entre  $r_2$  y  $r_3$  posterior al recorte horizontal de
    la Imagen  $f$ 
34: La nueva imagen  $f_n(i, j) \leftarrow \{f(i, j) \mid \forall i \in [0, N_{ren}], \forall j \in [r_2, r_3]\}$ 
35:  $f \leftarrow f_n$ 

```

3.1.2. Detección del canal arterial

El ultrasonido de arterias está comprendida por el canal arterial y la capa muscular lisa (Figura 3.6), que proporciona el manifiesto de la presencia y severidad de enfermedades cardiovasculares indicando padecimientos acerca de la íntima-media carotídea, la luz humeral y las placas de ateroma que son los indicadores pronósticos de cualquier padecimiento, pero estos factores sólo se encuentran cercanos o internos en el canal arterial, por lo que la capa muscular no revela mayor cantidad de antecedentes clínicos y la mayor parte de las imágenes de ultrasonido tienen un área prolongada de ésta, revelando la necesidad de eliminar en la imagen la capa muscular lisa para la exploración de enfermedades. Por tal motivo, es necesario realizar una búsqueda del canal arterial que exponga únicamente áreas de interés, es decir, el canal arterial y pequeñas áreas de músculo, principalmente porque la íntima-media se encuentra en el borde arterial, la luz arterial será la distancia comprendida por la capa superior e inferior, las placas de ateroma siempre se ubicaran en una zona conjunta a las capas endoteliales, por lo que es indiscutible sólo tomar pequeñas porciones de capa muscular dónde es posible localizar placas de ateromas.



Figura 3.6: Partes comprendidas en el ultrasonido arterial

Para la detección de la arteria es necesario conocer el patrón de la misma, la cual pre-

senta una forma similar a una tubería sin obstrucción aparente y donde el diámetro o luz de la arteria a lo largo del canal no tiene cambios bruscos siguiendo una simetría con margen de error de ± 10 píxeles de diferencia para considerar uniformidad de diámetro, ya que de forma contraria se considerará como canal muscular (Figura 3.7). La arteria deberá estar ligeramente en posición horizontal, para que de este modo las mediciones no contengan error de precisión. Prácticamente lo que se pretende detectar, como su nombre lo indica, es un canal con intensidades bajas que contengan un diámetro constante, para de este modo asegurar que en definitiva se está detectando la arteria principal y no ramificaciones o canales musculares. En el caso de que se haya detectado en inicio un canal con las mismas características planteadas (venas o canal muscular), se registra internamente la posición del canal, para que al término del proceso de exploración se tome la decisión de tomar o no el canal como arteria. La heurística primordial está en base al diámetro del canal ubicado, tomando como canal arterial al que determine mayor diámetro, ya que de forma obligada la arteria debe de presentar una luz mucho mayor a una vena periférica. Existen diversos casos donde los canales musculares presentan intensidades similares, usualmente presentando inconsistencia de luz al presentar rugosidad alta en las paredes como se puede observar en la Figura 3.7.



Figura 3.7: Presencia de canales confusos en la imagen de ultrasonido arterial

La detección de canales arteriales de forma automática se realiza mediante el control y estudio de las intensidades en los píxeles realizando un corrimiento de forma lineal

(Figura 3.8), detectando los valles, considerados como el conjunto de intensidades por debajo de la media de la señal extraída por columna (ecuación (3.7)), los cuales deberán contener mayor amplitud en la caída de onda. Esta exploración se realiza en todo el ancho de f .

$$h_j(i) = \{f(i, j) | i \in [0, N_{ren}]\} \quad (3.7)$$

Es imprescindible analizar la señal con el objetivo de encontrar los valles, existiendo la posibilidad que se encuentre más de uno con gran amplitud, del mismo modo éste deberá presentar un diámetro constante y estar consiguio a la detección anterior que se haya realizado en la extracción por columna, por lo tanto, si se encuentra un valle amplio pero no sigue la consistencia en su diámetro será rechazada la canalización como posible arteria.



Figura 3.8: Extracción de la señal en la imagen de ultrasonido sobre un corrimiento vertical

En la búsqueda del canal arterial se sigue un proceso secuencial con traslape de 20 pixeles a lo ancho del corrimiento vertical extrayendo la columna de la Imagen, como

se observa en la Figura 3.8, necesitando disminuir el ruido en la imagen por una distribución bivalente (Figura 3.9 y Figura 3.10), la forma de hacerlo es aplicando un filtro pasa bajas unidimensional con kernel gaussiano, para esto es necesaria la generación de un kernel o ventana deslizante donde el valor máximo del kernel aparecerá en el celda central, disminuyendo hacia los extremos mediado por el parámetro de desviación estándar σ^2 . La ecuación para calcular el kernel se presenta en las ecuaciones (3.8) y (3.9).

$$K(x) = g(x) / \sum_{-\infty}^{+\infty} g(x) \quad (3.8)$$

$$g(x) = \exp \left[-\frac{x^2}{2\sigma^2} \right] \quad (3.9)$$

Para éste filtro se tomó una ventana con desviación estándar de $\sigma^2 = 5.0$, el cual determinará el tamaño del kernel estimado en el Algoritmo 3.3, para no suavizar en exceso la señal conservando los bordes que presentan los canales como se observa en la Figura 3.10. A la señal extraída por columna de f (ecuación(3.7)) se aplica el filtro pasa bajas al desarrollar la convolución lineal dada por la ecuación (3.10).

$$S(n) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} K[j] h_j[n-j] \quad (3.10)$$

donde:

- n Longitud de la señal extraída
- $S(n)$ Señal filtrada de longitud n
- K Kernel gaussiano

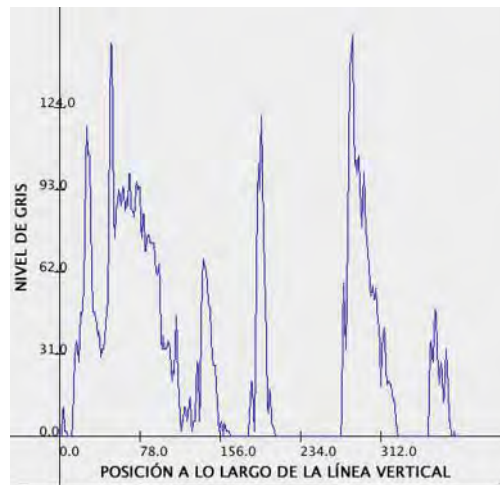


Figura 3.9: Señal contaminada por ruido Speckle

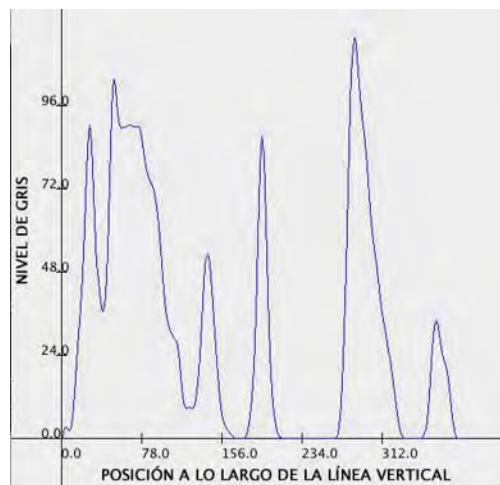


Figura 3.10: Señal suavizada aplicando un filtro pasa bajas para la eliminación del ruido Speckle

El Algoritmo 3.2 muestra la forma de generación del kernel gaussiano que contendrá los pesos bivariantes determinados por la amplitud de la campana en $3\sigma+0.5$ que establezca la uniformidad de la campana de un solo extremo, éste mismo rango es duplicado para conseguir la campana completa mas un elemento que contendrá el peso con mayor valor (la media, μ), la generación de los pesos serán procesados siguiendo las ecuaciones (3.8). Una vez hecho lo anterior se procede a la ejecución del filtro por razón de convolucionar

la señal lineal con el kernel gaussino.

Algoritmo 3.2 Algoritmo de generación de Kernel Gaussiano usado para el filtro pasa bajas

Entrada: σ

Salida: K

- 1: $m \leftarrow 3.0\sigma + 0.5$
 - 2: Dimensión del KernelGaussiano de $(2 * m + 1)$
 - 3: $l \leftarrow 2 * m + 1$
 - 4: **for** $x = -l/2$ to $l/2$ **do**
 - 5: Generar $K(x)$ de acuerdo a las ecuación (3.8)
 - 6: **end for**
-

Una vez suavizada la señal la facilidad de encontrar valles o canales se llevará a cabo de forma simple y exacta ya que la corrupción del ruido en la señal no sólo atenúa la visión, sino que suministra confusión en el procesamiento de algoritmos sobre la búsqueda de patrones rigurosos determinando un defecto computacional, en la detección del valle arterial se considera un umbral considerada por la media de la señal filtrada μ_j , calculada por la ecuación (3.6), que nos ayude a detectar los valles que presenten mayor amplitud de onda, este umbral nos servirá como parámetros de recorte que nos determinará de donde inicia la búsqueda discrepando los altos que serán tomados como capas musculares y los bajos como valles como se muestra en la Figura 3.11.

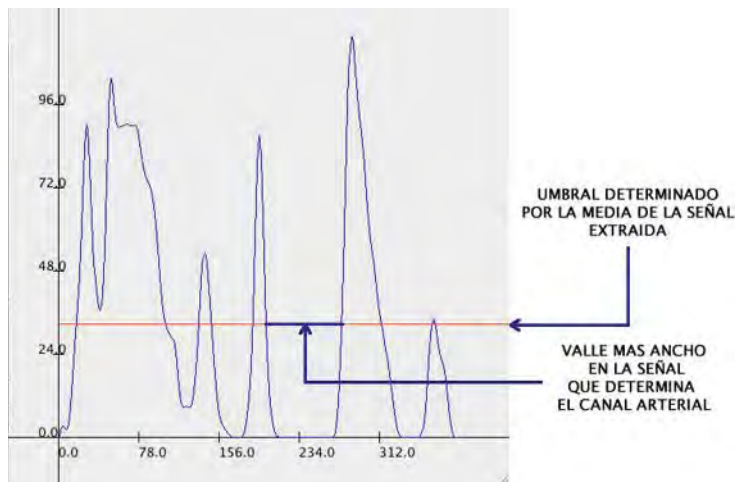


Figura 3.11: Detección del canal arterial en la señal suavizada

La señal presentada en la Figura 3.9 corresponde a la extracción vertical de las intensidades de los píxeles sobre la columna matricial de la imagen (Figura 3.8) que determina el comportamiento en niveles de gris del órgano estructural dentro del ultrasonido, a razón de que dicha señal se encuentra contaminada de ruido speckle se procede a la generación del filtrado (Figura 3.10), para que de esta forma sea posible la extracción de características fehacientes en la interpretación de formaciones por intensidades, para la ubicación de canales con máxima amplitud inspeccionada por la media de la señal, como se puede observar en la Figura 3.11. El Algoritmo 3.4 interpreta lo antes mencionado examinando la posición de canalización en la señal, que corresponde inequívocamente a la perspectiva espacial en la imagen.

Algoritmo 3.3 Algoritmo para la detección del valle mas amplio en la señal j –ésima de encaminamiento en la imagen f

Entrada: f, K, N_{col}, N_{ren}

Salida: r_{ini}, r_{fin}

```

1: for  $j = 0$  to  $N_{col}$  do
2:    $h_j(i) \leftarrow \{f(i, j) | j \text{ es una columna dada}\}$ 
3:   Calcular  $S_j(i)$  mediante  $h_j(i)$  y  $K(x)$  usando la ecuación (3.10)
4:   Calcular  $\mu_j$  a partir de  $S_j(i)$  usando la ecuación (3.6)
5:    $valle \leftarrow false$ 
6:    $Mayor \leftarrow 0$ 
7:   for  $i = 0$  to  $N_{ren}$  do
8:     if  $S_j[i] < \mu_j$  and  $valle = false$  then
9:        $r_0 \leftarrow i$ 
10:       $valle \leftarrow true$ 
11:     else if  $S_j[i] \geq \mu_j$  and  $valle = true$  then
12:        $r_1 \leftarrow i$ 
13:        $valle \leftarrow false$ 
14:       if  $r_1 - r_0 > Mayor$  and  $|r_{ini}[j - 1] - r_{fin}[j - 1]| < 10$  then
15:          $Mayor \leftarrow r_1 - r_0$ 
16:          $r_{ini}[j] \leftarrow r_0$ 
17:          $r_{fin}[j] \leftarrow r_1$ 
18:       end if
19:     end if
20:   end for
21:   El canal arterial de la  $j$  –esima columna esta entre  $r_{ini}[j]$  y  $r_{fin}[j]$ 
22: end for

```

3.1.3. Seguimiento del canal arterial

Como se ha descrito anteriormente, la exploración y detección del canal arterial se logra mediante la búsqueda de valles en la señal que contenga una amplitud eminente a los demás valles posiblemente detectados, comprendiendo únicamente un seguimiento continuo de acuerdo al posicionamiento del valle que no presente separabilidad de la misma, y de forma precisa un entroncamiento u obstrucción del canal, que determine que ésta detección se trate de un valle falso, y no de un canal arterial.

En una imagen por ultrasonido de arterias, será muy frecuente encontrar canales difusos, que comprendan pequeñas ramificaciones de las arterias o capas musculares que determinen intensidades similares al canal arterial como se planteó en la sección 3.1.2, por lo que el sistema deberá tener la posibilidad de determinar a que se refiere este patrón para ser rechazado o aceptado como posible canal arterial. En la Figura 3.7 se pueden observar diferentes valles en dónde la señal podría presentar mínimos con ampliaciones importantes, pero siguiendo su continuidad, los valles detectados no contendrán un diámetro consistente y a lo largo de la imagen de ultrasonido no persistirán éstos canales, por consiguiente el sistema automáticamente rechaza los valles que presentan inconsistencias.

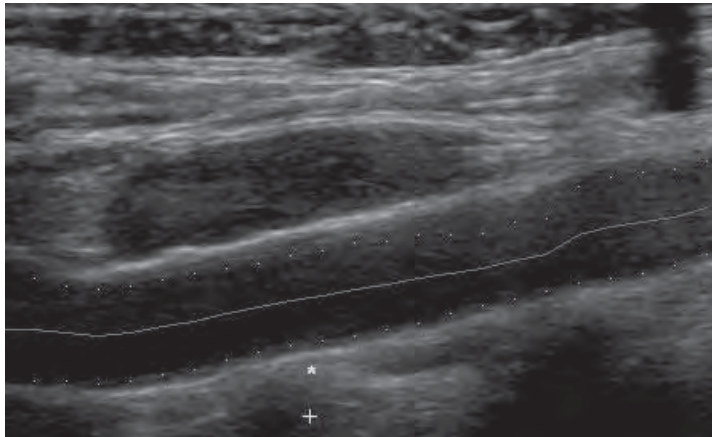


Figura 3.12: Detección de canal arterial en base al seguimiento de valles en la señal

El sistema como tal indicará la secuencia de búsqueda de la zona arterial, por medio de tres indicadores, los puntos de color amarillo mostrarán la posición espacial del inicio

de un valle en la señal, los puntos inferiores de color rosa indicarán el termino del valle, y la línea de color rojo llevará el seguimiento del canal arterial que determinará la consistencia y continuidad del valle arterial a lo largo de la imagen de ultrasonido, para de éste modo llevar a cabo operaciones posteriores, como el posicionamiento de Íntima-Media inmediatamente subyacentes a las marcas, la Luz humeral comprendida por la distancia interna de las marcaciones y las placas de ateroma integradas por la proximidad superior, inferior y/o interna de las marcas.

3.1.4. Extracción de canal arterial

Una vez que ya ha sido localizado un canal arterial en la imagen de ultrasonido, es indispensable realizar la extracción de la porción que contenga el canal arterial y pequeña área de capa muscular lisa adyacente a la arteria, para los procesamientos en la detección de Íntima-Media, Luz humeral y placa de ateroma, ya que los procesamientos están en base a la totalidad de la imagen tratada y no exclusivamente a un segmento, por lo que es necesario contar con una pequeña parte de imagen que solo contenga el área de interés (canal arterial y área reducida de capa muscular), para de este modo detectar únicamente las capas y masas necesarias para la localización de formaciones y padecimientos cardiovasculares.

DETECCIÓN DE LA ARTERIA POR SEGUIMIENTO DE VALLES



EXTRACCIÓN DE UNA NUEVA IMAGEN
POSTERIORMENTE DE LA DETECCIÓN
DEL CANAL ARTERIAL

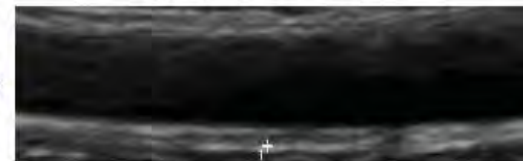


Figura 3.13: Extracción de nueva imagen que contemple únicamente el canal arterial y una pequeña parte de capa muscular lisa

El Algoritmo 3.4 describe como se genera éste recorte horizontal de la imagen, tomando las mínimas y máximas posiciones almacenadas en r_{ini} y r_{fin} de canalización adquiridas del Algoritmo 3.4, reduciendo la amplitud de recorte por 20 pixeles externos al canal, que forma el fragmento adyacente al valle de la arteria representado por la capa muscular lisa (Figura 3.13). Los márgenes de la nueva imagen serán actualizadas indicando las nuevas dimensiones, al igual de la actualización de la imagen para futuros procesamientos en reconocimiento de patrones.

Algoritmo 3.4 Algoritmo en determinación de los límites de recorte que contenga únicamente el canal arterial y capa muscular subyacente a la arteria

Entrada: $f, r_{ini}, r_{fin}, N_{col}, N_{ren}$

Salida: f_n

- 1: $r_0 \leftarrow \min(r_{ini}(j)) - 20$
 - 2: $r_1 \leftarrow \max(r_{fin}(j)) + 20$
 - 3: Se consideran 20 unidades para obtener además del canal arterial, capa muscular lisa alrededor de la arteria
 - 4: La *Imagen* resultante esta entre r_0 y r_1
 - 5: $N_{ren} \leftarrow r_1 - r_0$
 - 6: $f_n(i, j) \leftarrow \{f(i, j) \mid \forall i \in [r_0, r_1], \forall j \in [0, N_{col}]\}$
-

3.2. Detección de Íntima-Media carotidea

Los médicos determinan, de forma habitual, el espesor de la Íntima-Media con una sola medida sobre la imagen generada en la máquina de ultrasonido en tiempo de examinación del paciente, el software desarrollado en esta tesis, efectúa una delimitación de las paredes endoteliales que determinará el inicio y fin de la Íntima-Media para garantizar de forma eficiente las mediciones secuenciales generadas sólo y exclusivamente en estas dos capas, garantizando el promedio de medida a principio y fin en toda la imagen proporcionada, para de este modo precisar la medición eliminando error de omisión y desfaseamiento por la presencia de paredes rugosas.

3.2.1. Regularización con condiciones de reposo adaptable

La regularización es una técnica de filtrado que permite hacer la restauración de una imagen. En general esta técnica se comporta como un filtro pasa bajas adaptable que resulta de minimizar una función de energía dada por (3.11).

$$U(g) = \sum_{i=1}^{N_{ren}} (h(i) - g(i))^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_{ren}} (g(i) - g(i-1))^2 \quad (3.11)$$

Donde h es la función unidimensional que deseamos filtrar, g es la señal filtrada y λ es el parámetro de regularización. Note que para la ecuación (3.11) valores grandes de λ darán como resultado una señal plana y con $\lambda = 0$ el resultado será $g = h$. En el caso de tener una señal constante a pedazos, hacer la aplicación a esta técnica dará como resultado que los bordes y/o discontinuidades de la señal luzcan suavizados.

Si tuvieramos una variable indicadora $l(i)$ definida como (3.12).

$$l(i) = \begin{cases} 1 & \text{Si en } h(i) \text{ existe un borde} \\ 0 & \text{si no} \end{cases} \quad (3.12)$$

Podríamos introducirla en la ecuación (3.11) y reducir el suavizado de los bordes dando lugar a la ecuación (3.13).

$$U(g) = \sum_{i=1}^{N_{ren}} (h(i) - g(i))^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_{ren}} (g(i) - g(i-1))^2 (1 - l(i))^2 \quad (3.13)$$

Rivera en [Rivera08] propone una función de energía donde además de calcular la señal filtrada se calcula la variable indicadora l , limitada por medio de un costo μ . La función de energía propuesta por Rivera es (3.14).

$$U(g, l) = \sum_{i=1}^{N_{ren}} (h(i) - g(i))^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_{ren}} (g(i) - g(i-1))^2 (1 - l(i))^2 + \mu \sum_{i=1}^{N_{ren}} l(i)^2 \quad (3.14)$$

Note que para (3.14), si μ es cero la solución es $l(i) = 1$ para todos los valores de i , condición que no resulta apropiada; pero existe un valor de μ que nos permite hacer el filtrado de la señal y calcular la posición de los bordes.

En nuestro caso la señal filtrada g será de poca utilidad, pero la posición de los bordes es en realidad el resultado que buscamos. Dado que la ecuación (3.14) es cuadrática, el resultado de minimizar esta función es un sistema lineal de ecuaciones las cuales se calculan como:

Para calcular el valor de $l(i)$ hacemos $\frac{\partial U(g,l)}{\partial l(i)} = 0$

$$\frac{\partial U(u, l)}{\partial l} = -2\lambda (g(i) - g(i + 1))^2 (1 - l(i)) + 2\mu l(i) = 0 \quad (3.15)$$

Despejando para $l(i)$ tenemos la ecuación (3.16)

$$l(i) = \frac{\lambda [g(i) - g(i - 1)]^2}{\mu + \lambda [g(i) - g(i - 1)]^2} \quad (3.16)$$

Para calcular los valores de $g(i)$ de la ecuación (3.14) hacemos $\frac{\partial U(g,l)}{\partial g(i)} = 0$

$$2 [h(i) - g(i)] + 2\lambda [g(i) - g(i-1)] (1 - l(i))^2 - 2\lambda [g(i + 1) - g(i)] (1 - l(i + 1))^2 = 0 \quad (3.17)$$

despejando para $g(i)$ tenemos la ecuación (3.18).

$$g(i) = \frac{h(i) + g(i - 1) (1 - l(i))^2 + g(i + 1) (1 - l(i + 1))^2}{1 + \lambda [(1 - l(i))^2 + (1 - l(i + 1))^2]} \quad (3.18)$$

Dado que el sistema de ecuaciones resultante dado por las ecuaciones (3.16) y (3.18) es un sistema disperso, definido positivo y con la diagonal dominante; una manera de resolver es utilizando el método de Gauss-Seidel [Pajares02]. Así estas ecuaciones en un esquema iterativo de Gauss-Seidel quedan como:

$$l^{(t+1)}(i) = \frac{\lambda (g^{(t+1)}(i) - g^{(t+1)}(i-1))^2}{\mu + \lambda (g^{(t+1)}(i) - g^{(t+1)}(i-1))^2} \quad (3.19)$$

$$g^{(t+1)}(i) = \frac{h(i) + g^{(t)}(i-1) (1 - l^{(t)}(i))^2 + g^{(t)}(i+1) (1 - l^{(t)}(i+1))^2}{1 + \lambda [(1 - l^{(t)}(i))^2 + (1 - l^{(t)}(i+1))^2]} \quad (3.20)$$

Las ecuaciones (3.19) y (3.20) son puestas en el Algoritmo 3.5, el cual necesita como entrada la imagen, las dimensiones de la misma y el j -ésimo renglón a ser procesado. El número de iteraciones utilizado en nuestro experimento fue de 20.

Algoritmo 3.5 Algoritmo para el cálculo de bordes utilizando regularización con condiciones de respo adaptables

Entrada: f, N_{col}, N_{ren}, j -ésimo renglón

Salida: Bordes l y renglón filtrado g

- 1: $\lambda \leftarrow 100$
 - 2: $\mu \leftarrow 10$
 - 3: Poner en $h_j(i)$ el j -ésimo renglón de $f(i, j)$
 - 4: Inicializar $g(i)^{(0)} = h_j(i) \forall i \in [1 \dots N_{col}]$
 - 5: **for** $k = 1, 2, 3, \dots, \text{Max_iteraciones}$ **do**
 - 6: Calcular $l(i)$ con ecuación (3.19) $\forall i \in [1 \dots N_{col}]$
 - 7: Calcular $g(i)$ con ecuación (3.20) $\forall i \in [1 \dots N_{col}]$
 - 8: **end for**
 - 9: **for** $i = 0, 1, 2, \dots, N_{ren}$ **do**
 - 10: **if** $l(i) > 0.5$ **then**
 - 11: $l(i) \leftarrow 255.0$
 - 12: **else**
 - 13: $l(i) = 0$
 - 14: **end if**
 - 15: **end for**
-

En la Figura 3.14 se muestra la imagen original con los bordes sobre impuesto detectados con el Algoritmo 3.5. Note la precisión con la cual este Algoritmo calcula los bordes de la imagen. Esta información será de utilidad para calcular las capas endoteliales de Íntima y Media.

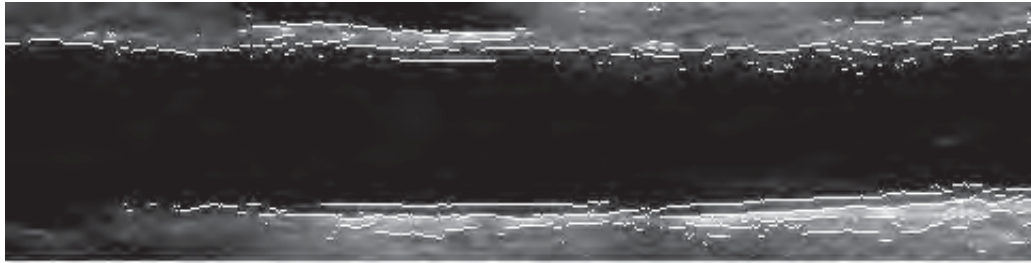


Figura 3.14: Bordes calculados con el Algoritmo 3.5 sobre la imagen original

3.2.2. Determinación de las capas endoteliales

La técnica utilizada anteriormente determinará la posición espacial de los cambios constituidos en la preservación del borde, indicando las zonas donde pueden establecerse las capas endoteliales, explícitamente la íntima endotelial y la media endotelial (Figura 3.15-(a)), son constituidas por el alineamiento de niveles de gris que procede a un comportamiento similar presentado en la Figura 3.16, que inmediatamente se encontrará subyacente al canal arterial, la cual orienta a la localización de intensidades altos pertenecientes a la capa íntima, intensidades bajas pertenecientes a la capa media y por último un incremento súbito que marca la terminación de la íntima-media carotidea, que corresponden exactamente con las marcaciones de enmascaramiento determinada por la regularización con condiciones de reposo adaptable en la sección anterior (Figura 3.15-(b)).

La forma la medición de éstos incrementos y decrementos de intensidades que determinan las capas endoteliales, se encuentran inmediatamente por debajo del canal arterial, con este procedimiento se indicará el conteo exacto de los pixeles involucrados en las capas sin error de desfase y omisión de las zonas de interés.

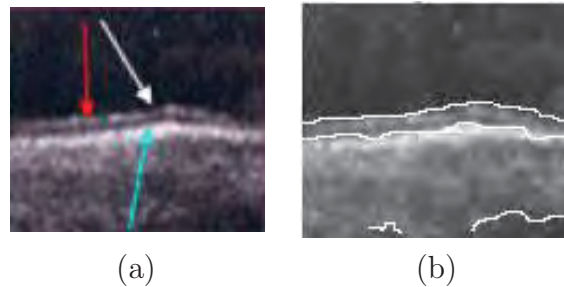


Figura 3.15: (a) Capas Íntima-Media carotidea. (b) Enmascaramiento de cambios súbitos en intensidad, marcación total de Íntima-Media carotidea

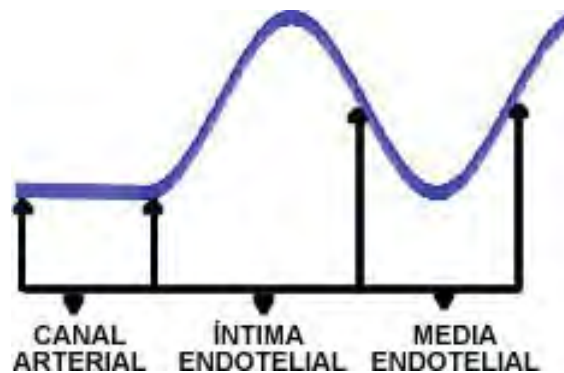


Figura 3.16: Señal que indica la presencia de íntima media dentro del enmascaramiento en la imagen

El Algoritmo 3.6 muestra la heurística correspondiente al conteo de las dos capas internas de la arteria (Íntima y Media carotidea) por $Cont_{intima}$ y $Cont_{media}$. En primera instancia se contabiliza la cantidad de píxeles que persiguen un incremento alto inmediatamente después de final de canalización marcada por r_{fin} computada en el Algoritmo 3.3, el cual indicará el inicio de la capa Íntima. Cuando se encuentre un decremento súbito de la señal entonces se considerará el conteo de la capa Media hasta de nueva cuenta encontrar otro cambio creciente, pero determinado por el inicio de la capa muscular lisa, que de forma precisa en ese momento debe de terminarse el conteo de capas y realizar un acumulado de estas dos mediciones en $Cont$, siempre y cuando $Cont_{intima}$ y $Cont_{media}$ obtengan en el proceso de conteo un valor mayor a 0, como una regla que considera la presencia de estas dos capas en la exploración de la imagen f , en termino

del corrimiento a todo lo ancho de f se especificará la medición promedio de las capas Íntima-Media en la arteria carótida.

Algoritmo 3.6 Algoritmo para contabilizar las capas endoteliales pertenecientes a la Íntima y Media en arteria carótida

Entrada: $f, r_{fin}, N_{col}, N_{ren}$

Salida: IM

```

1:  $Cont \leftarrow 0$ 
2:  $sum \leftarrow 0$ 
3: for  $j = 0$  to  $N_{col}$  do
4:    $Cont_{intima} \leftarrow 0$ 
5:    $Cont_{media} \leftarrow 0$ 
6:    $Capa \leftarrow 0$ 
7:   for  $i = r_{fin}[j]$  to  $N_{ren}$  do
8:     if  $|f(i, j) - f(i + 1, j)| \leq 5$  then
9:       if  $capa = 1$  then
10:         $Cont_{intima} \leftarrow Cont_{intima} + 1$ 
11:       end if
12:       if  $Capa = 2$  then
13:         $Cont_{media} \leftarrow Cont_{media} + 1$ 
14:       end if
15:       else if  $Capa = 0$  then
16:         Inicia el conteo de la capa intima
17:          $Capa \leftarrow 1$ 
18:       else if  $Capa = 1$  then
19:         Inicia el conteo de la capa media
20:          $Capa \leftarrow 2$ 
21:       else if  $Capa = 2$  then
22:         Se contabilizan capa intima y media
23:         Break
24:       end if
25:     end for
26:     Contabiliza los pixeles comprendidos de 2 capas
27:     if  $Cont_{intima} > 0$  and  $Cont_{media} > 0$  then
28:        $Cont \leftarrow Cont + Cont_{intima} + Cont_{media}$ 
29:        $sum \leftarrow sum + 1$ 
30:     end if
31:   end for
32:  $IM \leftarrow Cont/sum$ 

```

3.3. Detección de luz humeral

Usualmente los médicos determinan la dilatación de las paredes endoteliales únicamente por una medición entre la primera y la segunda pared arterial sobre la imagen generada en la máquina de ultrasonido, antes y después de haber sometido a la arteria humeral a estimulación con el fin de detectar la rigidez, el software desarrollado delimita las paredes endoteliales binarizando la imagen procesada, indicando con los pixeles de intensidad alta la posición espacial de las paredes y con esto determinar el área comprendida en toda la imagen ultrasonográfica, indicando la dilatación de la arteria de forma precisa.

3.3.1. Autómatas celulares

Los autómatas celulares como sistemas dinámicos discretos introducidos por Ulam [Ulam63]. y Von Neumann [Von66] fueron inicialmente diseñados como modelos de auto-reproducción biológica conducida para diversas funciones, entre las cuales el desarrollo de tecnología en imágenes digitales, significativamente en el reconocimiento y detección de bordes. Siguiendo reglas de interacción, cada célula o celda procesa a un nuevo estado dependiente de los vecinos mas cercanos internos en un vecindario. En el cual se contendrá un simple autómata de dos estados que puede tomar valores de 0 o 1 (célula viva o célula muerta), específicamente con intensidades de pixeles altos o bajos, los estados de las células son actualizados en fase de tiempo. En sentido opuesto, un autómata con k estados, las células tomarán valores de entre 0 y $k-1$, es decir que las intensidades de los pixeles estarán compuestas en diversos niveles de gris correspondientes del estado en el autómata [Chang04].

Las imágenes tratadas se encuentran en dos dimensiones, por tal motivo se usa un modelo celular de dos estados, donde su célula tomará solamente el valor de 0 ó 255, con el fin de determinar con 255 la presencia de borde y 0 la omisión de borde. Lo anterior se genera a partir de convolucionar diferentes matrices de rotación W_{Θ} siguiendo grados de inclinación Θ que varían de 0° a 337.5° (Figura 3.17 y Figura 3.18). La manera de entender estas matrices de rotación, está basada en la examinación de los niveles de gris $f(i, j)$ comprendidos en cada posición rotacional marcada.

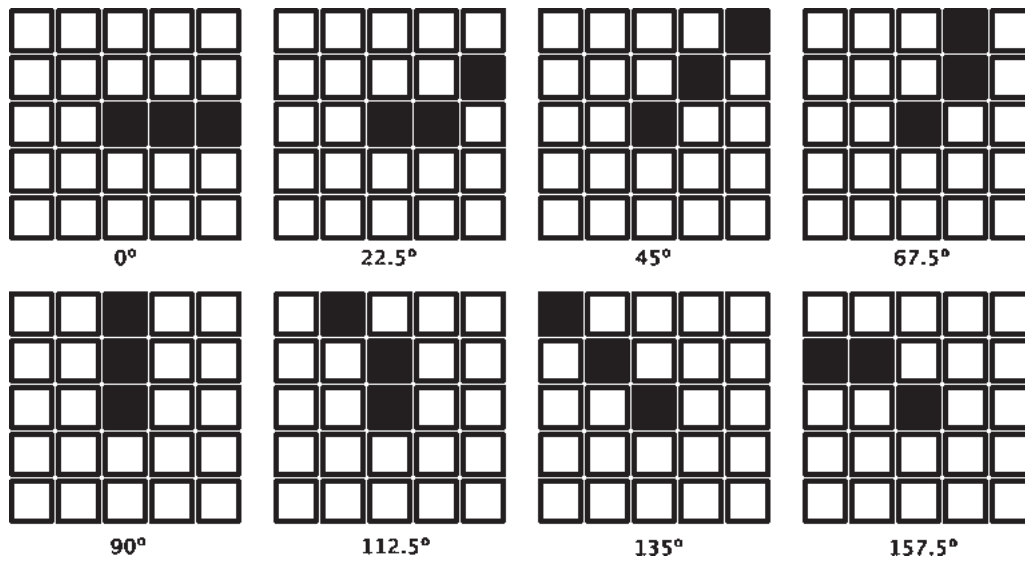


Figura 3.17: Matrices de rotación superior con rotación Θ de 0° a 157.5°

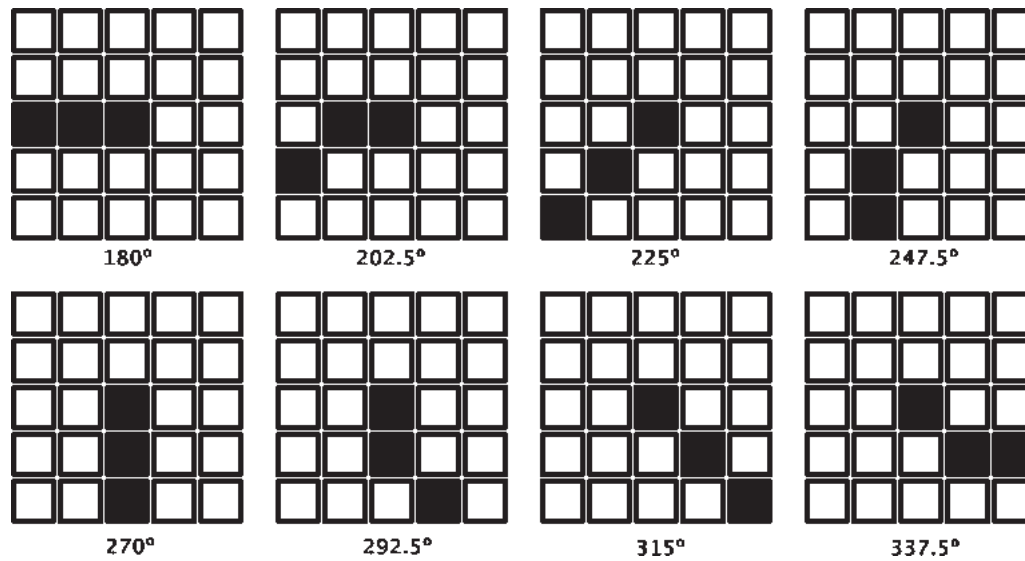


Figura 3.18: Matrices de rotación inferior con rotación Θ de 180° a 337.5°

La forma de terminar presencia de borde, es generada a partir de la máxima suma de $f(i, j)$ en un cierto nivel de rotación superior para $d_{\theta_{max}}$ y la mínima suma de $f(i, j)$ en cierto nivel de rotación inferior para $d_{\theta_{min}}$, en cuyo caso precisa la dirección de borde cuando los tonos de gris examinados persiguen una diferencia considerable. Logrando

con esto, agrupar una interacción de rotación comprendida en W_{Θ} de dimensión r en ambos niveles de percepción siguiendo las ecuaciones (3.21) y (3.22). Indicando θ la dirección de rotación en dos partes para $\forall \langle i, j \rangle \in \Omega$ sobre cada tono de gris en la imagen.

$$d_{\theta_{max}} = \text{máx} \left[\sum_{k=-r/2}^{r/2} \sum_{l=-r/2}^{r/2} f(i+k, j+l) W_{\Theta}(k+r/2, l+r/2) \right] \quad (3.21)$$

$$\Theta \in \{0^{\circ}, 22.5^{\circ}, 45^{\circ}, 67.5^{\circ}, 90^{\circ}, 112.5^{\circ}, 135^{\circ}, 157.5^{\circ}\}$$

$$d_{\theta_{min}} = \text{mín} \left[\sum_{k=-r/2}^{r/2} \sum_{l=-r/2}^{r/2} f(i+k, j+l) W_{\Theta}(k+r/2, l+r/2) \right] \quad (3.22)$$

$$\Theta \in \{180^{\circ}, 202.5^{\circ}, 225^{\circ}, 247.5^{\circ}, 270^{\circ}, 292.5^{\circ}, 315^{\circ}, 337.5^{\circ}\}$$

Hecho lo anterior, se precisa establecer la célula viva o muerta dependiendo de la medida de dirección ($M_{i,j}$) definida como:

$$M_{i,j} = d_{\theta_{max}} - d_{\theta_{min}} \quad (3.23)$$

La detección del borde se considera como condición inicial de medida de dirección y un umbral que se establece como el valor medio de la señal en la imagen tratada μ , calculada por la ecuación (3.2), llegando a la binarización de la imagen por la condición $M_{i,j} \geq \mu$, que en el caso de ser cumplida el valor de la célula será 255 encaminando a la presencia de borde, y de forma contraria el valor de la célula será 0 señalando inexistencia de borde, obteniendo una imagen como se muestra en la Figura 3.19. El Algoritmo 3.7 describe este procedimiento.

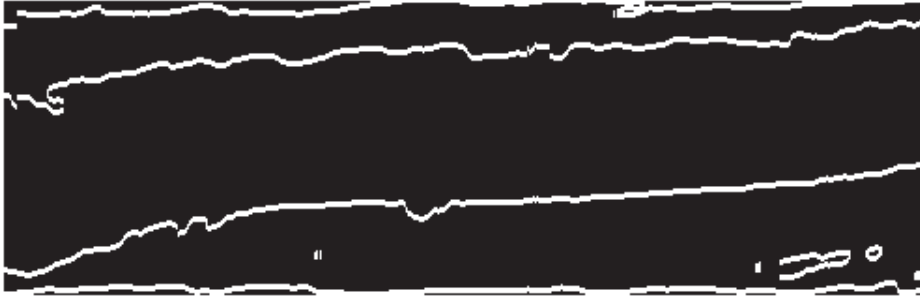


Figura 3.19: Detección de borde con autómatas celulares

Algoritmo 3.7 Algoritmo que determina los bordes reales de una imagen en búsqueda utilizando algoritmos celulares

Entrada: f, N_{col}, N_{ren}

Salida: f_c

```

1: Calcular  $\mu$  usando la ecuación (3.2)
2: for  $i = 0$  to  $N_{ren}$  do
3:   for  $j = 0$  to  $N_{col}$  do
4:     Calcular  $d_{\Theta_{max}}$  usando la ecuación (3.21)
5:     Calcular  $d_{\Theta_{min}}$  usando la ecuación (3.22)
6:      $M_{i,j} \leftarrow d_{\Theta_{max}} - d_{\Theta_{min}}$ 
7:     if  $M_{i,j} \geq \mu$  then
8:        $Celula \leftarrow 255$ 
9:     else
10:       $Celula \leftarrow 0$ 
11:    end if
12:    La imagen resultante se binariza a partir del valor de la  $Celula$  en la posición
     $\langle i, j \rangle$ 
13:     $f_c(i, j) \leftarrow Celula$ 
14:  end for
15: end for
16: return  $f_c$ 

```

De forma inconveniente en ciertas partes de la imagen la dirección del borde es confuso, y por consiguiente no se llega a detectar considerándose una sección exenta de borde, de acuerdo a las necesidades de estudio para la arteria humeral, es primordial cerrar dichos bordes por técnicas detectores de continuidad, como lo es el algoritmo de Moore basado en patrones establecidos como se muestra en la Figura 3.19, que de acuerdo a

pasos iterados es posible cerrar el borde en distancias pequeña de discontinuidad. El Algoritmo 3.9 describe este procedimiento.

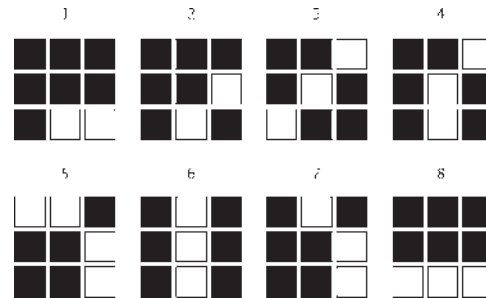


Figura 3.20: Estructura del borde

La forma de operación en la conexión de bordes, consiste en seleccionar cuál de las matrices correspondientes a la estructura de borde se asemeja al encaminamiento en la imagen, reconociendo cada posición de borde faltante, es decir, si la matriz de estructura de borde ajustado con el seguimiento de la imagen contiene una inconsistencia en el empalme de sólo un píxel, entonces este píxel es integrado en la imagen como crecimiento de borde en la búsqueda de unión, llegando a obtener un borde cerrado como se observa en el siguiente ejemplo presentado en la Figura 3.21 considerando la matriz 3 de la Figura 3.20.

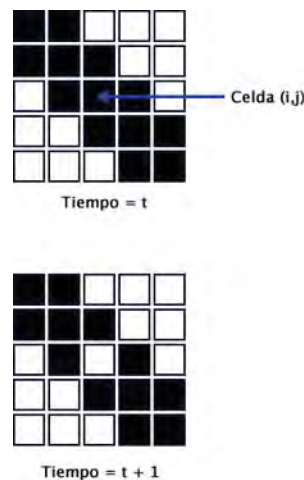


Figura 3.21: Ejemplo de borde cerrado en un tiempo t

Para que de este modo con un número de iteraciones mayor a 20 se consiga obtener una imagen con bordes cerrados, como se puede ver en la Figura 3.22.



Figura 3.22: Cierre de bordes siguiendo la tecnica de Moore

Algoritmo 3.8 Algoritmo para cerrar los bordes detectados en el Algoritmo 3.7 usando el algoritmo de Moore

Entrada: f_c

Salida: f_c

```

1: for  $i \leftarrow 0 \dots \text{iteraciones}$  do
2:   for  $i = 0$  to  $N_{ren}$  do
3:     for  $j = 0$  to  $N_{col}$  do
4:        $V(k, l) \leftarrow \{f_c(i, j) \mid |k - i| \leq 1 \wedge |l - j| \leq 1\}$ 
5:       Implementa continuidad de Moore con  $V(k, l)$  siguiendo la estructura de
         borde completando la imagen de acuerdo a la ventana coincidente
6:        $f_{nc}(i, j) \leftarrow \{V(k, l) \mid \forall k \in [0, 3], \forall l \in [0, 3]\}$ 
7:     end for
8:   end for
9:    $f_c(i, j) \leftarrow f_{nc}(i, j)$ 
10: end for

```

3.3.2. Detección de la luz humeral

La técnica utilizada anteriormente especificará los bordes comprendidos por las capas endoteliales que recubren los vasos sanguíneos, los cuales nos sirven como parámetro de frontera para la medición de la luz humeral como se ve en la Figura 3.23.



Figura 3.23: Conteo de píxeles en el canal arterial por seguimiento de contornos

Una manera de contabilizar los píxeles involucrados en el canal arterial, es utilizar el método de seguimiento de contornos, que controla la expansión de contorno de manera recursiva hacia los cuatro extremos de un píxel estudiado, ésta expansión se genera siempre y cuando no se trate de un borde, es decir, no tenga la similitud en tono de gris del píxel semilla en forma progresiva. El píxel semilla es obtenida de la posición central de la imagen, ya que de forma estricto se considerará un píxel perteneciente al canal arterial. El Algoritmo 3.9 describe este procedimiento.

Algoritmo 3.9 Algoritmo de conteo de píxeles internos al canal arterial por seguimiento de contornos

Entrada: $f_c(i, j)$

Salida: f_c

- 1: **if** $f_c(i, j) = 0$ **then**
 - 2: *Cuenta* \leftarrow *Cuenta* + 1
 - 3: Marca en $f_c(i, j)$ como píxel de canal
 - 4: **if** $f_c(i, j) \neq 255$ **then**
 - 5: El píxel no es un borde
 - 6: siguiendoContorno($f_c(i - 1, j)$)
 - 7: siguiendoContorno($f_c(i, j - 1)$)
 - 8: siguiendoContorno($f_c(i + 1, j)$)
 - 9: siguiendoContorno($f_c(i, j + 1)$)
 - 10: **end if**
 - 11: **end if**
-

3.4. Detección de placa de ateroma

La placa de ateroma es interpretada como un conjunto de píxeles de intensidad alta internamente al canal arterial cuando sea una placa mixta o cálcica, la placa también puede ser interna a la capa muscular interpretado como un conjunto de píxeles de intensidad baja, esto ocurre cuando es una placa blanda o ulcerada. Desafortunadamente, las intensidades que se presentan pueden llegar a tener las mismas que la capa muscular lisa ó al canal arterial, por lo que si se dejase una exploración y medición automática no será posible determinar la logística a seguir para discrepar estos dos tipos de estructuras anatómicas, por lo que será conveniente, señalar la porción de imagen de forma asistida dónde se encuentre la placa, así sólo se contará con un fragmento de imagen que determinará en el centro la intensidad de píxeles a buscar y contabilizar. El método de crecimiento de regiones indica la forma de cómo se determinó la segmentación de la placa siguiendo estos dos tipos de inconvenientes.

3.4.1. Crecimiento de regiones

En este proceso se trata de dividir una porción de imagen marcada asistidamente por el médico radiólogo en partes que tienen una fuerte correlación con patrones establecidos. Las técnicas de segmentación de imágenes pueden ser agrupadas en técnicas basadas en contornos, en las cuales se localizan los bordes que existen entre las diferentes regiones y técnicas basadas en regiones, en las cuales subconjuntos de la imagen son agrupados cuando comparten alguna propiedad (intensidad, color, textura). Existen varios métodos para realizar la segmentación de imágenes bajo la perspectiva de la técnica basada en regiones, entre ellos se encuentra el método crecimiento de regiones.

La segmentación de imágenes digitales correspondientes a tejidos musculares persigue la identificación adecuada de los tipos de fibras presentes en las mismas. La presencia o no de esas fibras (placas ateromatosas) determina propiedades metabólicas y de contracción de los músculos que permiten por ejemplo la detección de enfermedades cardiovasculares. Esto hace necesario aplicar heurísticas basadas en el conocimiento previo de las fibras en las imágenes, como por ejemplo su nivel de gris promedio o

la varianza. Para ello se propone el procedimiento de segmentación de imágenes por crecimiento de regiones, desarrollado en dos etapas. La primera etapa permite obtener un conjunto de regiones homogéneas iniciales de acuerdo a un criterio de uniformidad establecido, para lo cual se aplica un algoritmo de división, y unión de regiones [Campbell97]. Para el proceso de división se utiliza el Método árbol cuaternario [Hunter79], pero su almacenamiento está en base de arreglos unidimensionales, según un nivel del árbol cuaternario asociado por cada subdivisión. La segunda etapa tiene como finalidad formar las regiones correspondientes a un tipo de fibra dado y su agrupación en una nueva imagen.

El crecimiento de las regiones en la segunda etapa se lleva a cabo mediante la unión de las regiones adyacentes que cumplen con un criterio de unión. La heurística usada se basa en la similitud de las varianzas de sus niveles de gris. Este método se enfoca en la extracción de objetos sólidos o regiones de una imagen comienza evaluando un pixel y entonces examina sus vecinos para decidir si ellos tienen una propiedad (nivel de gris) similar. Si es así, tales pixeles son agrupados para formar una región. De esta forma se obtienen regiones a partir de pixeles simples, la similitud entre dos regiones es a menudo basada en estadísticas simples tales como la varianza y el promedio de niveles de gris. El proceso de unión continúa hasta que no hay más regiones adyacentes similares, formándose así la región de interés (contorno de la placa de ateroma).

3.4.1.1. Método árbol cuaternario

La partición inicial de la imagen, requiere la utilización de un método que permita una partición de manera regular y un medio de controlar cada una de las particiones resultantes [Hunter79]. Para ello se utilizó el método árbol cuaternario, pero con almacenamiento basado en arreglo unidimensional. Este método permite dividir una imagen de manera regular en particiones de cuatro regiones. Para ello se supone que la imagen sea una matriz cuadrada, cuya dimensión es una potencia de 2, es decir, $2^n * 2^n$ donde puede ser repetido de manera recursiva n veces, hasta que se alcanza el nivel de pixeles simples. De esta forma se construye una lista con cada una de las porciones, cuyas celdas corresponden a los cuadrados divididos de la matriz, la celda inicial corresponde a la imagen completa, siguiendo el proceso de árbol como puede verse en la Figura 3.24.

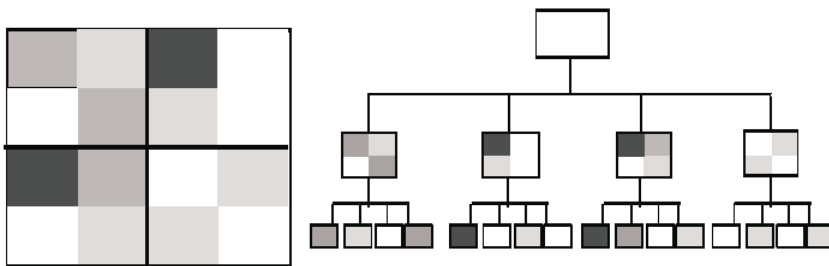


Figura 3.24: Imagen y su árbol cuaternario de nivel 2

Las regiones cuadradas iniciales son colocadas en una lista (arreglo) de regiones (L), donde cada celda contiene la siguiente información: coordenadas $\langle i, j \rangle$ de la esquina superior izquierda $\langle r_i, c_i \rangle$ y la esquina inferior derecha $\langle r_f, c_f \rangle$ de la región en la imagen de entrada. A partir de la lista de regiones generada en la segmentación inicial, el objetivo de este proceso es formar regiones cuadradas homogéneas mediante la unión de cuatro regiones r_1, r_2, r_3, r_4 que ya hayan sido generadas y sean adyacentes.

Para el proceso de unión se genera un recorrido de la lista L y toma regiones consecutivas, si estas regiones son del mismo tamaño y son regiones cuadradas homogéneas entonces verifica si la región cuadrada R formada a partir de la unión de dichas regiones es una región cuadrada homogénea, si es así se modifica la lista L_{pos} añadiéndole la nueva región R . Una vez realizado el proceso de unión, es posible aún tener en la lista L , regiones que no son cuadradas homogéneas, esto debido a la división inicial de la imagen comprendiendo proximidad espacial y proximidad de rango.

El objetivo del proceso de división es entonces, identificar en la lista de regiones L , aquellas que no son cuadradas homogéneas para obtener otras regiones mediante divisiones regulares de ellas, usando nuevamente el método árbol cuaternario. El proceso, ver Figura 3.25, realiza un recorrido de la lista L . Para cada región R checa si es cuadrada homogénea, si no es así entonces R es dividida en 4 regiones cuadradas mediante el método árbol cuaternario, todas las regiones obtenidas son colocadas en la lista L en forma consecutiva de la región R que fue dividida. Este proceso es repetido hasta que se recorre completamente la lista y todas las regiones son cuadradas homogéneas. El Algoritmo 3.10 describe el procedimiento de división y el Algoritmo 3.11 describe el procedimiento de unión.

Algoritmo 3.10 Algoritmo de fragmentación de Imagen de forma homogénea por método de Árbol Cuaternario en forma de lista

Entrada: f, r_i, c_i, r_f, c_f

Salida: $L, topeL$

- 1: $L[topeL] \leftarrow$ Almacena las coordenadas r_i, c_i, r_f, c_f correspondientes de f
 - 2: Calcular σ para cada una de las fracciones de la imagen f de acuerdo a la ecuación (3.4)
 - 3: $\sigma_1 \leftarrow$ Calcular σ de $\{f, r_0, c_0, \frac{r_f+r_0}{2}, \frac{c_0+c_f}{2}\}$
 - 4: $\sigma_2 \leftarrow$ Calcular σ de $\{f, r_0, \frac{c_0+c_f}{2}, \frac{r_f+r_0}{2}, c_f\}$
 - 5: $\sigma_3 \leftarrow$ Calcular σ de $\{f, \frac{r_f+r_0}{2}, c_0, r_f, \frac{c_0+c_f}{2}\}$
 - 6: $\sigma_4 \leftarrow$ Calcular σ de $\{f, \frac{r_f+r_0}{2}, \frac{c_0+c_f}{2}, r_f, c_f\}$
 - 7: $\sigma_R \leftarrow \{\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4\}$
 - 8: **if** $|Max(\sigma_R) - Min(\sigma_R)| > 0.1$ **then**
 - 9: ListaDivision ($f, r_0, c_0, \frac{r_f+r_0}{2}, \frac{c_0+c_f}{2}$)
 - 10: ListaDivision ($f, r_0, \frac{c_0+c_f}{2}, \frac{r_f+r_0}{2}, c_f$)
 - 11: ListaDivision ($f, \frac{r_f+r_0}{2}, c_0, r_f, \frac{c_0+c_f}{2}$)
 - 12: ListaDivision ($f, \frac{r_f+r_0}{2}, \frac{c_0+c_f}{2}, r_f, c_f$)
 - 13: **end if**
-

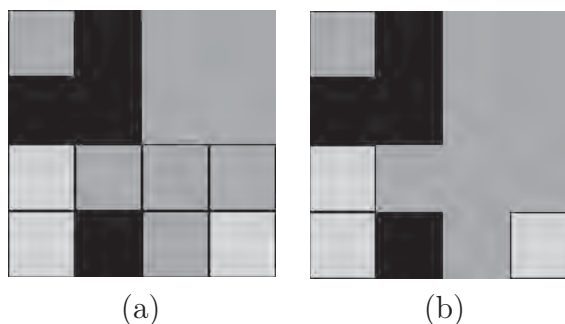


Figura 3.25: Proceso de formación de regiones de una imagen usando el Método árbol cuaternario. (a) división de la imagen en regiones. (b) Regiones homogéneas resultantes después de aplicar división y unión de.

Algoritmo 3.11 Algoritmo de agrupamiento de las unidades fragmentadas en el Algoritmo 3.10 en unión de fragmentos que comparten similitud en espacio y cardinalidad

Entrada: $L, topeL, r_i, c_i, r_f, c_f$

Salida: L_{pos}

```

1: Obtener la posición central de la imagen origen  $f$  de los rangos correspondientes
    $r_i, c_i, r_f, c_f$ 
2:  $Pos_x \leftarrow \frac{|c_i - c_f|}{2}$ 
3:  $Pos_y \leftarrow \frac{|r_i - r_f|}{2}$ 
4:  $L_{pos}[0] \leftarrow$  Celda de  $L$  que contiene las posiciones  $Pos_x$  y  $Pos_y$  y menor cardinalidad
5:  $tope \leftarrow 1$ 
6:  $\sigma_0 \leftarrow$  Calcular  $\sigma$  de  $L_{pos}[0]$  usando la ecuación (3.4)
7:  $Continua \leftarrow True$ 
8: while  $Continua$  do
9:    $tam \leftarrow$  Longitud de  $L_{pos}$ 
10:  for  $y = 0$  to  $topeL$  do
11:    for  $z = 0$  to  $tope$  do
12:      if  $L[y]$  es vecino de  $L_{pos}[z]$  then
13:         $\sigma_1 \leftarrow$  Calcular  $\sigma$  de  $L[y]$  usando la ecuación (3.4)
14:        if  $|\sigma_0 - \sigma_1| < 0.1$  then
15:           $L_{pos}[tope] \leftarrow L[y]$ 
16:           $tope \leftarrow tope + 1$ 
17:        end if
18:      end if
19:    end for
20:  end for
21:  if  $tam = tope$  then
22:     $Continua \leftarrow false$ 
23:  end if
24: end while

```

3.4.1.2. Creación de una nueva imagen

El objetivo de esta etapa es obtener y agrupar en una imagen el patrón específico a partir de la unión de las regiones cuadradas homogéneas de la lista L construida en la primera etapa. Si las regiones son similares y la distancia entre los valores medios de niveles de gris de éstas es menor o igual a un valor umbral entonces se agrupan las regiones formando una región creciente, marcando los bordes externos para comprobar que el patrón es considerado correctamente como se observa en la Figura 3.20.



Figura 3.26: Agrupación de la placa aterosclerótica por crecimiento de regiones

3.5. Generación de diagnóstico

El diagnóstico proporciona información sobre el estado del paciente de acuerdo a la presencia de signos o padecimientos de Aterosclerosis. La elaboración del Diagnóstico se forma a partir de la unión de resultados obtenidos por el Cálculo de Factor de Riesgo Cardiovascular, medición de Intima Media en arteria carótida, medición de luz en arteria humeral antes de estimulación y después de estimulación, y la presencia de placas de ateroma.

Las mediciones determinan si existe daño adquiriendo un riesgo mayor de padecer enfermedades cardiovasculares. Este sistema sólo muestra condiciones de padecer Aterosclerosis, Disfunción Endotelial y factores de riesgo. Por ejemplo en el caso de un adulto si la medición de la Intima Media es mayor a 0.08 centímetros el paciente posee problemas de Aterosclerosis, en el caso de la dilatación de la arteria humeral después de la estimulación con incremento menor a 10%, se deriva a tener problemas de rigidez y por consiguiente disfunción endotelial. En conjunto el daño de sus arterias puede ser muy grave estando propenso a padecer enfermedades peligrosas.

El cálculo del riesgo cardiovascular solo se procesa con datos numéricos y su porcentaje de credibilidad puede ser bajo, pero en conjunto con las mediciones en las imágenes de ultrasonidos con relación a las arterias, el riesgo se correlaciona y el resultado llega a ser más confiable con indicadores visibles.

3.6. Conclusiones

En este capítulo se presentaron técnicas para la detección y seguimiento de regiones dentro de una imagen de ultrasonido arterial, que consiga de forma eficiente determinar las capas o estructuras de análisis. Los métodos implementados ofrecen un aporte referente a necesidades específicas para localización, extracción y medición de estructuras en los vasos vasculares de interés, pues se basan en la segmentación de propiedades orgánicas del cuerpo humano utilizando modelos estadísticos.

Capítulo 4

Análisis de Resultados

En esta sección comparamos los resultados de detección y medición de Íntima-Media en carótida, de Luz humeral antes y después de estimulación, y medición de placa ateromatosa de acuerdo a las mediciones establecidas por los médicos radiólogos en dos instituciones hospitalarias con más de 10 años de operación:

- Centro de Diagnóstico Médico, “Centro Unión”.
- Diagnóstico por imagen, “ARCEO”.

Se consiguió recopilar 354 discos (Centro Unión proporcionó 210 discos y ARCEO proporcionó 144 discos), para el entrenamiento y prueba de los distintos métodos implementados en éste proyecto de tesis, cada disco contienen dos imágenes de ultrasonido correspondiente a la arteria carótida y cuatro imágenes de ultrasonido correspondiente de la arteria humeral (dos pre-estimulación y dos pos-estimulación), se introducen en disco pares de cada imagen con el objetivo de corroborar la medición del médico radiólogo y la medición generada por el sistema de cómputo desarrollado, es decir, se cuenta con una imagen con medición de radiólogo para cada arteria tratada, y una imagen limpia de medición de la arteria sobre la misma área de exploración para realizar el procesamiento sobre una imagen limpia, ya que las mediciones del radiólogo son marcadas visualmente en las estructuras orgánicas de interés.

Las secuencia de imágenes fue analizada en una computadora Macintosh HD, versión 10.6.3, con procesador 2.26 GHz Intel Core 2 Duo, Memoria a 2 GB DDR3, obteniendo como tiempo promedio de respuesta para cada generación diagnóstica de 2.74 minutos en un solo paciente. La generación de diagnóstico comprende la carga de historiales clínicos almacenados en Base de Datos para la generación del cálculo del riesgo cardiovascular, carga de imagen correspondiente a la arteria carótida en la localización automática del espesor de Íntima-Media para la detección de Aterosclerosis, carga de imagen correspondiente a la arteria humeral pre-estimulación y pos-estimulación en la determinación de luz arterial detectando rigidez como pronóstico de Disfunción Endotelial, y por último, la semiautomatización en detección de placa en arteria carótida, indicando el área comprendida. La generación y entrega de diagnóstico del mismo examen de exploración de enfermedades, se encuentra comprendida por un tiempo de 3 a 5 días para un médico, tiempo dividido por la búsqueda de historial clínico en el área de archivos, examinación manual de ultrasonido en placa de acetato para cada una de las arterias de exploración.

Dentro del mismo tiempo de exploración de las imágenes de ultrasonido, las mediciones generadas por el sistema de cómputo muestra un grado de discrepancia en comparación a las mediciones generadas por los médicos radiólogos que laboran en las instituciones antes mencionadas. Las mediciones de los médicos siempre obedecen a truncamientos, considerando solo dos número decimales dada la configuración de las máquinas de ultrasonido, de igual forma, sólo generan una medición sobre las áreas de interés. A diferencia de las mediciones del sistema de computo, estas son mediciones promedio de en la totalidad del área de interés que se encuentre en la imagen de ultrasonido, con la intención de establecer una medida fehaciente rechazando errores en los seguimiento clínico en los paciente, no se realiza ningún tipo de redondeo, consiguiendo así una cantidad mínima de ocho decimales sobre cada medición en las arterias, las cuales son importantes mediciones de patología vascular, que al conseguir mayor precisión es mejor la determinación de padecimientos.

Como ejemplo de contraste, la Figura 4.1 muestra la diferencia de medida sobre el espesor de la Íntima-Media carotidea. Indicando de forma visual que el médico realiza una sola medición en ambas capas, revelando que en una arteria aparentemente enferma obtiene una medición menor a 0.08 cm. (Figura 4.1 (c)), indicando con esto que no se

padece Aterosclerosis. El sistema de cómputo realiza una medición promedio de las dos capas presente en toda la imagen (Figura 4.1 (d)), obteniendo un valor mayor a 0.08 cm., considerando con ésto, que existe daño endotelial y por consiguiente presencia de Aterosclerosis. Si prestamos atención a las imágenes en la Figura 4.1 (a) y Figura 4.1 (b), el endotelio no tiene apariencia enferma, y sus mediciones para la correspondencia medico-sistema no comparte discrepancia en diagnóstico, pero si en medida.

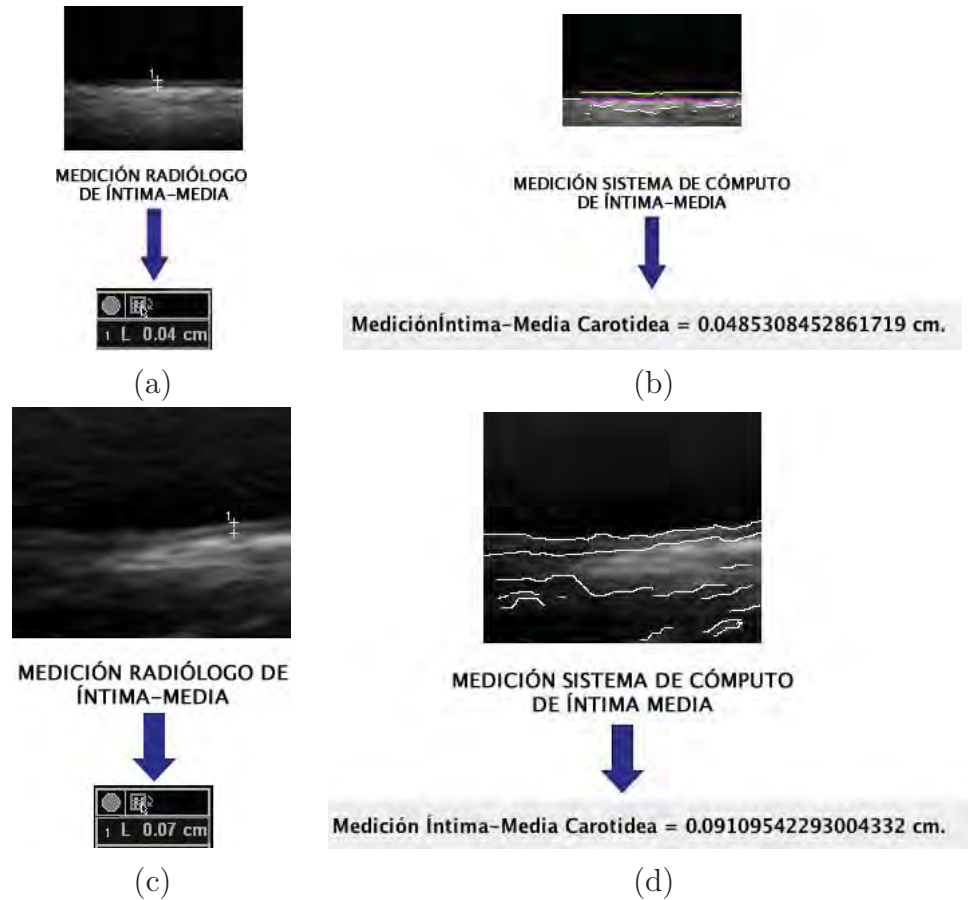


Figura 4.1: (a) Imagen donde se muestra el espesor de íntima-media sana, (b) Medición efectuada por el sistema de cómputo de íntima-media sana, (c) Medición efectuada por el médico radiólogo de íntima-media en arteria aparentemente enferma, (d) Medición efectuada por el sistema de cómputo de íntima-media de arteria aparentemente enferma

Este tipo de comparación no se posibilita con la medición de luz humeral, ya que se detecta la disfunción endotelial si la dilatación después de estimulación es menor a un 10%, es decir, los diámetros de luz de las arterias es dependiente de la edad y estado

físico del paciente, por tal motivo es indispensable sólo corroborar un padecimiento por su comportamiento después de someterla a técnicas clínicas. La diferencia de diagnóstico es mucho menor en la detección de Disfunción Endotelial, que contrario a la conseguida en la determinación de Aterosclerosis.

Como un predictor del comportamiento correspondiente entre mediciones del médico radiólogo y el sistema de cómputo, se consideró la representación gráfica bidimensional de curvas ROC [Fawcett04], como índices de exactitud diagnóstica que describen el comportamiento del sistema, suponiendo como puntos de acierto las mediciones obtenidas por el médico especialista en radiología, determinado por un umbral de decisión variante en el tiempo de las medidas en establecimiento de enfermedad (Aterosclerosis y Disfunción Endotelial), en la búsqueda de indicar la razón de reales positivos (aciertos) y la razón de falsos positivos (errores). Donde informalmente, resulta preferible, aquel umbral, que mejor se aproxime al clasificador perfecto (punto de la curva a menor distancia de $(0, 1)$). En adición, se considera deseable aquellos clasificadores que se encuentren más a la izquierda (sección conservadora) del espacio ROC, que aquellos a la derecha (sección liberal), puesto que solo realiza clasificaciones cuando poseen suficiente información para hacerlo.

La curva ROC en determinación de exactitud diagnóstica de Aterosclerosis en imágenes ultrasonográficas de arteria carótida se consideró un umbral mínimo de 0.01 cm., como umbral máximo 0.13 cm. y como incremento de umbral variante en el tiempo de 0.001 cm. La Figura 4.2 muestra la curva obtenida en dicha exploración. De igual forma en la Figura 4.3 se indica la matriz de confusión que obtiene la mejor clasificación para un umbral de decisión de 0.087 cm., cuando medicamente se considera una arteria sana si la medición obtiene 0.08 cm., indicando la discrepancia que existe entre un Diagnóstico Médico (DM) y un Diagnóstico del Sistema (DS), revelando como Verdadero Positivo (VP - DM sano y DS sano), Verdadero Negativo (VN - DM enfermo y DS enfermo), Falso Positivo (FP - DM enfermo y DS sano) y por último Falso Negativo (FN - DM sano y DS enfermo).

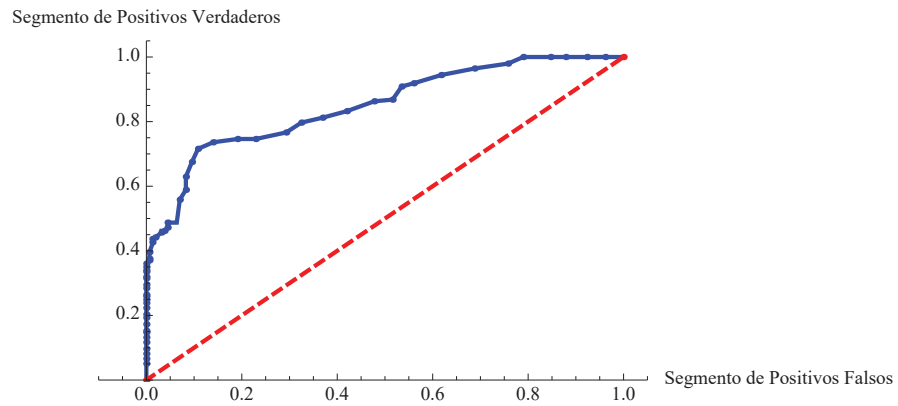


Figura 4.2: curva ROC para clasificar presencia de Aterosclerosis

	VP	FP
DM - Sana DS - Sana	145	22
DM - Enferma DS - Enferma	52	135
	FN	VN

Figura 4.3: Matriz de confusión de umbral 0.087 cm. en la detección de Aterosclerosis

La curva ROC en determinación de exactitud diagnóstica de Disfunción Endotelial en imágenes ultrasonográficas de arteria humeral pre y post estimulación se consideró un porcentaje de dilatación arterial por umbral mínimo de 5 %, como umbral máximo 40 % y como incremento de umbral variante en el tiempo de 0.1 %. La Figura 4.4 muestra la curva obtenida en dicha exploración. La matriz de confusión que obtiene la mejor clasificación para un umbral de decisión de 8.9 %, de dilatación arterial se muestra en la Figura 4.5. cuando medicamente se considera una arteria sana si la dilatación es mayor a un 10.0 %.

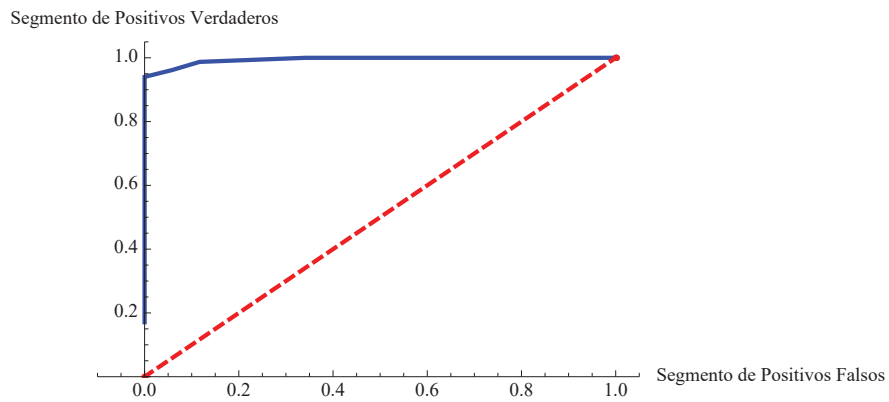





Figura 4.4: Curva ROC para clasificar Disfunción Endotelial

	VP	FP
DM - Sano DS - Sano	231	14
DM - Sano DS - Enferma	3	106
	FN	VN

Figura 4.5: Matriz de confusión de umbral 8.9% de dilación arterial en la detección de disfunción endotelial

El Cuadro 4.1 muestran las mediciones correspondientes a la placa de ateroma obtenida por el sistema de computo, a diferencia de las mediciones de Íntima-Media y Luz humeral, no es posible realizar un contraste en medición, ya que no se obtienen mediciones de la placa por el médico radiólogo.

Cuadro 4.1: Mediciones obtenidas por el sistema de cómputo desarrollado de las imágenes proporcionados por Centro Unión y ARCEO de placa de Ateroma.

<i>Placa de Ateroma</i>	<i>Área</i>
	0.45887239877353
	0.67287686342
	0.51284728473597

Actualmente, el sistema de cómputo desarrollado se tiene en fase de prueba, en búsqueda de determinar las deficiencias que pueda obtener en tiempo de exploración en pacientes habituales, como una forma de retroalimentar la heurística en determinación de enfermedades, con el propósito de llevar a cabo un registro de propiedad como derechos de autor en IMPI (Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial), puesto como se había mencionado, en México aún no se cuenta con registro de desarrollos que realicen exploraciones médicas en búsqueda de determinar posibles padecimientos cardiovasculares. Por lo que el Dr. Jaime Carranza Madrigal se encuentra haciendo esta examinación en búsqueda de determinar deficiencias y grados de certidumbre, sobre las imágenes obtenidas y exploradas en Unidad de Prevención y Atención Cardiometabólica (UPAC), ubicado en Av. Ventura Puente No. 455 Col. Chapultepec Norte, en Morelia, Michoacán.

Capítulo 5

Conclusiones y Trabajo Futuro

En este proyecto de tesis se implementó un método automático de detección y cuantificación de Aterosclerosis y sus complicaciones, [Anil89] realizando cálculo del factor de riesgo y mediciones exactas de Intima Media y Luz arterial basadas en imágenes DICOM usando técnicas de reducción de ruido, segmentación siguiendo lineamientos de inteligencia artificial. Teniendo en cuenta la dificultad de lo que se proponía (ningún método hasta ahora desarrollado es totalmente fiable ni funciona bien en todos los casos en el tratamiento de arterias por medio de ultrasonidos), se cree que los resultados que se obtuvieron son aceptables y pueden compararse sin problema con los obtenidos por los médicos que diariamente se involucran con este tipo de estudios.

5.1. Conclusiones

En la presente tesis se ha mostrado el uso de los algoritmos de procesamiento de imágenes como auxiliares en el proceso de análisis de imágenes ultrasonográficas de arterias. En este trabajo se presentaron métodos automatizados para la detección y el seguimiento de canales arteriales y capas endoteliales, así como de estructuras orgánicas que obstruyen las arterias (placas de aterosclerosis). La detección de las mismas es importante debido a que pueden afectar los sistemas tecnológicos, de los cuales nos hemos convertido muy dependientes. Los métodos aplicados pueden detectar y seguir estructuras

orgánicas establecidas, como marcaciones de interés médica, aun cuando las mismas tienen diferentes características espaciales y en niveles de gris, sin importar el tipo de maquina de ultrasonido que haya generado dicha imagen. Los métodos de detección se basan en evolucionar un patrón inicial, mediante técnicas heurísticas guiada por modelos estadísticos apropiados.

El sistema desarrollado es un aporte innovador en el área de medicina pues se basa en segmentación, detección y medición automática y semiautomática utilizando modelos estadísticos y de visión artificial. Los resultados expuestos en el Capítulo 4 confirman el potencial de los métodos empleados y arrojan áreas de posibles mejoras dependiendo de las necesidades no solo en el ámbito médico, sino también en el desarrollo de optimizaciones que aporten mayor eficiencia en la segmentación y detección de características visuales en una imagen de ultrasonido, pudiendo extenderse para procesar imágenes proveniente de otro instrumento de generación visual de órganos humanos, integrando los datos provenientes de todos los instrumentos para crear un sistema confiable para la detección y el seguimiento de enfermedades.

Los tiempos de generación diagnóstica del sistema de cómputo, con los tiempos habituales en las entidades hospitalarias de México, persiguen una diferencia grande de tiempos mínimos de 3 a 5 días en entrega de resultados en sólo un paciente, mientras que el sistema de cómputo entrega diagnóstico en un tiempo mínimo promedio de 2.74 min. Es dispensable manifestar, que el tiempo de respuesta del sistema para cada detección de anomalías, es dependiente del tiempo de suministro de imágenes ultrasonográficas e información médica que le tome al usuario.

El Software resultante sirve para realizar distintos apoyos para entidades hospitalarias permitiendo a los médicos adquirir un completo conocimiento de la prevalencia de las enfermedades cardiovasculares y como responder frente a las diferentes situaciones ante la necesidad de adoptar herramientas que contribuyan para la determinación de enfermedades en tiempo mínimo, con ello se obtiene la ventaja de la automatización reduciendo tiempos de respuesta y entrega de diagnósticos.

5.2. Trabajo futuro

Las líneas de investigación que pueden desprenderse del presente trabajo podría ser el uso de diferentes técnicas de procesamiento de imágenes que admitan el control continuo en la automatización del sistema incorporando el modelado y la identificación de los patrones establecidos o de nuevas estructuras de identificación y medición, cómo lo puede ser la Estenosis y la Perfusión Tisular. Como una extensión de este trabajo se podría implementar lo siguiente:

- Integración de las imágenes de ultrasonido en la base de datos perteneciente a los historiales clínicos.
- Integración de mediciones de las diferentes estructuras a los historiales clínicos.
- Revisión automática de imágenes extraídas de los historiales clínicos.
- Obtención de seguimientos clínicos en búsqueda de la determinación del mejoramiento de los pacientes.
- Implementación de Minería de Datos interpretados por historiales clínicos donde ya se encuentren comprendidos imágenes de ultrasonido y padecimientos, en búsqueda de generar estadísticas de prevalencia de enfermedades sobre amplios cúmulos de información.
- Mejoramiento de los métodos ya establecidos en búsqueda de implementación para otros casos de uso.

Apéndice A

Estructura de una Imagen DICOM

En esta sección se muestra la definición de una estructuración real para un formato nativo, en esta representación se puede visualizar la forma de descomposición de los datos en el manejo del archivo DICOM.

A.1. Componentes de DICOM

La imagen utiliza archivos con extensión .dcm, un solo archivo de DICOM contiene una cabecera que almacena la información sobre el nombre del paciente, el tipo de exploración, dimensión de la imagen, etc., así como todos los datos de la imagen que pueden contener la información en dos dimensiones. El formato genérico del archivo de DICOM como se observa en el Apéndice (Estructura de una imagen DICOM) consiste en dos partes: Encabezado seguido inmediatamente por una Sección de Datos de DICOM. La Sección de Datos contiene las características descriptivas de la imagen y la imagen, el Encabezado contienen sintaxis de transferencia UID (identificador único) que especifica la codificación y la compresión de la Sección de Datos (Figura A.1).

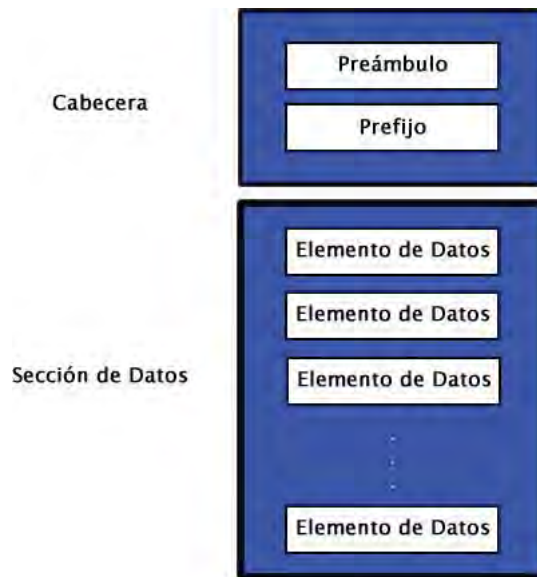


Figura A.1: Formato de una imagen DICOM

El Encabezado consiste en un preámbulo del archivo de 128 bytes, seguido por 4 bytes DICOM como se visualiza en la Figura A.2. El Encabezado puede o no ser incluido en el archivo, el encabezamiento consiste en 128 bytes (Preámbulo) que no tiene porque contener información DICOM ya que es usado para compatibilidad con otros formatos de archivos, seguido de un prefijo DICOM de 4 bytes.

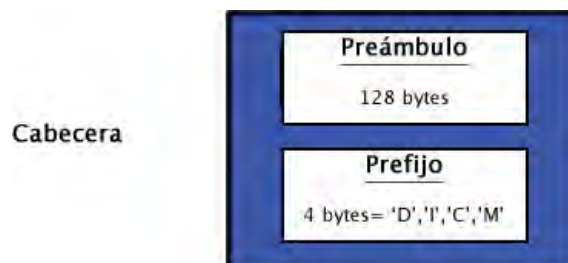


Figura A.2: Estructura del Encabezado

Si el preámbulo del archivo no es utilizado por un perfil del uso o una puesta en práctica específica, los 128 bytes serán fijados a 0000H. Esto es obtenido para facilitar el reconocimiento que el preámbulo está utilizando cuando los 128 bytes no se fijan según lo especificado anteriormente. El prefijo contiene cuatro bytes DICOM que contendrá la

cadena de caracteres “DICM” codificado como caracteres mayúsculos del repertorio de carácter G0 de ISO 8859. Este prefijo de cuatro bytes no se estructura como elemento de datos de DICOM si no como una etiqueta y una longitud.

Una Sección de Datos se construye por grupos de Elementos de Datos que son etiquetas, van a contener información relevante en conjunto de la Sección de Datos y está formado por:

- Tag – Etiqueta de identificación
- VR – Valor de representación que indica el tipo de dato almacenado (entero, real, cadena de caracteres, etc.)
- Value Length – Indica la longitud del dato
- Value Field – Datos, proporciona información del paciente, análisis realizados, o de la imagen contenida, dependiendo del valor de la etiqueta

La Longitud Del Valor, Value Length es usado con 16 o 32 bits sin signo (dependiente de VR y es explícito o implícito) conteniendo la longitud del campo valor como el número de los bytes uniformes. No incluye la longitud de la etiqueta del elemento de datos, de la representación del valor, ni de campos de la longitud del valor, o de un campo 32-bits fijado a la longitud indefinida (FFFFFFFFH). Las longitudes indefinidas se pueden utilizar para los elementos de datos que tienen la secuencia de la representación del valor VR. Para los elementos de datos con distintas representaciones son dependientes de la sintaxis de transferencia. Finalmente el Valor Real, Value Field, se compone siempre de un número par de bytes, los datos llevados a cabo en este campo deben conformarse con las reglas dadas por el VR para el elemento de datos, que son propiamente los datos del paciente.

A.2. Sintaxis de transferencia

La manera como están escritos los Elementos de Datos se le denomina como sintaxis de transferencia, la cual generalmente es igual para todos los elementos de un archivo. La

sintaxis de transferencia determina si un Elemento de Datos está escrito en un orden Big o Little Endian, si el valor de representación está o no incluido en el elemento (VR explícito o implícito) y el tipo de compresión de la imagen, de esta forma el estándar DICOM define 3 sintaxis de transferencia, vease Cuadro A.1.

Cuadro A.1: Sintaxis de transferencia

Sintaxis de Transferencia UID	Descripción
1.2.840.10008.1.2	VR implícito, Little Endian
1.2.840.10008.1.2.1	VR explícito, Little Endian
1.2.840.10008.1.2.2	VR explícito, Big Endian

Tiene una influencia directa en cómo el elemento de datos de pixel será utilizado para el intercambio de los datos gráficos codificados en la imagen. Los datos del pixel se pueden enviar en un formato nativo (sin comprimir) o en un formato encapsulado (comprimido) definido fuera del estándar de DICOM. Si están enviadas en un formato nativo, el número de cada muestra es definido por el valor asignado relacionado con los bits de elementos de datos o bits asignados (0028,0100).

En el desarrollo de este proyecto se realizó únicamente con formato nativo por la simplicidad de descomposición a comparación del formato encapsulado, también cabe mencionar que la mayor parte de los médicos radiólogos transmiten las imágenes DICOM con este tipo de formato nativo.

Si la imagen DICOM es enviada en un formato encapsulado, las muestras del pixel se codifican según el proceso de codificación definido por una de las sintaxis de transferencia asociadas. La corriente encapsulada del pixel de los datos codificados se divide en segmentos en unos o más fragmentos que transporten su longitud explícita. Esta secuencia de fragmentos es terminada por un delimitador, así permitiendo la ayuda de los procesos de codificación dónde la longitud que resulta de la corriente entera del pixel no se sabe hasta que se codifica enteramente.

A.3. Extracción de información en DICOM

Se muestran un ejemplo claro sobre la estructuración real para un formato nativo, en esta representación se puede visualizar la forma de descomposición de los datos en el manejo del archivo DICOM (Cuadro A.2, Cuadro A.3 y Cuadro A.4).

Cuadro A.2: Estructura DICOM sobre la cabecera

CABECERA				
First 128 bytes: unused by DICOM format				
Followed by the characters 'D', 'I', 'C', 'M'				
This preamble is followed by extra information e.g.				
<i>Dirección</i>	<i>Dato</i>	<i>VR</i>	<i>VL</i>	<i>Valor</i>
(0002,0000)	Group Length	UL	4	196
(0002,0001)	File Meta Information Version	OB	2	string of bytes
(0002,0002)	Media Storage SOP Class UID	UI	26	1.2.840.10008.5.1.4.1.1.4
(0002,0003)	Media Storage SOP Instance UID	UI	48	1.2.840.113619.2.1.1.322987149.467.756575561.110
(0002,0010)	Transfer Syntax UID	UI	22	1.2.840.10008.1.2.4.70
(0002,0012)	Implementation Class UID	UI	32	1.2.826.0.1.3680043.1.1.4.1.26.2
(0002,0013)	Implementation Version Name	SH	14	DCMOBJ4.1.26.2

(0002,0010) [Transfer Syntax UID]. Indica la manera de cómo están escritos los Data Element. La Sintaxis de Transferencia determina si Data Element está escrito en un orden Big o Little Endian.

Cuadro A.4: Estructura DICOM sobre un Elemento de Datos

ELEMENTO DE DATOS				
<i>Dirección</i>	<i>Dato</i>	<i>VR</i>	<i>VL</i>	<i>Valor</i>
(0008,0008)	Image Type	CS	16	ORIGINAL\PRIMARY
(0008,0016)	SOP Class UID	UI	26	1.2.840.10008.5.1.4.1.1.4
(0008,0018)	SOP Instance UID	UI	48	1.2.840.113619.2.1.1.322987149.467. 756575561.110
(0008,0020)	Study Date	DA	8	19940110
(0008,0021)	Series Date	DA	8	19940110
(0008,0023)	Content Date	DA	8	19940110
(0008,0030)	Study Time	TM	6	080844
(0008,0031)	Series Time	TM	6	082359
(0008,0033)	Content Time	TM	6	082405
(0008,0050)	Accession Number	SH	8	7340278
(0008,0060)	Modality	CS	2	MR
(0008,0070)	Manufacturer	LO	18	GE MEDICAL SYSTEMS
(0008,0080)	Institution Name	LO	8	ANONIMO
(0008,0090)	Referring Physician's Name	PN	8	ANONIMO
(0008,1010)	Station Name	SH	8	MRS1OC0
(0008,1030)	Study Description	LO		BRAIN
(0008,103E)	Series Descripción	LO	20	AXIAL T1 W/CONTRAST
(0008,1060)	Name of Physician(s) Reading Study	PN	12	DR.BOURGOUIN
(0008,1070)	Operators' Name	PN	2	LR
(0008,1090)	Manufacturer's Model Name	LO	14	GENESIS_SIGNA
(0010,0010)	Patient's Name	PN	8	BRAINTYN_MRS
(0010,0020)	Patient Id	LO	8	0720494

(0010,0030)	Patient's Birth Date	DA	10	19651020
(0010,0040)	Patient's Sex	CS	2	F
(0010,1010)	Patient's Age	AS	4	068Y
(0010,1030)	Patient's Weight	DS	10	64.000000
(0010,21B0)	Additional Patient History	LT	40	LEFT OPTIC NERVE,POST.FOSSA MENINGIOMA
(0018,0010)	Contrast/Bolus Agent	LO	16	12.8 MAGNEVIST
(0018,0020)	Scanning Sequence	CS	2	SE
(0018,0021)	Sequence Variant	CS	4	NONE
(0018,0022)	Scan Options	CS	12	CS_GEMS \SP
(0018,0023)	MR Acquisition Type	CS	2	2D
(0018,0024)	Sequence Name	SH	4	memp
(0018,0025)	Angio Flag	CS	2	Y
(0018,0050)	Slice Thickness	DS	8	5.000000
(0018,0080)	Repetition Time	DS	10	500.000000
(0018,0081)	Echo Time	DS	10	20.000000
(0018,0083)	Number of Averages	DS	8	2.000000
(0018,0084)	Imaging Frequency	DS	14	63.8655100000
(0018,0085)	Imaged Nucleus	SH	2	H1
(0018,0086)	Echo Number(s)	IS	2	1
(0018,0087)	Magnetic Field Strength	DS	6	15000
(0018,0088)	Spacing Between Slices	DS	8	6.000000
(0018,0091)	Echo Train Length	IS	2	0
(0018,0093)	Percent Sampling	DS	10	100.000000

(0018,0094)	Percent Phase Field of View	DS	10	100.000000
(0018,0095)	Pixel Bandwidth	DS	10	125.000000
(0018,1020)	Software Version(s)	LO	2	03
(0018,1040)	Contrast/Bolus Route	LO	2	IV
(0018,1050)	Spatial Resolution	DS	18	1.145833\0.859375
(0018,1062)	Nominal Interval	IS	6	500000
(0018,1088)	Heart Rate	IS	2	0
(0018,1090)	Cardiac Number of Images	IS	2	0
(0018,1094)	Trigger Window	IS	2	0
(0018,1100)	Reconstruction Diameter	DS	14	220.0000000000
(0018,1250)	Receiving Coil	SH	4	HEAD
(0018,1251)	Transmitting Coil	SH	4	HEAD
(0018,1310)	Acquisition Matrix	US	26	12320, 12892, 13877, 12334,12336, 12336, 23600, 13618, 11830, 12336
(0018,1314)	Flip Angle	DS	2	90
(0018,1315)	Variable Flip Angle Flag	CS	2	N
(0018,1316)	SAR	DS	8	0.065142
(0018,5100)	Patient Position	CS	4	HFS
(0020,000D)	Study Instance UID	UI	48	1.2.840.113619.2.1.1.322987149.467. 756575561.29
(0020,000E)	Series Instance UID	UI	48	1.2.840.113619.2.1.1.322987149.467. 756575561.103
(0020,0010)	Study Id	SH	4	8236
(0020,0011)	Series Number	IS	2	4
(0020,0012)	Acquisition Number	IS	2	1

(0020,0013)	Instance Number	IS	2	13
(0020,0032):	Image Position (Patient)	DS	36	-110.000000\ -110.000000\46.000000
(0020,0037)	Image Orientation (Patient)	DS	54	1.000000\0.000000\0.000000\0.000000 \ 1.000000\0.000000
(0020,0052)	Frame of Reference UID	UI	48	840.113619.2.1.1.756575332.246
(0020,0060)	Laterality	CS	0	NA
(0020,1040)	Position Reference Indicator	LO	2	NA
(0020,1041)	Slice Location	DS	14	46.0000000000
(0028,0002)	Samples per Pixel	US	2	1
(0028,0004)	Photometric Interpretation	CS	12	MONOCHROME2
(0028,0008)	Number of Frames	IS	2	1
(0028,0010)	Rows	US	2	256
(0028,0011)	Columns	US	2	256
(0028,0030)	Pixel Spacing	DS	26	0.8593750000\0.8593750000
(0028,0100)	Bits Allocated	US	2	16
(0028,0101)	Bits Stored	US	2	16
(0028,0102)	High Bit	US	2	15
(0028,0103)	Pixel Representation	US	2	1
(0028,1050)	Window Centre	DS	4	199
(0028,1051)	Window Width	DS	4	169

(0008,0008) [*Image Type*]. Atributo que identifica características importantes de la imagen. Estas características son:

- Características de datos del pixel

1. Original: Imagen obtenida donde los valores de los pixeles son basados en datos originales o datos fuente.
2. Derivada: Imagen cuyos valores de los pixeles han sido derivados de alguna manera sobre los valores de otras imágenes.

– Características de Examen de paciente

1. Primaria: imagen creada como un resultado directo de exámen del paciente.
2. Secundaria: Imagen creada después de examen inicial del paciente.

– Características específicas de modalidad

– Implementación específicas de identificaciones

Los atributos del Image Type es multi-valor, valor 1 identificará las características de los datos del pixel, valor 2 identificará las características del examen del paciente, el valor 3 identificará cualquier imagen IOD con especialización específica (opcional) y otros valores son la implementación específica (Opcional).

(0008,0030) [Study Time]. Identifica el tiempo de inicio del estudio.

(0008,0060) [Modality]. Identifica el tipo de equipo que adquirió originalmente los datos de la imagen. Existen alrededor de 55 tipos de series, de las cuales se pueden mencionar:

- CR: Radiología computada
- CT: Tomografía computada
- MR: Resonancia Magnética
- NM: Medicina Nuclear
- US: Ultrasonido

- BI: Imagen Biomagnética
- CD: Flujo de Color Doppler
- DD: Doppler Duplex
- DG: Diaphanografía
- ES: Endoscopia
- LS: Escaneo Laser en superficie
- PT: Tomografía de emisión de Positrón
- RG: Imagen Radiográfica
- TG: Termografía
- Entre otras

(0008,0070) [Manufacturer]. Identifica el fabricante del equipo que produjo los casos compuestos.

(0008,0080) [Institution Name]. Identifica la institución donde el equipo es localizado y/o donde se utilizó para la entrega de la imagen.

(0008,0090) [Referring Physician's Name]. Indica el nombre del médico primario del paciente.

(0010,0010) [Patient's Name]. Identifica el nombre completo del paciente.

(0010,0020) [Patient Id]. Número primario de identificación del hospital para el paciente.

(0010,0030) [Patient's Birth Date]. Fecha de nacimiento del paciente.

(0010,0040) [Patient's Sex]. Sexo del paciente, M - Varón, F - Mujer, O - otro.

(0028,0002) [Samples per Pixel]. Indica el número de separaciones en la imagen, para imagen en escala de grises el número de separaciones es 1, para RGB y otros tipos el valor es de 3.

(0028,0008) [*Number of Frames*]. Numeros de marcos de una imagen que será transmitida como una corriente continua de pixeles.

(0028,0010) [*Rows*]. Numero de filas en la imagen, equivalente a la altura de la imagen.

(0028,0011) [*Columns*]. Número de columnas de la imagen, equivalente al ancho de la imagen.

(0028,0100) [*Bits Allocated*]. Número de bits asignados por cada pixel, cada muestra tendrá el mismo número asignado.

(0028,0101) [*Bits Stored*]. Número de bits almacenados para cada pixel. Cada muestra tendrá el mismo número almacenado.

(0028,0102) [*High Bit*]. Indica el bit más significativo del pixel. Cada muestra tendrá el mismo bit más significativo.

(0028,0103) [*Pixel Representation*]. Datos de representación del pixel, cada muestra tendrá la misma representación. Los valores enumerados son: 0000H=entero sin firma y 0001H=complemento 2 .

Cuadro A.6: Estructura DICOM sobre Imagen

IMAGE				
<i>Dirección</i>	<i>Dato</i>	<i>VR</i>	<i>VL</i>	<i>Valor</i>
(7FE0,0010)	Pixel Data	OB	4294967295	[string of bytes]

(7FE0,0010) [*Pixel Data*]. Corriente de datos que comprende la imagen de derecha a izquierda y de arriba abajo.

Glosario de términos

Acumulación lipoídica: Acumulación anormal de líquido en cualquier cavidad u órgano que fomenta a una enfermedad generativa del tejido conectivo dérmico.

Angina de Pecho: Dolor al nivel del pecho causado por trastorno en la circulación, antecesor de un ataque al corazón (Infarto).

Árbol vascular: Ramificación de las arterias sobre el cuerpo humano.

Árbol coronario: Ramificación conformadas por arterias epicárdicas de conducción mejor conocidas como las arterias conectadas al corazón (arterias coronarias).

Arteria: Vaso que lleva la sangre desde el corazón a las demás partes del cuerpo.
Aterogénesis: Padecimiento que determina la Aterosclerosis.

Aterosclerosis: Endurecimiento de las arterias.

Cardiopatía isquémica: Condición que se produce cuando el corazón no recibe suficiente oxígeno.

Cardiovascular: Se refiere al Corazón y los vasos sanguíneos.

Célula: Estructura funcional de la materia viva.

Células musculares lisas: Tejido conjuntivo que reviste ciertos órganos.

Coagulación: Fenómeno en la sangre que efectúa la transformación de la fase líquida en la fase sólida.

Colesterol: Sustancia grasa presente en todas las células del cuerpo humano.

Colesterol HDL: Lipoproteína de alta densidad (colesterol bueno).

Colesterol LDL: Colesterol malo que significa riesgo de sufrir cardiopatía.

Corazón: Órgano principal del aparato circulatorio.

Crecimiento del fenotipo: Sustancias reguladoras de las células musculares lisas.

Diabetes: Enfermedad metabólica caracterizada por adelgazamiento, sed intensa y otros trastornos generales.

Diabetes tipo 2: Enfermedad que dura toda la vida caracterizada por altos niveles en la sangre.

Diabetes Mellitus: Es un grupo de enfermedades metabólicas caracterizadas por una hiperglucemia e intolerancia a la insulina.

Disfunción endotelial: Mal funcionamiento del endotelio al no liberar las sustancias reguladoras.

Dislipidemia: Alteraciones lipídicas con aumento de colesterol LDL.

Displasia: Desarrollo o Crecimiento anormal de un tejido u órgano.

Ecocardiograma Doppler: Técnica en la cual la tecnografía ultrasónica se usa para evaluar la dirección y el patrón del flujo sanguíneo.

Endotelio: Tejido formado por células aplanadas dispuestas en una sola cavidad que recubre el interior de vasos sanguíneos. Enfermedad

Coronaria: Lesión o mal funcionamiento del corazón por un estrechamiento o una obstrucción de las arterias coronarias que suministran la sangre al corazón.

Enfermedad cerebrovascular: Lesión de los vasos sanguíneos del cerebro que ocasionan un accidente cerebrovascular. Los vasos sanguíneos se obstruyen debido a depósitos de grasa o se vuelven duros y gruesos, reduciendo el flujo de sangre al cerebro.

Enfermedad vascular periférica: Enfermedad en los vasos sanguíneos de los brazos, las piernas y los pies ocasionada por la mala circulación de la sangre.

Émbolo: Coágulo, burbuja de aire u otro cuerpo extraño presente en la circulación la cual produce embolia.

Epidermis: Capa exterior de la piel no vascular situada sobre la dermis.

Factores aterogénicos: Conjunto de padecimientos como Hipertensión arterial, tabaquismo, enfermedad cardíaca, entre otras.

Factores de Riesgo: Son variables que pueden afectar negativamente el desarrollo de las personas.

Fibrinólisis: Es un proceso corporal normal que impide que los coágulos sanguíneos que ocurren en forma natural crezcan y causen problemas.

Fibrinógeno: Es una proteína producida por el hígado que ayuda a detener el sangrado al favorecer la formación de coágulos de sangre.

Glucosa sanguínea: Presencia de azúcar en la sangre.

Hipercolesterolemia: Presencia de colesterol en sangre por encima de los valores normales.

Hiperemia reactiva: Es una respuesta de los vasos sanguíneos que se puede observar en la piel.

Hipertensión: Presión arterial más alta de lo normal.

Homeóstasis: Conjunto de fenómenos de autorregulación, conducentes al mantenimiento de una relativa constancia en las composiciones y las propiedades del medio interno de un organismo.

Insuficiencia cardíaca: Funcionamiento anormal, cuando la cantidad de sangre bombeada por el corazón es incapaz de satisfacer la demanda del organismo.

Insulina: Una hormona que regula el azúcar sanguíneo.

Íntima arterial: Capa posterior al endotelio.

Infarto de miocardio: Es un trastorno del músculo cardíaco, producido como consecuencia de una disminución del riego sanguíneo.

Leucocitos: Recuento de glóbulos blancos.

Lípido: Cualquiera de ciertos compuestos orgánicos, en especial ésteres de ácidos grasos de cadena larga, solubles en disolventes orgánicos e insolubles en agua. Se agrupan en dos grandes familias.

Lípidos séricos: Cantidad y composición de las grasas de la alimentación son los principales determinantes de los niveles de colesterol de LDL del suero.

Lipoproteína: Proteína con un porcentaje alto en grasas; tienen características de movilidad y solubilidad como las alfa globulinas o beta globulinas.

Morbi-Mortalidad: Concepto de carga de enfermedad.

Monóxido de carbono: Sustancia que penetra al torrente sanguíneo a través de los pulmones por el endotelio.

Muerte súbita: Muerte inesperada sin síntomas precedentes.

Oclusión: Acción y resultado de cerrar u obstruir algo.

Órgano: Cualquiera de las partes del cuerpo animal o vegetal que ejercen una función.

Órgano endocrino: Glándula de secreción interna: hipotálamo, hipófisis, tiroides, paratiroides, páncreas, adrenal, testículo, ovario, placenta.

Órganos vitales: Porciones del cuerpo humano con funciones específicas como el estomago, los intestinos, el hígado, etc.

Oxido nítrico: es un gas (factor relajante del endotelio).

Perfusión tisular: Reducción del aporte de oxígeno que provoca la incapacidad para nutrir los tejidos.

Placa ateromatosa: Área amarillenta prominente de la pared arterial, formada por depósitos de grasa.

Plaqueta: Célula oval de la sangre de los vertebrados, desprovista de núcleo, que interviene en el proceso de la coagulación.

Plasma: Medio líquido de la sangre, en el que se hallan suspensos los elementos sólidos (glóbulos rojos, glóbulos blancos y plaquetas).

Presión arterial: Presión que ejerce la sangre al paso por las arterias en cada ciclo cardíaco.

Prostaglandinas: Lípidos formados en la mayor parte de los tejidos del organismo a partir del ácido araquidónico que actúan como mediadores en un gran número de procesos fisiológicos como la vasoconstricción, citoprotección, inflamación, etc.

Proteoglicanos: Clase de proteínas extraordinariamente glicosiladas que contiene ácidos úricos y grupos sulfatos.

Proteínas quimiotácticas: Agregación paquetería sobre endotelios lesionados en forma leve o moderada.

Sangre: Flujo rojo compuesto por plasma y células en suspensión que circula por las arterias y las venas.

Sistema adrenérgico: Estimulantes adrenérgicos directos en el sistema nervioso periférico.

Sustancias vasoactivas: Sustancias liberadas por el endotelio.

Tabaquismo: Inhalar y exhalar los humos producidos al quemar el tabaco conduciendo a una intoxicación crónica.

Tono vasomotor: fluidez de la sangre y el crecimiento de nuevos vasos sanguíneos.

Triglicéridos: Tipo de grasa formada por una molécula de un alcohol llamada glicerol o glicerina y por tres moléculas de ácidos grasos.

Trombosis: Coagulación excesiva que obstruye las venas y las arterias.

Ultrasonido: Es el uso de ondas sonoras de alta frecuencia para crear imágenes de órganos y sistemas dentro del cuerpo.

Vasos capilares: Son vasos sanguíneos finísimos que comunican las últimas ramificaciones de las arterias con las raicillas de las venas.

Vasos sanguíneos: Funciones de transporte de la sangre a través del cuerpo.

Venas: Cada uno de los vasos o conductos por donde retorna la sangre al corazón.

Bibliografía

- [Anderson91] Anderson KM, et al. *Circulation* 1991; 83: 356-362.
- [Anil89] Anil, K. “Fundamentals of Digital Image Processing”. Prentice Hall, Inc. New Jersey, 1989, Cap.9. pp. 412.
- [Bishop00] Bishop, Christopher M. . *Pattern recognition and Machine Learning*. Ed. Springer Verlag, 2000.
- [Brusseau04] Brusseau, Elisabeth , L. de Korte, Chris , Mastik, Frits, Schaar, Johannes and F.W. van der Steen, Anton. “Fully Automatic Luminal Contour Segmentation in Intercoronary Ultrasound Imaging - A Statistica Approach,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol. 23, pp. 555-566, May. 2004
- [Campbell97] Campbell, N. W., Thomas, B. T. and Troscianko, T. “A Two- Stage Process for Accurate Image Segmentation”. *Proc. Sixth International Conference on Image Processing and its Applications*. IEEE, 1997.
- [Carranza06] Carranza, Madrigal Jaime. (2006). Diagnóstico, Clasificación, Estimación del Riesgo. Presentado en ANCISSTE.
- [Chang04] Chang, Chun-Ling, Zhang, Yun-Jie, Gdong, Yun-Yin. “Cellular Automata for Edge Detection of Images”, *IEEE Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. pp. 26-29, August 2004.
- [Crespo03] Crespo, Ignacio. (2003, Sep.). EL ENDOTELIO Una piel interna afectada por el tabaco. Presentado en Conferencia Tabaquismo en Atención Primaria. [En línea]. Disponible:

- <http://www.tabaquismo.freehosting.net/ENDOTELIO/> ENDOTE-
LIO.htm
- [Díaz09] Díaz, Eric . (2009). Síndrome X o Síndrome Metabólico. (SaludActual). [En línea]. Disponible: <http://www.saludactual.cl/obesidad/sindromex.php>
- [Escalera98] Escalera, Hueso Arturo. *Visión por Computador*. Ed. Pearson Educación, pp. 115-159, 1998.
- [Fawcett04] Fawcett, T. Roc graphs: Notes and practical considerations for researchers. Machine Learning, 2004. URL citeseer.ist.psu.edu/fawcett04roc.html
- [Fernández05] Fernandez, José. Guadalajara Boo. (2005). Cardiología. (1ra. Edición). [En línea]. Disponible: <http://www.drscope.com/cardiologia/pac/index.html>
- [Hunter79] Hunter, M. and Steiglitz, K. “Operations on Images Using Quadtrees”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-1 No. 2, April 1979.
- [Leighton08] Leighton, Puga Federico y colaboradores. (2008, En.). Función Endotelial Vascular. Presentado en Conferencia Ciencia, Vino y Salud. [En línea]. Disponible: <http://www.bio.puc.cl/vinsalud/boletin/31fev.htm>
- [Liebstein02] Liebstein. (2002). Grupo de Automática Robótica y Visión Artificial. [En línea]. Disponible: <http://www.aurova.ua.es/pac.html>
- [Loizou05] Loizou, Christos P., Pattichis, Constantinos S., Christodoulo, Christodoulos I, Istepanian, Robert S. H., Pantziaris, Marios, and Nicolaidis, Andrew. “Comparative Evaluation of Despeckle Filtering In Ultrasound Imaging of the Carotid Artery”, IEEE Trans. On Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol. 52, pp. 885-3010, Oct. 2005
- [Milstein07] Milstein, Cesar, Favalaro, René , Leloir, Luid F., Mainetti, José A., Housay, Bernardo A. *Cardiopatías Congénitas*. Destacados Autores y Colaboradores Nacionales e Internacionales, 2007.

- [Montenegro05] Montenegro, Gonzalo A.. (2005). Estándar de imagen DICOM. [En línea]. Disponible: http://www.hospitalsanmartin.org.ar/medicina_profesional/temas_interes/DICOM.html
- [NEMA06] NEMA. (2006). Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM). [En línea]. Disponible: <http://www.nema.org/stds/ps3-1.cfm>
- [Oliver98] Oliver, C. y Quegan, S. 1998. Understanding Synthetic Aperture Radar Images, Artech House.
- [Onrubia03] Onrubia, José Ma. (2003). Desarrollo de aplicación DICOM mediante librerías JDT (Java Dicom Toolkit). [En línea]. Disponible: <http://www.elai.upm.es/spain/Investiga/GCII/personal/jmonrubia/jmonrubia.htm>
- [Ortega06] Ortega, Mateo Ana Isabel , Aleixandre, Artiñano María Amaya. *Función y disfunción endotelial*. Ed. Complutense, S.A., pp. 45-279, 2006.
- [Pajares02] Pajares, G. y otros. *Visión por computador: Imágenes digitales y aplicaciones*. Ed. Ra-ma, pp. 520-605, 2002.
- [Pascual07] Pascual, Damián A. y Llanos, Martín A. (2007, En.). Aterosclerosis. Kineos. [En línea]. 38, (6), 23-31. Disponible: <http://www.kineos.com.ar/documentos/Aterosclerosis.pdf>
- [Pasonni05] Pasonni, Lucia Isabel. (2005). Modelos en Bioingeniería: Caracterización de Imágenes estadísticas y dinámicas. [En línea]. Disponible: <http://www3.fi.mdp.edu.ar/electronica/tesis/TesisPasonni.pdf>
- [Rivera08] Rivera, Mariano y Marroquin. Jose L. (2008). Adaptive Rest Condition Potentials: First and Second Order Edge-Preserving Regularization. [En línea]. Disponible: <http://www.cimat.mx/~mrivera>
- [Rubin00] Rubin, Yazbek N., García, Stewart W, Thomas J. “Qualitative and Quantitative Effects of Harmonic Echocardiographic Imaging on Endo-cardial Edge Definition and Side-Lobe Artifacts”. Journal of the American Society of Echocardiography. pp 32-45, April 2000.

- [Ruchaneewan06] Ruchaneewan, Susomboon Mailan Phan, Tim, Disney Daniela Raicu, Furst, Jacob, Holyoke, College Mount. (2006). A Comparison of Texture Models for Automatic Liver Segmentation. [En línea]. Disponible: http://facweb.cs.depaul.edu/research/vc/publications/SPIE07_Susomboon.pdf
- [Sabán07] Sabán, Ruiz José. *Control global del riesgo cardiometabólico: la disfunción endotelial como diana preferencial v. 1 Bases fisiopatológicas, clínicas y diagnósticas de los factores de riesgo cardiovascular*. Interización Cardiovascular. Ed. Prado, pp. 95-132, 2007.
- [Sánchez05] Sánchez, Torres Gustavo. *Hipertensión Arterial: Daño, Clínica y Diagnóstico*. Interización Cardiovascular. Ed. Prado, pp. 133-180, 2005.
- [Simoff02] Simoff, Simeon J., Djeraba, Chabane, Zaïane, Osmar R. (2002). Multimedia Data Mining between Promise and Problems. [En línea]. Disponible: <http://www.acm.org/sigs/sigkdd/explorations/issue4-2/simoff.pdf>
- [Theodoridis05] Theodoridis, Sergios, Koutroumbas, Konstantinos. *Pattern Recognition*. Elsevier Books, Oxford, pp. 430-600, 2005.
- [TomTec] TomTec, Imaging Systems. Mercado para radiología y salud, Productos de TI. [En línea]. Disponible: http://www.tomtec.de/end_users/2d_echo/imt_measurement.html
- [Ulam63] Ulam, S. Some ideas and prospects in biomathematics. *Ann.Rev.Biophys.Bioengin.* 1 : 277-29 1, 1963
- [UPM07] Universidad Politécnica de Madrid (2007). Procesamiento Digital de Imágenes Médicas. [En Línea]. Disponible: <http://www.elai.upm.es/spain/Investiga/GCII/areas/Procmedicas/indexesp.html>
- [Vélez02] Vélez, Serrano José F., Moreno, Díaz Ana Belén, Sánchez, Calle Angel y Sánchez, Marín José Luis Esteban. *Visión por computador*. Ed. Pearson, pp. 34-214, 2002.
- [Von66] Von Neumann, J. *Theory of Self-Reproducing Automata*. University of Illinois Press, IL, 1966

- [Zorman03] Zorman, M. Kokol, P. Lenic, M. Povalej, P. Stiglic, B. Flisar. Intelligent platform for automatic medical knowledge acquisition: detection and understanding of neural dysfunctions. Lab. for Syst. Design, Maribor Univ., Slovenia; Computer-Based Medical Systems, Proceedings. 16th IEEE Symposium, pp. 136-141. ISSN 1063-71258. Dicenber 2003.