



FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA  
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA ELECTRÓNICA

**DESARROLLO DE UN ALGORITMO ORIENTADO A LA  
DETECCIÓN Y EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS  
DE NÓDULOS PULMONARES EN IMÁGENES  
RADIOGRÁFICAS DIGITALES**

**PRESENTADA POR  
CESAR AUGUSTO SUPANTA ZAPATA**

**ASESOR**

**GUILLERMO LEOPOLDO KEMPER VÁSQUEZ**

**TESIS**

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

**LIMA – PERÚ**

**2021**



**CC BY-NC-ND**

**Reconocimiento – No comercial – Sin obra derivada**

El autor sólo permite que se pueda descargar esta obra y compartirla con otras personas, siempre que se reconozca su autoría, pero no se puede cambiar de ninguna manera ni se puede utilizar comercialmente.

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>



**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA**

**DESARROLLO DE UN ALGORITMO ORIENTADO A LA  
DETECCIÓN Y EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE  
NÓDULOS PULMONARES EN IMÁGENES RADIOGRÁFICAS  
DIGITALES**

**TESIS**

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

**PRESENTADO POR**

**SUPANTA ZAPATA CESAR AUGUSTO**

**ASESOR**

**Dr. GUILLERMO KEMPER VÁSQUEZ**

**LIMA – PERÚ**

**2021**





**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA**

**DESARROLLO DE UN ALGORITMO ORIENTADO A LA  
DETECCIÓN Y EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE  
NÓDULOS PULMONARES EN IMÁGENES RADIOGRÁFICAS  
DIGITALES**

**TESIS**

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

**PRESENTADO POR**

**SUPANTA ZAPATA CESAR AUGUSTO**

**ASESOR**

**Dr. GUILLERMO KEMPER VÁSQUEZ**

**LIMA – PERÚ**

**2021**

## RESUMEN

La presente tesis propone un método de detección y extracción de características de nódulos pulmonares en imágenes radiográficas digitales, dado que muchas veces la poca visualización y resaltado de estas características, impiden realizar un diagnóstico más profundo en radiografías de tórax. El método propuesto involucra técnicas de procesamiento digital de imágenes, tales como: corrección gamma, umbralización por OTSU, análisis de proyecciones, filtro de convergencia, dilatación, erosión y filtros geométricos. El algoritmo propuesto tiene una sensibilidad del 91%, una especificidad del 96% y una precisión del 94%, con una base de datos referencial de 50 radiografías de tórax.

Nódulos pulmonares, OTSU, análisis de proyecciones, filtros geométricos, filtro de convergencia

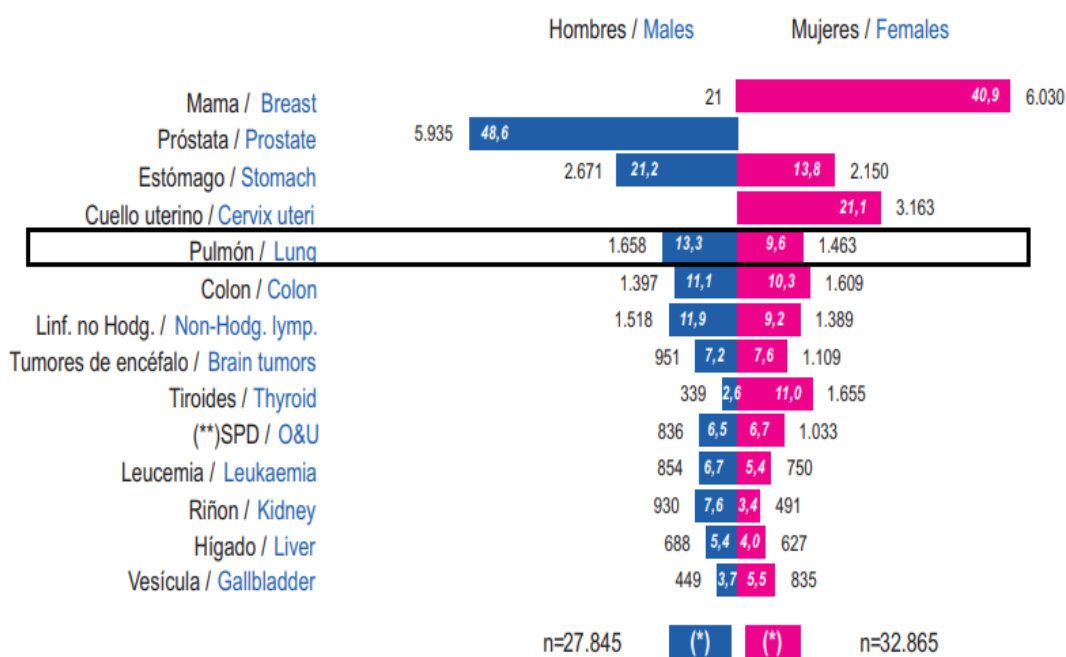
## **ABSTRACT**

This thesis proposes a method for feature extraction and detection of pulmonary nodules in digital radiographic images, as little visualization and highlighting of these features often prevent a deeper diagnosis in chest radiographs. The proposed method involves digital image processing techniques such as gamma correction, OTSU thresholding, projection analysis, convergence filter, dilation, erosion and geometric filters. The proposed algorithm has a sensitivity of 91%, specificity of 96% and precision 94% with a referential database of 50 chest radiographs.

Lung nodules, OTSU, projection analysis, geometric filters, convergence filter

## INTRODUCCIÓN

El cáncer de pulmón es el segundo cáncer más común que afecta a hombres como a mujeres en la sociedad americana. Para el año 2016, se diagnosticaron alrededor de 224,390 nuevos casos de cáncer de pulmón y alrededor de 158,080 personas muertas a causa de este. En el Perú, el cáncer de pulmón ocupa el tercer lugar en incidencia con un total de 3,121 casos notificados en el periodo 2010-2012 como se puede observar en la figura 1.1.

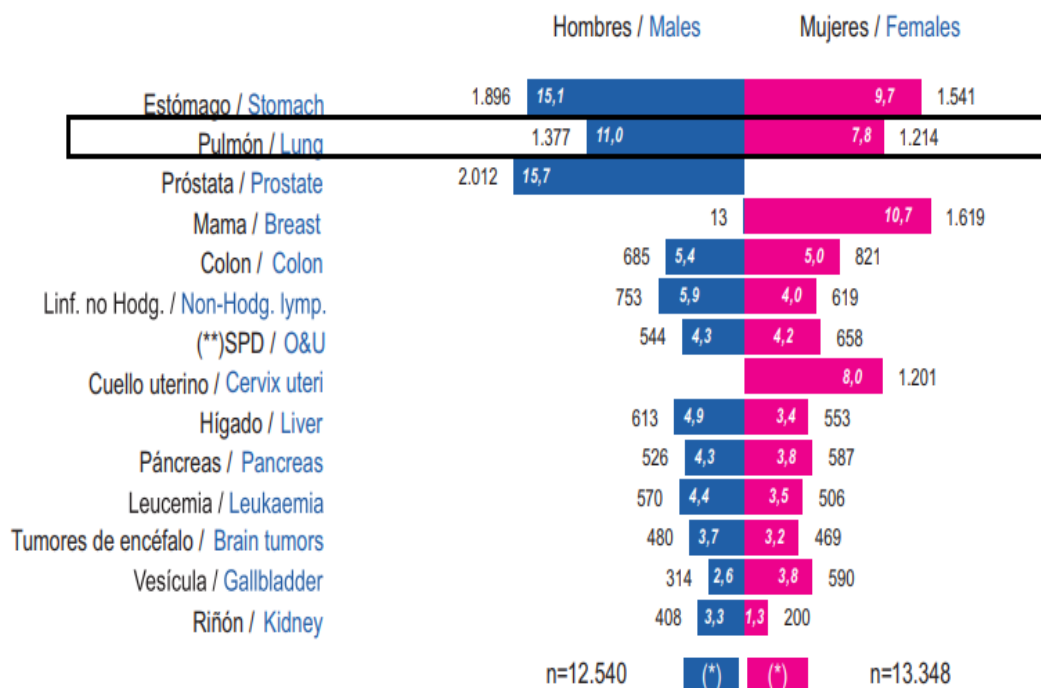


**Figura 1.1.** Incidencia de cáncer.

**Fuente:** Instituto Nacional de Enfermedades Neoplásicas.

Sin embargo, ocupa el segundo lugar en mortalidad con un total de 2,591 vidas perdidas en el periodo 2010-2012(Figura 1.2), debido a que en el 98% de los casos, el cáncer de pulmón se diagnostica en los estadios 3 y 4, cuando las posibilidades de curación son casi nulas (INEN, 2016).





**Figura 1.2.** Mortalidad de cáncer.  
**Fuente:** Instituto Nacional de Enfermedades Neoplásicas.

Por consiguiente, la realización de un examen de detección temprana bajaría los índices de mortalidad, ya que esta enfermedad se puede tratar y curar si es que su detección se logra a tiempo; lamentablemente, no siempre se comienza los exámenes médicos con una prueba de tomografía o resonancia magnética, por los altos costos. Sin embargo, en la mayoría de los casos el procedimiento de diagnóstico se inicia con una radiografía de tórax, convirtiéndose así en el método más usada para la detección de cáncer de pulmón.

## ÍNDICE GENERAL

	<b>Página</b>
<b>RESUMEN</b>	<b>ii</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>iii</b>
<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>iv</b>
<b>INDICE GENERAL</b>	<b>vi</b>
<b>INDICE DE GRAFICOS</b>	<b>ix</b>
<b>CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA</b>	
1.1 Situación problemática	1
1.2 Definición del problema	2
1.3 Objetivos generales y específicos	
1.3.1 Objetivos generales	
1.3.2 Objetivos específicos	
1.4 Justificación	3
1.4.1 Justificación ingenieril	
1.4.2 Justificación social	4
1.4.3 Justificación económica	
1.5 Limitaciones	5
1.6 Viabilidad	
1.6.1 Viabilidad técnica	
1.6.2 Viabilidad económica	6
1.6.3 Viabilidad social	
1.6.4 Viabilidad operativa	7
<b>CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO</b>	
2.1 Estado del arte	8
2.1.1 Productos y soluciones existentes	
2.1.2 Publicaciones científicas e ingenieriles	11
2.2 Conceptos médicos	16
2.2.1 Radiología	
2.2.2 Estructura ósea	17
2.2.3 Tráquea	
2.2.4 Hilios	18
2.2.5 Rayos X	

2.2.6 Nódulo pulmonar solitario	19
2.2.7 Masa tumoral	20
2.2.8 Sensibilidad	
2.2.9 Especificidad	
2.2.10 Precisión	21
2.2.11 Fleiss Kappa	
2.3 Fundamentos de Procesamiento digital de imágenes	
2.3.1 Pixel	
2.3.2 Imagen digital	
2.3.3 Procesamiento Digital de Imágenes	22
2.3.4 Vecindad de un pixel	
2.3.5 Etiquetado de imágenes	23
2.3.6 Histograma	
2.3.7 Corrección gama	24
2.3.8 Método de Otsu	26
2.3.9 Umbralización	27
2.3.10. Proyecciones	28
2.3.11. Filtro de convergencia	29
2.3.12. Apertura y cierre	32
2.3.13. Circularidad	33
2.4 Comentario final	34
<b>CAPÍTULO III. METODOLOGÍA</b>	
3.1 Materiales	35
3.2 Método	37
3.3 Comentario final	38
<b>CAPÍTULO IV. DESARROLLO DEL PROYECTO</b>	
4.1 Pre-procesamiento	39
4.2 Segmentación de pulmones	40
4.3 Identificación de nódulos pulmonares	45
4.4 Extracción de características	47
4.5 Desarrollo del aplicativo para efectos de validación	49
4.6 Desarrollo del aplicativo final de software	51
4.7 Comentario final	53

<b>CAPÍTULO V. RESULTADOS</b>	
5.1 Validación del algoritmo	54
5.2 Financiamiento	61
<b>CONCLUSIONES</b>	<b>62</b>
<b>RECOMENDACIONES</b>	<b>64</b>
<b>ANEXOS</b>	<b>65</b>
<b>REFERENCIAS</b>	<b>74</b>

## INDICE DE GRAFICOS

<b>TABLAS</b>	<b>Página</b>
<b>Tabla 1.1.</b> Estimación del producto propuesto	5
<b>Tabla 2.1.</b> Riesgo de malignidad	19
<b>Tabla 3.1.</b> Características de los diferentes discos duros	36
<b>Tabla 3.2.</b> Características de los diferentes procesadores	36
<b>Tabla 3.3.</b> Características de las diferentes memorias RAM	37
<b>Tabla 4.1.</b> Promedio de los parámetros de rendimiento de los 3 métodos: Otsu, Entropía Shannon y Kapur, Sahoo y Wong	40
<b>Tabla 5.1.</b> Resultados del aplicativo	55
<b>Tabla 5.2.</b> Resultados Fleiss Kappa	56
<b>Tabla 5.3.</b> Resultados del algoritmo	58
<b>Tabla 5.4.</b> Costo total del producto final	61
<b>Tabla 5.5.</b> Costo total provisto por el autor	61

<b>FIGURAS</b>	<b>Página</b>
<b>Figura 1.1.</b> Incidencia de cáncer	iv
<b>Figura 1.2.</b> Mortalidad de cáncer	v
<b>Figura 2.1.</b> Tomografía Computarizada	9
<b>Figura 2.2.</b> Software OsiriX	10
<b>Figura 2.3.</b> Software Clear-Canvas	10
<b>Figura 2.4.</b> Software Alma Clinic	11
<b>Figura 2.5.</b> Método propuesto por Ballard y Sklansky	12
<b>Figura 2.6.</b> La computadora Hewlett-Packard 2114B	12
<b>Figura 2.7.</b> Método propuesto por Li, Luo, Hu, Li y Wang	13
<b>Figura 2.8.</b> Método propuesto por Wei, Hagihara y Kobatake	14
<b>Figura 2.9.</b> Método propuesto por Vignesh & Kothavari	15
<b>Figura 2.10.</b> Método propuesto por Li, Shen y Luo	16
<b>Figura 2.11.</b> Estructura ósea	17
<b>Figura 2.12.</b> Tráquea	17
<b>Figura 2.13.</b> Hilios pulmonares	18
<b>Figura 2.14.</b> Nódulo pulmonar solitario	19
<b>Figura 2.15.</b> Masa tumoral	20

	<b>Página</b>
<b>Figura 2.16.</b> Demostración grafica de vecindad 8	23
<b>Figura 2.17.</b> Histograma	24
<b>Figura 2.18.</b> Funcionamiento del histograma	25
<b>Figura 2.19.</b> Corrección gama de una imagen radiográfica	25
<b>Figura 2.20.</b> Grafica de la ecuación de corrección gama	25
<b>Figura 2.21.</b> Detección de un umbral optimo a través del método Otsu	27
<b>Figura 2.22.</b> Umbralización de una imagen radiográfica	27
<b>Figura 2.23.</b> Proyección Vertical de una radiografía de tórax umbralizada	28
<b>Figura 2.24.</b> Ubicación del píxel de interés	29
<b>Figura 2.25.</b> Máscara vector gradiente	30
<b>Figura 2.26.</b> Región de apoyo filtro moneda	31
<b>Figura 2.27.</b> Filtro iris	31
<b>Figura 2.28.</b> Aplicación del Filtro de Iris en una imagen radiográfica	32
<b>Figura 2.29.</b> Aplicación de apertura y cierre	33
<b>Figura 2.30.</b> Elemento estructurante	33
<b>Figura 3.1.</b> Diagrama pictórico de los dispositivos a utilizarse para el desempeño del algoritmo propuesto en el proyecto	35
<b>Figura 3.2.</b> Diagrama de Bloques de las etapas que se desarrollarán en la tesis	38
<b>Figura 4.1.</b> Imagen original (a), imagen con gamma = 1.5 (b)	39
<b>Figura 4.2.</b> Diagrama de bloques del método del método OTSU	41
<b>Figura 4.3.</b> Diagrama de flujo de Umbralización	42
<b>Figura 4.4.</b> Imagen original (a), Imagen binarizada (b)	43
<b>Figura 4.5.</b> Proyección vertical (a), Proyección Horizontal(b)	43
<b>Figura 4.6.</b> Imagen original (a), segmentación de pulmones (b)	44
<b>Figura 4.7.</b> Funcionamiento del algoritmo de identificación de áreas	45
<b>Figura 4.8.</b> Filtros de convergencia: (a) Imagen original, (b) filtro iris, (c) filtro anillo	46
<b>Figura 4.9.</b> Forma de nódulos pulmonares	48
<b>Figura 4.10.</b> Interfaz gráfica GUIDE	49
<b>Figura 4.11.</b> Test de Radiografías	50

<b>Figura 4.12.</b> Imágenes marcadas con nódulos	50
<b>Figura 4.13.</b> Visor general del aplicativo	51
<b>Figura 4.14.</b> Botón detectar	51
<b>Figura 4.15.</b> Botón características	52
<b>Figura 4.16.</b> Presentación de la forma y diámetro de los nódulos	52
<b>Figura 4.17.</b> Botón imprimir	52
<b>Figura 4.18.</b> Botón limpiar	52
<b>Figura 4.19.</b> Botón buscar	53
<b>Figura 5.1.</b> Resultados del aplicativo de validación	56
<b>Figura 5.2.</b> Resultados Doctor 1	57
<b>Figura 5.3.</b> Resultados Doctor 2	57
<b>Figura 5.4.</b> Resultados Doctor 3	58
<b>Figura 5.5.</b> Resultado del algoritmo	59
<b>Figura 5.6.</b> Resultado de la ubicación de posibles nódulos pulmonares y la cantidad	59
<b>Figura 5.7.</b> Resultado de la forma y diámetro de cada uno de los nódulos	60

## **CAPÍTULO I.**

### **PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

#### **1.1. Situación Problemática**

La radiografía de tórax es la primera y más común prueba que se realiza para detectar nódulos pulmonares, sus grandes ventajas son la rapidez, simplicidad y su bajo costo. Sin embargo, estos mismos atributos son las causantes de sus limitaciones, ya que las causas que perjudican su efectividad son: (1) la calidad de la toma, (2) no poder distinguir el nódulo por el hecho de que pueda estar camuflado por la estructura anatómica subyacente y (3) la subjetividad y variabilidad que tienen los radiólogos al tomar una decisión.

Del primer punto, se puede inferir que el resultado de la prueba depende de profesionales clínicos altamente calificados para dar un diagnóstico que determine la enfermedad, tanto para la toma de la imagen por parte de los tecnólogos médicos, como para el análisis de la misma por los médicos radiólogos (National Cancer Institute, 2016). Dicha circunstancia se ve en la alta variabilidad de interpretación que puede existir para una misma prueba cuando es analizada por diferentes especialistas. Según estudios se ha observado que el 30% de los radiólogos fallan en diagnosticar pequeños nódulos pulmonares, esto se debe también por la superposición del más del 40% de estructura ósea (clavículas y costillas) en una radiografía de tórax, lo que conlleva, a una mala sensibilidad y especificidad de los médicos radiólogos (Organización Panamericana de salud, 2016).



En conclusión, el objetivo principal para poder ayudar a bajar los índices de mortalidad de cáncer de pulmón en el Perú y el mundo es la realización de un examen de detección temprana mediante radiografía de tórax, de modo que todos los procesos que pueden asistir y mejorar la utilidad y eficacia de este examen contribuirán a combatir este problema de salud pública. En este aspecto, el algoritmo favorecerá a mejorar la calidad del diagnóstico y el proceso de lectura, debido a que reduce el tiempo y el esfuerzo al analizar visualmente una imagen radiográfica y puede servir de asistente al especialista radiólogo en el proceso de detección y diagnóstico final.

## **1.2. Definición del Problema**

Limitada percepción visual para la detección y extracción de características de nódulos pulmonares en placas radiográficas de tórax.

## **1.3. Objetivo general y específicos**

### **1.3.1. Objetivo general**

Mejorar el proceso de visualización y extracción de características de nódulos pulmonares en placas radiográficas de tórax.

### **1.3.2. Objetivos específicos**

- Identificar debidamente los criterios de los especialistas para efectos de detección y extracción de características.
- Desarrollar algoritmos de mejora de la imagen para efectos de segmentación de regiones de interés.
- Desarrollar un algoritmo capaz de extraer la región de interés (pulmones) de las imágenes radiográficas.
- Desarrollo de un aplicativo de software con una interfaz visual que satisfaga el requerimiento de médicos especialistas.

- Validar el algoritmo desarrollado a partir de métricas de evaluación de desempeño que permitan medir la coherencia entre los resultados del algoritmo frente a los resultados brindados por los médicos especialistas.

#### **1.4. Justificación**

El algoritmo permitirá al médico especialista mejorar su calidad de diagnóstico, al realizar una detección temprana con mayor certeza, de esa manera poder contribuir en mejorar la imagen del centro médico donde se labora e iniciar de manera más temprana los tratamientos correspondientes para los pacientes.

##### **1.4.1. Justificación ingenieril**

El proyecto se justifica de manera ingenieril, porque resuelve los siguientes problemas de ingeniería:

- Algoritmos de mejora de imágenes adquiridas de placas radiográficas, las cuales son importantes para garantizar el éxito de la segmentación y reconocimiento del objeto de interés, generalmente aquí se aplica la técnica de corrección gamma.
- Algoritmos que segmenten la región de interés de las imágenes radiográficas mejoradas, las cuales son fundamentales para optimizar el desempeño y disminuir significativamente la carga computacional, para ello se aplican técnicas como umbralización y análisis de proyecciones.
- Algoritmos que identifiquen nódulos pulmonares en imágenes radiográficas delimitadas, los cuales son primordiales para obtener los resultados finales del algoritmo, en esta etapa se aplican técnicas como filtro de convergencia y geométricos

- Algoritmos de extracción de características de objetos de la imagen resultante del filtro de identificación de nódulos pulmonares, este último ayuda a verificar que efectivamente lo localizado sea un nódulo y además brinda información importante al usuario final, en esta fase se aplican técnicas de etiquetado.

#### **1.4.2. Justificación social**

La solución propuesta ayudaría a personas con bajos recursos en el país, debido a que se enfoca en la detección de nódulos pulmonares menores a 15mm de manera automática, los cuales son muy difíciles de detectar si no se tiene la debida experiencia. De esta manera, el médico radiólogo con mayor certeza derivará a los pacientes a realizarse exámenes auxiliares, utilizando mejor los recursos económicos de los pacientes, dado que algunas personas no cuentan con los medios suficientes para poder pagar una tomografía o resonancia magnética.

El algoritmo ayudaría a la medicina preventiva, al poder detectar un posible caso cáncer en sus inicios, contribuyendo a mejorar la calidad de vida de las personas.

Adicionalmente, se puede utilizar con fines pedagógicos específicamente en los cursos de diagnóstico por imágenes, brindando una enseñanza más atractiva y dinámica.

#### **1.4.3 Justificación económica**

La solución apunta a que el algoritmo tenga un precio de \$1200 que resulte ser competitivo frente a otro software como el Clear Canvas Personal Edition Workstation que cuesta \$2500. Además, de tener un precio que esté al alcance de muchos centros de salud, este proyecto es un desarrollo nacional, por ese motivo si existiera algún inconveniente se podrá resolver en el menor tiempo posible, ya que el soporte es nacional.

**Tabla 1.1.** Estimación del algoritmo propuesto.

**Fuente:** Propia.

<b>Características</b>	<b>Algoritmo de Procesamiento digital de imágenes propuesto</b>	<b>Clear Canvas Personal Edition Workstation</b>
Unid. De Procesamiento	Core i5 Window 10	Core i7 Window 10
Lenguaje de programación empleado	Lenguaje M	Desconocido
Dimensión de la imagen	2048 x 2048 píxeles	1024x1024píxeles
Interfaz de usuario	Guide	Desconocido
Dimensiones calculadas	Área, diámetro, posición, forma, cuantificación de nódulos	Posición, cuantificación de nódulos
<b>Precio</b>	<b>\$1200</b>	<b>\$2500</b>

### **1.5. Limitaciones**

El algoritmo será capaz de calcular dimensiones de los nódulos pulmonares en una radiografía de tórax, como:

- Forma.
- Diámetro.
- Posición.

Sin embargo, el algoritmo no podrá dar un diagnóstico, debido a que el medico es el único que tiene la potestad de realizarlo. Adicionalmente, la solución no podrá identificar otras anomalías que no sean nódulos y que no se encuentren dentro del pulmón.

### **1.6. Viabilidad**

#### **1.6.1. Viabilidad técnica**

- Se considera que el proyecto es viable técnicamente, debido a que los conocimientos requeridos para desarrollar el algoritmo involucran los cursos adquiridos en el transcurso de la carrera tales como: Algebra Lineal, Señales y Sistemas, Ecuaciones Diferenciales, Matemática Aplicada, Geometría Analítica, Calculo II, Introducción a la

computación, Algoritmos y Estructura de Datos I, Arquitectura de Computadoras I-II, Procesamiento Digital de Señales y Procesamiento Digital de Imágenes.

- El proyecto es técnicamente viable debido a que se cuenta con la asesoría de profesores especialistas en ingeniería de procesamiento digital de imágenes y en la parte medica profesores de la facultad de medicina humana de la universidad de San Martín de Porres.
- Se cuenta con una base de datos disponible por la Sociedad Japonesa de Tecnología Radiológica (JSRT), para los efectos de las pruebas experimentales pertinentes en el desarrollo del software.
- Es viable porque se requiere una infraestructura del software Matlab disponible en la universidad. Además, se requiere de una laptop propia del autor y disponible en la universidad.

### **1.6.2. Viabilidad económica**

Es viable económicamente porque se necesita principalmente de una laptop y del software Matlab valorizado en \$ 1181, los cuales se encuentran disponibles en la universidad y en caso de la laptop también como propiedad del autor. Adicionalmente, se tiene el apoyo de la facultad de medicina humana de la universidad, donde se pueden encontrar equipos para el análisis de las placas, con el fin de futuras validaciones del software a desarrollar.

### **1.6.3. Viabilidad social**

Es viable socialmente, debido a que al procesar las placas radiográficas de tórax a través de algoritmos de procesamiento digital de imágenes, no afectaría al paciente, puesto que no se está desarrollando tecnología invasiva para la detección, más bien se beneficiaría porque se apunta a mejorar la calidad del diagnóstico.

#### **1.6.4. Viabilidad operativa**

Es viable operativamente, ya que el algoritmo a desarrollar funciona en plataforma Windows, que pueda ser instalada en cualquier computadora con dicho sistema. Además, no es necesario una computadora con requerimientos específicos, sino para efectos que pueda ejecutarse a mayor velocidad, se recomienda un computador Core i5 con 8 Gb de RAM.

## **CAPÍTULO II.**

### **MARCO TEÓRICO**

#### **2.1. Estado del Arte**

##### **2.1.1. Productos y soluciones existentes**

- **Tomografía Computarizada**

La tomografía computarizada (TC) utiliza una fuente motorizada de rayos X que se desplaza alrededor de una abertura circular disparando haces angostos de rayo X a través del cuerpo (Figura 2.1). A diferencia de las radiografías que captan las imágenes a través de una película, los escáneres de TC emplean detectores digitales ubicados al lado opuesto de la fuente de rayos X.

Al completarse la rotación, la computadora reconstruye la imagen, formando con la primera pasada un corte en 2D, si se requiere más exactitud o formar una imagen 3D, se debe de continuar con el proceso de rotación de la fuente motorizada de rayos X tantas veces sean necesarias.

Este examen tiene muchas ventajas, ya que al ver la imagen en 3D o ver los cortes en sucesión, se pueden dar cuenta del lugar exacto del problema. Sin embargo, en una TC la radiación ionizante transmitida al paciente es equivalente a 400 radiografías de tórax (prueba enfocada al abdomen), por

ese motivo solo se recomienda realizar esta prueba en casos donde el beneficio sea mayor al riesgo, especialmente en niños (Biomédicas Instituto Nacional de Bioingeniería e Imágenes, 2013).



**Figura 2.1.** Tomografía Computarizada.

**Fuente:** National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering.

- **Osirix MD**

Es un software que muestra las imágenes a través de una interfaz intuitiva, permite interpolar las imágenes, tiene la posibilidad de agregar regiones de interés, líneas y polígonos. Además, el software tiene la facultad de aplicar filtros de convolución en las imágenes y las guarda en una base de datos. Sin embargo, el software no detecta nódulos pulmonares automáticamente, esto se solucionaría si se integra el algoritmo desarrollado en la presente tesis, a su software existente.

El precio de este software con licencia indefinida y todas las funcionalidades es de \$699.00 (OsiriX MD, 2019).



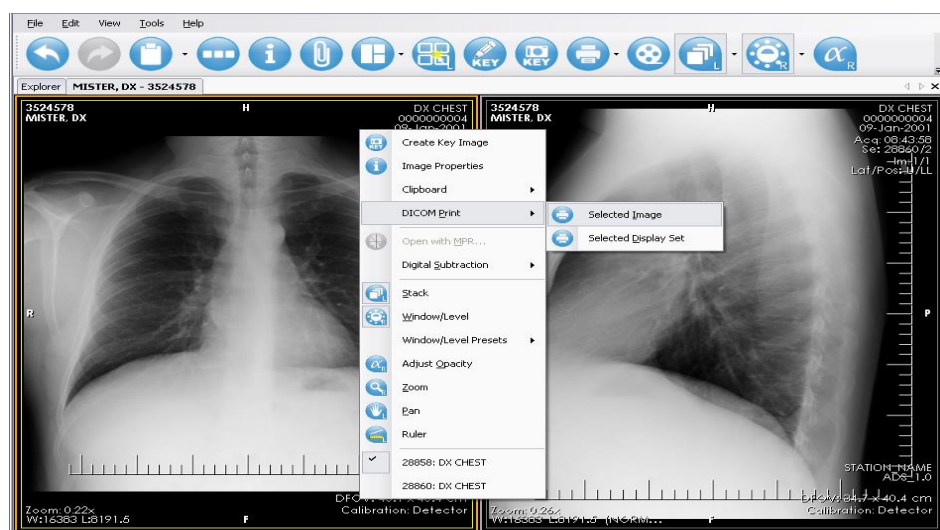


**Figura 2.2.** Software OsiriX.  
**Fuente:** OsiriX.

- **ClearCanvas**

Es un software para entorno clínicos, cuenta con las funciones simples de diagnóstico y es altamente personalizable. Además, ofrece una amplia gama de herramientas que incluyen sustracción digital y etiquetado de columna vertebral, dando a los médicos un conjunto de herramientas de diagnóstico con una interfaz intuitiva. Sin embargo, el software no detecta nódulos pulmonares automáticamente, esto se solucionaría si se integra el algoritmo desarrollado en la presente tesis, a su software existente.

Su precio es de \$2500.00 en ClearCanvasStore (ClearCanvas, 2019).



**Figura 2.3.** Software Clear-Canvas.  
**Fuente:** Clear-Canvas.

- **Alma Clinic**

Es un visor ligero y rápido que permite la visualización y el diagnóstico de imágenes médicas digitales. Se puede utilizar en el dispositivo móvil y en el ordenador personal conectado a Internet, lo que permite al usuario trabajar en cualquier lugar. Sin embargo, el software no detecta nódulos pulmonares automáticamente, esto se solucionaría si se integra el algoritmo desarrollado en la presente tesis, a su software existente.

El precio es de 950.00€ en su página oficial (Alma Clinic, 2018)

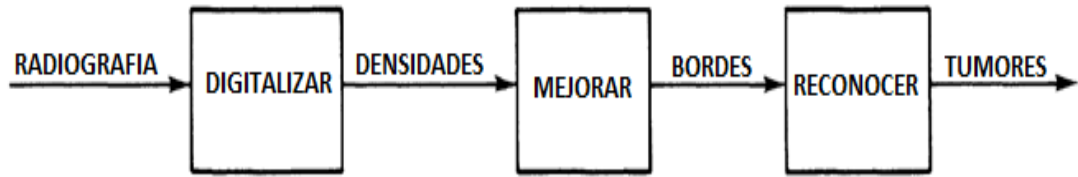


**Figura 2.4.** Software Alma Clinic.  
**Fuente:** Alma Clinic.

### 2.1.2. Publicaciones Científicas e Ingenieriles

- **Un árbol de decisión de estructura tipo escalera para reconocer tumores en radiografías de tórax**

Dana Ballard y Jack Sklansky (1976), en la publicación publicada en IEEE, presenta un procedimiento de ordenador jerárquica para la detección de nódulos en una radiografía de tórax. Primero se obtiene la imagen por medio de un scanner digitalizador después en la parte de pre-procesamiento se plantea una compresión de la imagen para luego pasar por un filtro de alto énfasis, luego se determina la gradiente para determinar contornos y finalmente hacer un reconocimiento de patrones (Ballard & Sklansky, 1976).



**Figura 2.5.** Método propuesto por Ballard y Sklansky.  
**Fuente:** Ballard y Sklansky (1976)

La programación se realizó en Fortran II y el equipo era un The Hewlett-Packard 2114B Computer (figura 2.6) con hardware aritmética de suma y resta de enteros únicamente. El tiempo estimado para ejecutar todo el proceso era de 7h con 45min que para la época fue bueno, debido a que tuvo una optimización de 73%.



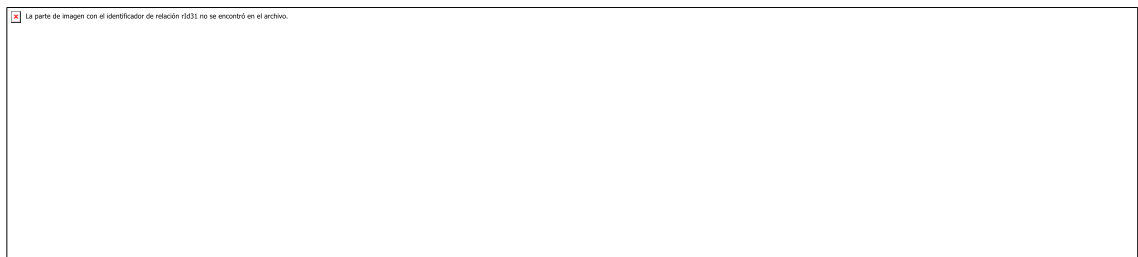
**Figura 2.6.** La computadora Hewlett-Packard 2114B.  
**Fuente:** Museo de computadoras HP.

Se observa que solo se evaluaron 12 muestras radiográficas las cuales dieron un 100% de acierto con tumores grandes de radio mayor a 2cm y un 30% de acierto para tumores pequeños de radio menor a 2cm. Sin embargo, al evaluar solo 12 muestras los resultados no son tan concluyentes respecto al desempeño del método propuesto (Ballard & Sklansky, 1976), esto se soluciona en la presente tesis, ya que se evaluaron más imágenes radiográficas (50 imágenes) y se obtuvo mayor porcentaje de acierto en la evolución (91% de sensibilidad).

- **La supresión de la costilla en las radiografías de tórax para el realce del nódulo pulmonar**

En la publicación se presenta un método de supresión de la costilla basado en el análisis de componentes principales (PCA) para mejorar la visibilidad de los nódulos pulmonares.

En la etapa de pre-procesamiento se realizó primero una compresión de la imagen digitalizada de 2048x2048pixels a 1024x1024pixels y una recuantización de 12bits a 8bits para reducir el tiempo de procesamiento. Luego de reducir el tiempo se procede a ubicar las costillas en la imagen radiográfica y determinar sus características y así poder construir un modelo de costilla la cual se sustraerá de la imagen radiográfica pre procesado logrando obtener una mejora de la visibilidad de nódulos que se encontraban ocultos (Li, Luo, Hu, Li, & Wang, 2015).



**Figura 2.7.** Método propuesto por Li, Luo, Hu, Li y Wang.  
**Fuente:** Li, Luo, Hu, Li y Wang (2015).

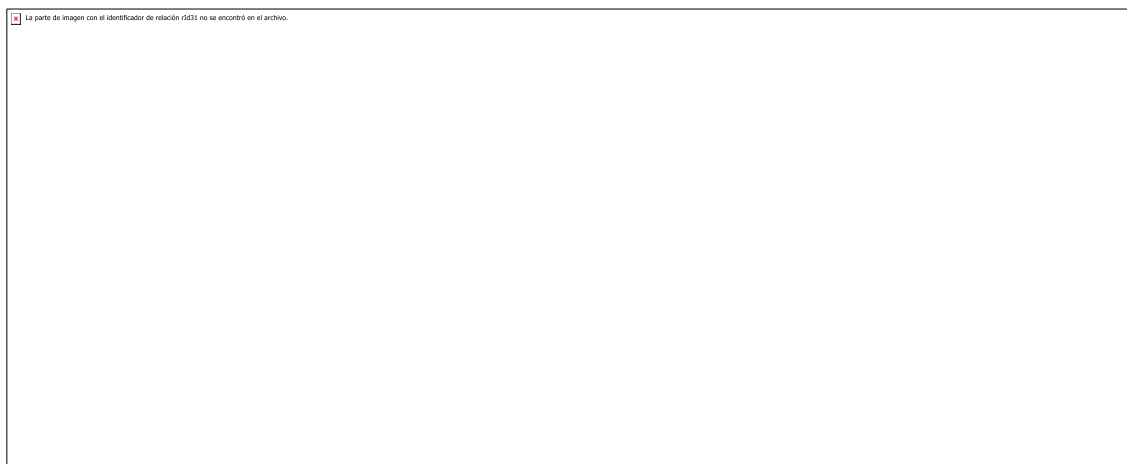
Sin embargo, la investigación no especifica cuantas imágenes radiográficas se sometieron con el método, lo cual hace que no sea tan concluyente en su desempeño (Li, Luo, Hu, Li, & Wang, 2015). Esto se solventa en la investigación realizada en la tesis, debido a que se especifica la cantidad de imágenes y el tamaño de los nódulos detectados.

- **La detección de opacidades redondeadas en radiografías de tórax usando filtro de Índice de Convergencia**

La publicación presenta un método para detectar opacidades redondeadas en radiografías de tórax digitales. Basado en tres filtros que evalúan el grado de convergencia de los vectores gradientes en la zona del píxel de interés. Los

filtros demostraron alta eficacia de resultados en la identificación de tumores malignos. En el artículo proponen que los tumores tienen masa esférica y fondo uniforme, concluyen que su perfil radiográfico se puede modelar como una región convexa redondeada cuyos contornos de densidad iguales sean concéntricos. De esta manera, una vez definido el tumor, se procede a analizar el índice de convergencia para utilizarlo en el filtro de moneda, el filtro iris y el filtro anillo adaptivo (Wei, Hagihara, & Kobatake, 1999).

La primera etapa de procesamiento es la extracción del campo de pulmón en la imagen radiográfica de tórax, luego en el campo de pulmón extraído, se aplica un filtro de diferencia espacial sencilla y se obtiene la orientación del vector de gradiente en cada píxel. La segunda etapa, es la aplicación de los filtros propuestos para el campo vectorial gradiente. En la etapa final detectan los picos locales de la salida del filtro, que se buscan utilizando una máscara de 5 x 5. Los picos locales detectados se clasifican por orden del nivel de salida. Sin embargo, la investigación no muestra cuantos falsos positivos obtiene en las radiografías investigadas (Wei, Hagihara, & Kobatake, 1999).

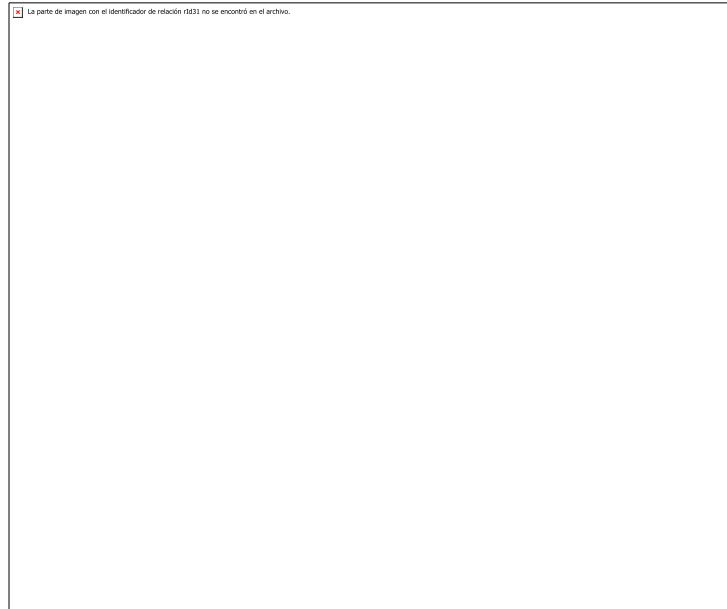


**Figura 2.8.** Método propuesto por Wei, Hagihara y Kobatake.  
**Fuente:** Wei, Hagihara y Kobatake (1999).

- **Clasificación y detección de nódulos pulmonares utilizando Virtual Energía Dual de Imágenes Radiográficas de Tórax**

En la publicación presenta un método que en el pre-procesamiento realiza eliminación de ruidos, luego segmenta los pulmones utilizando un algoritmo

de watershed. En la extracción de características, se rige por el nivel de gris y matriz de co-varianza (GLCM). Por último, la clasificación de las radiografías se determina por el uso de una máquina de soporte vectorial no lineal (SVM) clasificador (Vignesh & Kothavari, 2014).

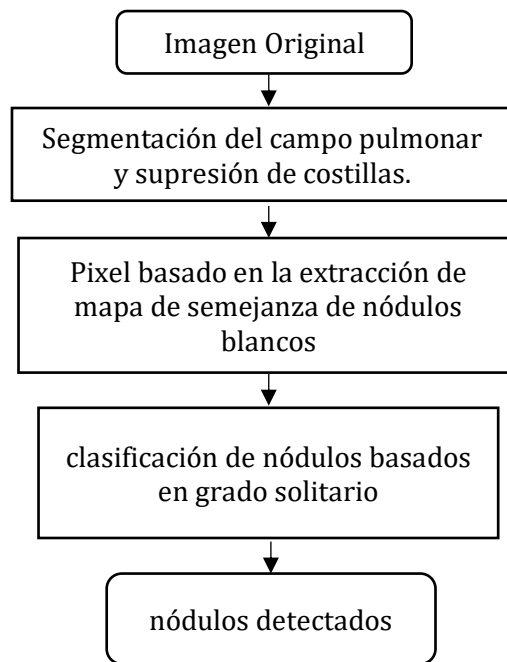


**Figura 2.9.** Método propuesto por Vignesh y Kothavari.  
**Fuente:** Vignesh y Kothavari (2014).

El método (figura 2.9) que se utiliza en este artículo para la identificación de nódulos pulmonares en radiografías de tórax tiene un rendimiento de 77% de precisión, 89% de sensibilidad, 83% especificidad, 85% valor predictivo positivo, 75% valor predictivo negativo. Sin embargo, las imágenes radiográficas evaluadas tenían un tamaño de nódulos variantes entre 5 - 40 mm, lo cual hace que nódulos muy grandes también entren en la estadística de aciertos de detección (Vignesh & Kothavari, 2014).

- **Un enfoque de detección de nódulo pulmonar basado en características solitarias para radiografías de rayos X de tórax**

Emplearon un filtro de índice de convergencia y transformación wavelet estacionario para extraer las características de textura y usó AdaBoost para generar un mapa de semejanza de nódulos blancos (Li, Shen, & Luo, 2018).



**Figura 2.10.** Método propuesto por Li, Shen y Luo.  
**Fuente:** Li, Shen y Luo (2018).

El método que se utiliza en este artículo (figura 2.10) detecta entre el 80% al 93% de los nódulos pulmonares en la base de datos de la Sociedad Japonesa de Tecnología Radiológica (JSRT). Sin embargo, no especifica la región de soporte que se utilizó para el filtro de convergencia y no menciona la carga computacional (Li, Shen, & Luo, 2018).

## 2.2. Conceptos Médicos

A continuación, se describirán los conceptos médicos que se deben tener en cuenta para desarrollar de manera eficiente el proyecto.

### 2.2.1. Radiología

La radiología es la rama de la medicina que utiliza la radiación ionizante y no ionizante para el diagnóstico y tratamiento de la enfermedad. Por otro lado, los médicos especializados en radiología se denominan radiólogos, estos profesionales son experto en imágenes, con entrenamiento especializado en la obtención e interpretación de imágenes médicas.

### 2.2.2. Estructura ósea

En una radiografía de tórax convencional las costillas se suelen visualizar en toda su longitud. Así mismo, la escápula y las clavículas se logran visualizar y distinguir sus sombras con claridad (figura 2.11), pero en ocasiones estas pueden confundirse, si no se conoce bien su anatomía o si la radiografía de tórax no se ha realizado con las condiciones técnicas adecuadas.



**Figura 2.11.** Estructura ósea.  
**Fuente:** Propia.

### 2.2.3. Tráquea

La tráquea se puede diferenciar muy bien, debido a que se encuentra en el centro de la radiografía de tórax (figura 2.12), se diferencia por su fuerte intensidad, por su posición y sus anillos. En el análisis de detección, la tráquea es fundamental debido a su intensidad, separa de manera idónea los dos pulmones.



**Figura 2.12.** Tráquea.  
**Fuente:** Medlineplus.gov.



#### 2.2.4. Hilios

El hilio pulmonar permite que las arterias y venas puedan entrar y salir del pulmón. En las radiografías se pueden observar los hilios pulmonares en la silueta cardiovascular (figura 2.13), tienen baja densidad lo que hace que se pueda confundir con algún nódulo (Pedrosa & Casanova, 1994).



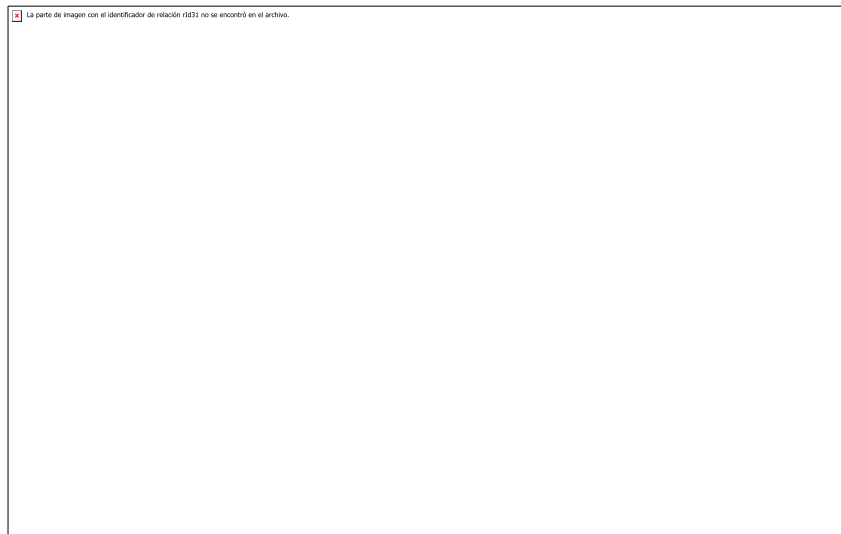
**Figura 2.13.** Hilios pulmonares.  
**Fuente:** Scielo.conicyt.cl.

#### 2.2.5. Rayos X

Cuando los electrones inciden a velocidades mayores a las normales sobre la materia y estos a su vez son parados de manera repentina, dan origen a los rayos X. La radiación X, al incidir sobre la materia, se convierte en ionizante, con lo que es perjudicial para la salud estar expuesto constantemente (Pedrosa & Casanova, 1994).

### 2.2.6. Nódulo pulmonar solitario

Abarca un gran porcentaje de los diagnósticos de cáncer de pulmón. Se detectan mediante medicina preventiva o medicina ocupacional. Se localizan en la periferia del pulmón. Los tamaños suelen variar (figura 2.14), su forma en la mayoría de los casos es lobulado, pero también se pueden encontrar especulados o irregulares, los cuales son las más peligrosos a largo plazo.



**Figura 2.14.** Nódulo pulmonar solitario.  
**Fuente:** Tuasaude.com.

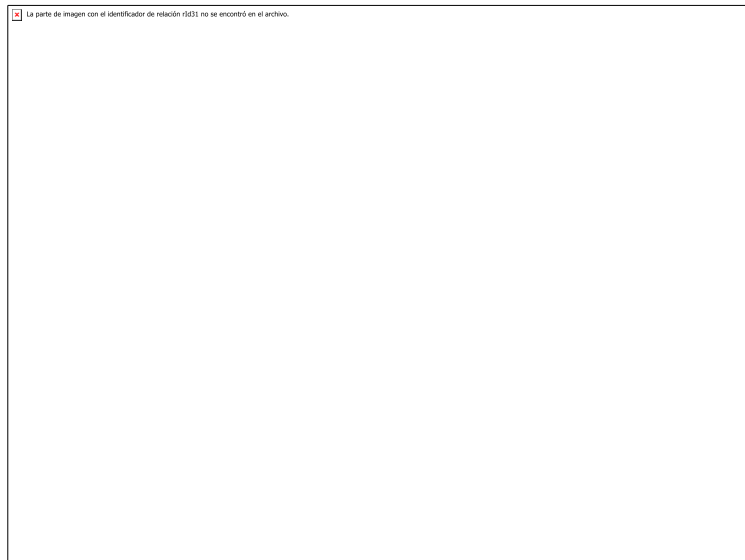
En la tabla 2.1, se detallan los riesgos de malignidad de los nódulos pulmonares.

**Tabla 2.1.** Riesgo de malignidad.  
**Fuente:** Propia

Variable	Bajo riesgo	Intermedio	Alto riesgo
Tamaño (diámetro en cm)	<1.5	1.5-2.2	>2.3
Bordes	Liso o regular	Patrón mixto o lobulado	Irregular o especulado
Edad (años)	<35	35-50	>50

### 2.2.7. Masa tumoral

Suele ser de tamaño superior a los 4 cm de diámetro como se puede observar en la figura 2.15 y tiene más probabilidad de ser maligna. Se suele localizar frecuentemente en el hilio.



**Figura 2.15.** Masa tumoral.  
**Fuente:** Anmm.org.mx.

### 2.2.8. Sensibilidad

En un índice que da a conocer, el porcentaje de detecciones verdaderas de anomalías en un paciente que se conoce que está enfermo. Se puede llegar a la conclusión que mientras sea menor la cantidad de diagnósticos que indiquen que la persona se encuentra bien, pero en realidad está enferma, la sensibilidad aumentaría. (Pedrosa & Casanova, 1994).

### 2.2.9. Especificidad

En un índice que da a conocer, el porcentaje de detecciones de verdaderos negativos en un paciente que se conoce que no está enfermo. Por ese motivo, cuanto más alto sea el número de diagnósticos que indiquen que la persona se encuentra enferma, pero en realidad este sana, la especificidad será menor (Pedrosa & Casanova, 1994).

### **2.2.10. Precisión**

Da a conocer la probabilidad de acierto, cuando coincide el diagnóstico positivo, con que la persona se encuentre en realidad enferma (Pedrosa & Casanova, 1994).

### **2.2.11. Fleiss Kappa**

Fleiss kappa es una medida estadística de confiabilidad entre evaluadores, este indicativo se aplica para un número finito de evaluadores, mayores a dos, que realicen calificaciones a un número fijo de elementos. El resultado final se puede interpretar como con una medida de acuerdo entre especialistas.

## **2.3. Fundamentos de Procesamiento digital de imágenes**

A continuación, se describirán los conceptos de procesamiento digital de imágenes que se deben tener en cuenta para desarrollar de manera eficiente los algoritmos de mejora de la imagen, segmentación de región de intereses, extracción de nódulos pulmonares y extracciones características.

### **2.3.1. Píxel**

El píxel, surge de la combinación de dos palabras inglesas, picture (imagen) y element (elemento), proporciona información fundamental para poder trabajar con la imagen, como por ejemplo su resolución espacial y su nivel de cuantización, los cuales son importantes conocer al crear algoritmos de procesamiento digital de imágenes. (Gonzalez, 2009).

### **2.3.2. Imagen digital**

La imagen digital se crea al agrupar una cierta cantidad finita de píxeles, estas se pueden dividir en:

- Imágenes monocromas: estas son representadas por una función bidimensional de intensidad de luz,  $f(x, y)$  se puede observar en la ecuación 2.1, donde  $x$  e  $y$  son coordenadas espaciales y  $f$  la amplitud,

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & f(0,2) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & f(1,2) & \dots & f(1, N-1) \\ f(2,0) & f(2,1) & f(2,2) & \dots & f(2, N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & f(M-1,2) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

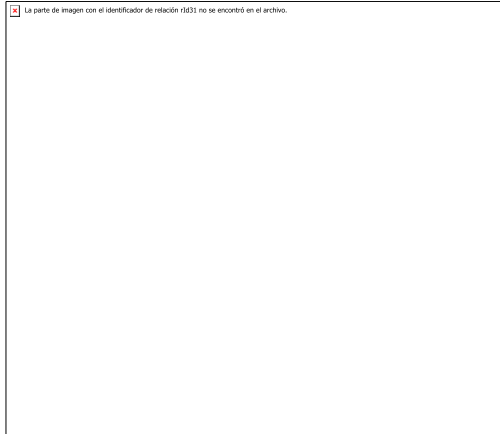
- Imágenes polícromas: estas son representadas por una función tridimensional de intensidad de luz,  $f(x, y, n)$ , donde  $n$  representa a 3 componentes de color primarios RGB (rojo, verde y azul) dependiendo del formato a utilizar.

### 2.3.3. Procesamiento Digital de Imágenes

Se puede definir como la ciencia que modifica las imágenes digitales, a través de un ordenador digital. Los cambios que se producen en las imágenes por lo general se basan en algoritmos automáticos desarrollados para diferentes finalidades (Gonzalez, 2009).

### 2.3.4. Vecindad de un pixel

Se denomina vecindad de un pixel, a los pixeles que rodean directamente un pixel de coordenadas  $(x, y)$ , estas se componen por los vecinos horizontales, verticales y diagonales, formando la 8-vecindad, la cual puede incrementarse o disminuir de acuerdo a los requerimientos del algoritmo, se especifica en la figura 2.16.



**Figura 2.16.** Demostración grafica de vecindad 8.  
**Fuente:** Propia.

### 2.3.5. Etiquetado de imágenes

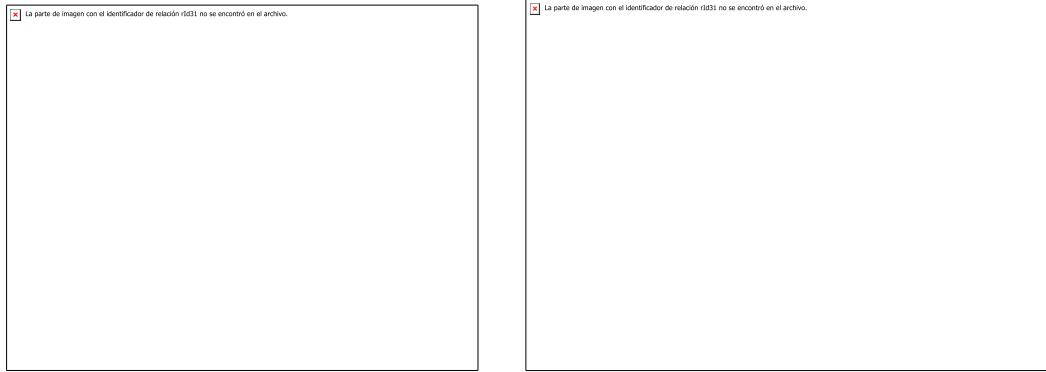
Consiste en identificar de forma individual cada objeto en una imagen, proporcionándole a cada una de ellas una etiqueta. La etiqueta es un valor numérico que permite identificar todos los píxeles que forman parte de una misma región. De esta manera, la imagen de etiquetas permitirá la extracción de características de cada una de las regiones conexas de la imagen.

### 2.3.6. Histograma

El histograma se puede demostrar mediante la siguiente ecuación:

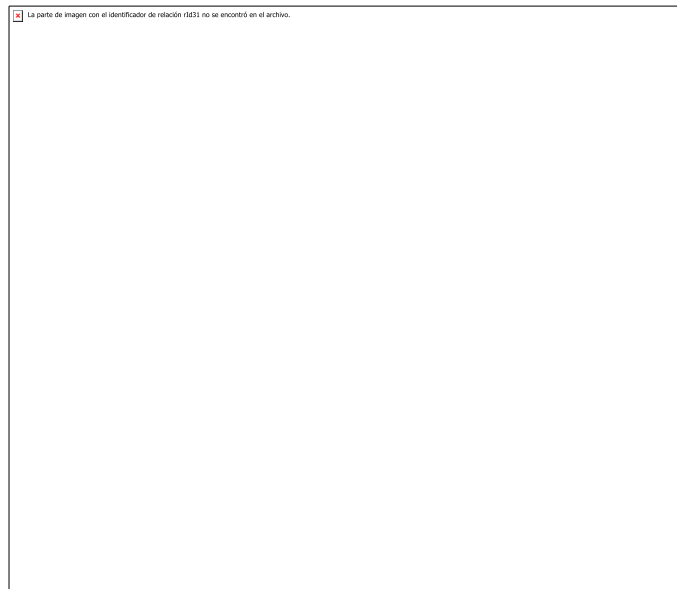
$$h(i) = \frac{Ni}{n} \quad (2.2)$$

Donde  $n$  es el número total de píxeles de la imagen,  $i$  es el nivel de gris ( $i = 0, \dots, 255$ ) y  $Ni$  es el número de píxeles de la imagen que contiene  $i$  como nivel de gris. Por consiguiente, se puede inferir que  $h(i)$  da a conocer la probabilidad de aparición de niveles de gris para cada  $i$ , como se observa en la figura 2.17 (Gonzalez, 2009).



**Figura 2.17.** Histograma.  
**Fuente:** Propia.

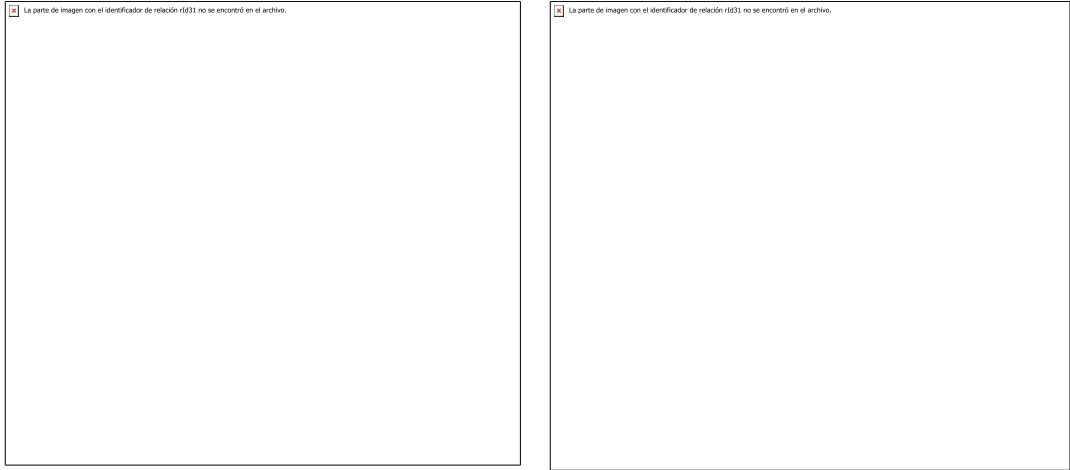
Puede utilizarse con eficacia para la mejora, compresión y segmentación de la imagen, este proceso se describe en la figura 2.18.



**Figura 2.18.** Funcionamiento del histograma.  
**Fuente:** Propia.

### **2.3.7. Corrección gama**

La corrección gamma es una función de transferencia que compromete la manipulación directa de píxeles en una imagen, es un procedimiento que opera directamente sobre los píxeles de la imagen, como se observa en la figura 2.19.

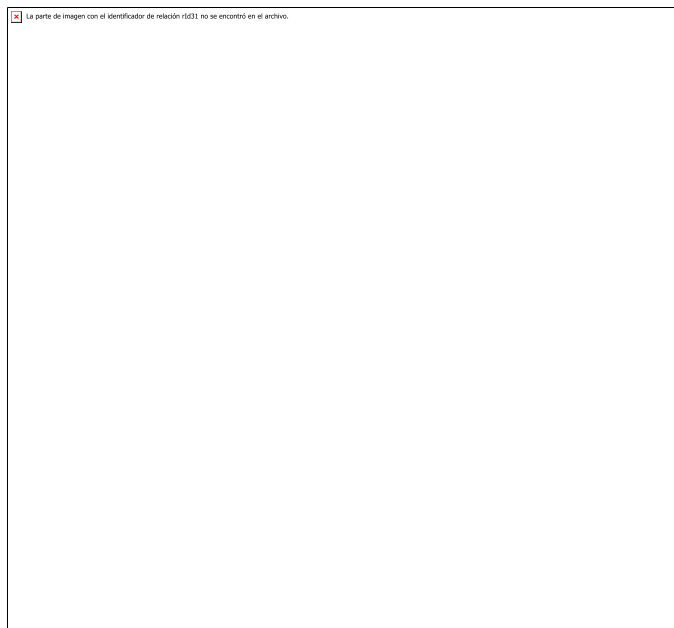


**Figura 2.19.** Corrección gama de una imagen radiográfica.  
**Fuente:** Propia.

Los valores de los píxeles, antes y después de la transformación, se denotarán por  $r$  y  $s$ , respectivamente. Siendo  $c = 1$  para la mayoría de los casos y  $\gamma$  el valor de la corrección gamma. Como se indica en la sección anterior, estos valores están relacionados por una expresión de la siguiente forma:

$$s = c \cdot r^\gamma \quad (2.3)$$

En la siguiente imagen se muestra  $s$  vs  $r$  para diferentes valores de  $\gamma$  (figura 2.20).



**Figura 2.20.** Grafica de la ecuación de corrección gama.  
**Fuente:** Lujano (2015).



### 2.3.8. Método de Otsu

Otsu es un método que detecta de manera automática un umbral óptimo para la umbralización. El número de píxeles con nivel de gris  $i$  se denota como  $n_i$ , y la probabilidad de ocurrencia del nivel de gris  $i$  en la imagen está dada por:

$$P_i = \frac{n_i}{N_p} \quad (2.4)$$

Una vez normalizado el histograma, se elige un umbral  $t$ , en el caso de la umbralización en dos niveles de una imagen, los píxeles son divididos en dos clases: C1, con niveles de gris  $[1, \dots, t]$ ; y C2, con niveles de gris  $[t + 1, \dots, L]$ . Por lo tanto, la distribución de probabilidad de los niveles de gris para las dos clases están representadas por  $\omega_1$  y  $\omega_2$ , ya que estos dividen a  $P_i$  (probabilidad de ocurrencia) según los intervalos de cada clase (Otsu, 1979).

$$\omega_1(t) = \sum_{i=1}^t P_i \quad \omega_2(t) = \sum_{i=t+1}^L P_i \quad (2.5)$$

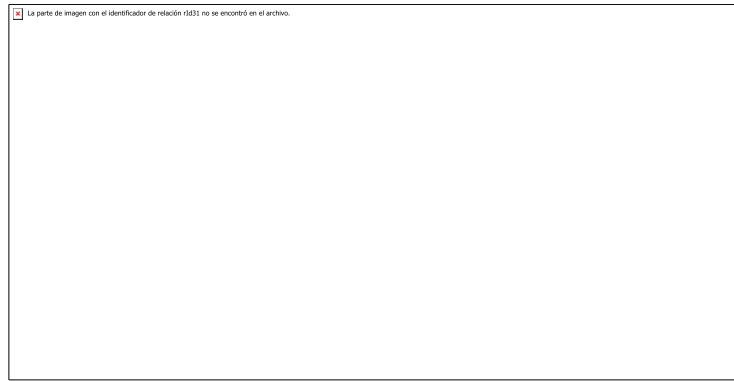
Adicionalmente, se tiene que calcular la media representada por  $\mu_1$  y  $\mu_2$  para la clase C1 y la clase C2, luego se halla la intensidad media de toda la imagen  $\mu_T$ , como se puede apreciar en las siguientes ecuaciones:

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^t \frac{i \cdot P_i}{\omega_1(t)} \quad \mu_2 = \sum_{i=t+1}^L \frac{i \cdot P_i}{\omega_2(t)} \quad (2.6)$$

$$\mu_T = \omega_1(t) \cdot \mu_1 + \omega_2(t) \cdot \mu_2 \quad (2.7)$$

Por último, se halla el umbral óptimo, obteniendo la varianza, tal cual se especifica en la ecuación 2.8.

$$\sigma_B^2 = \omega_1 \cdot (\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2 \cdot (\mu_2 - \mu_T)^2 \quad (2.8)$$



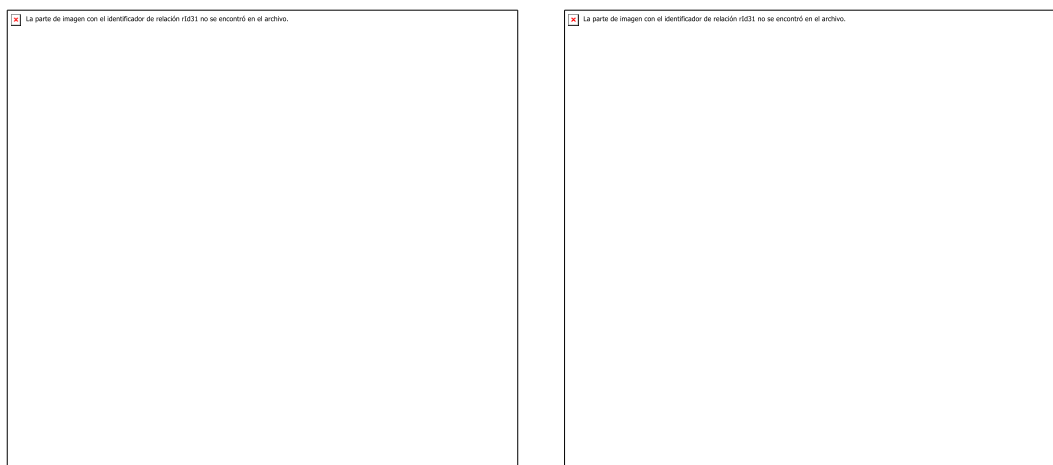
**Figura 2.21.** Detección de un umbral optimo a través del método Otsu.  
**Fuente:** Propia.

### 2.3.9. Umbralización

Es una técnica de segmentación, la cual dependiendo al requerimiento de extracción de la región de interés, este puede tomar diferentes umbrales para la segmentación, colocando “1” a los valores que estén por debajo del umbral esperado y “0” a los que estén por encima, lo que conlleva a una separación de pixeles de interés, como se puede observar en la ecuación 2.9.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow Z(x, y) < T \\ 0 & \Leftrightarrow Z(x, y) \geq T \end{cases} \quad (2.9)$$

Donde  $T$  es el umbral por utilizar,  $Z(x, y)$  es la imagen en escala de grises y  $g(x, y)$  es la imagen binarizada (figura 2.22).



**Figura 2.22.** Umbralización de una imagen radiográfica.  
**Fuente:** Propia.

### 2.3.10. Proyecciones

Las proyecciones, son vectores que expresan de manera exacta en algunos casos, la forma de la imagen digital, lo cual hace que sea muy útil cuando se quiere extraer una región de interés.

Las proyecciones son la sumatoria de los píxeles de filas y columnas. Se define con las siguientes ecuaciones:

Proyección vertical:

$$V(y) = \sum_{x=0}^{m-1} Im(x, y); \forall y = 0, \dots, n \quad (2.10)$$

Proyección horizontal:

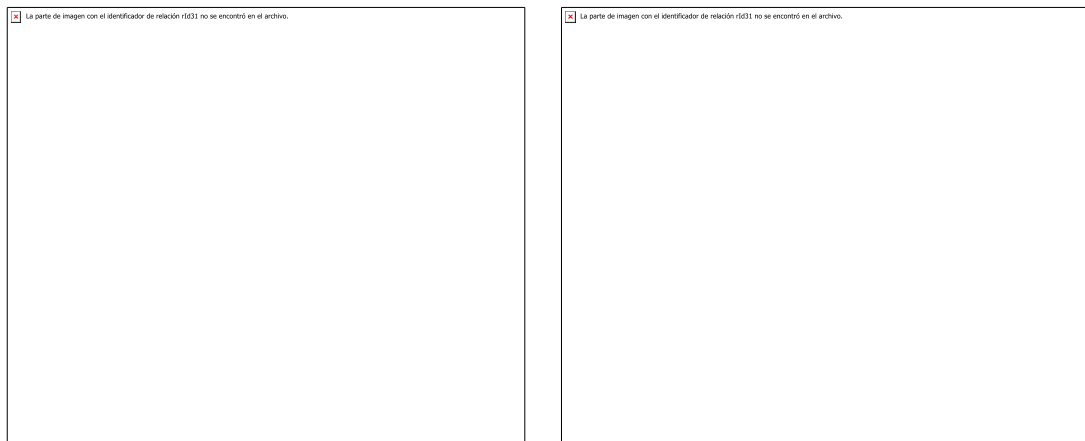
$$H(x) = \sum_{y=0}^{n-1} Im(x, y); \forall x = 0, \dots, m \quad (2.11)$$

Donde:

$Im$ : Imagen

$m, n$ : Dimensiones de  $f$

Para la obtención de la posición de los bordes de los pulmones, se usa la proyección vertical, como se observa en la figura 2.23.

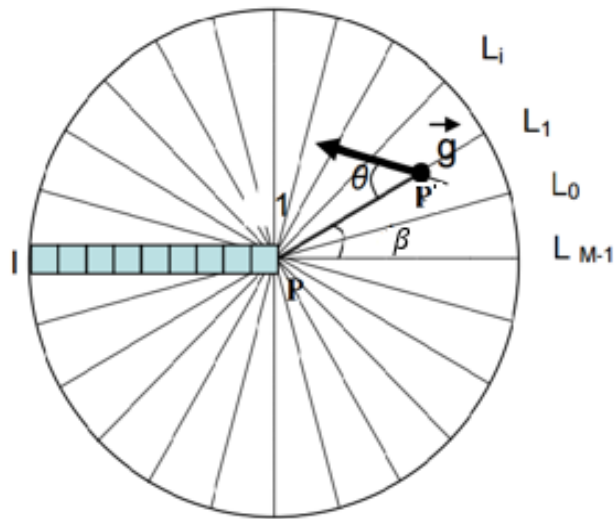


**Figura 2.23.** Proyección Vertical de una radiografía de tórax umbralizada.

**Fuente:** Propia.

### 2.3.11. Filtro de convergencia

Es un método que evalúa el grado de convergencia de una imagen, consiste en  $M$  semirrectas radiando desde el píxel de interés  $P(i, j)$ , cada semirrecta se denota como  $L_i = 0, 1 \dots, (M - 1)$ . En cuanto al píxel de interés, se calcula el vector gradiente 'g' de un píxel  $P'(i, j)$ , en donde  $\theta$  es el ángulo formado por el vector gradiente 'g' en dicho punto y el vector unitario que apunta hacia  $P(i, j)$  y  $r$  es la distancia que conecta ambos puntos. Por otro lado, el ángulo  $\beta$ , es aquel formado desde el origen del píxel de interés hasta el píxel  $P'(i, j)$ , como se muestra en la figura 2.24 (Kobatake & Hashimoto, 1999).



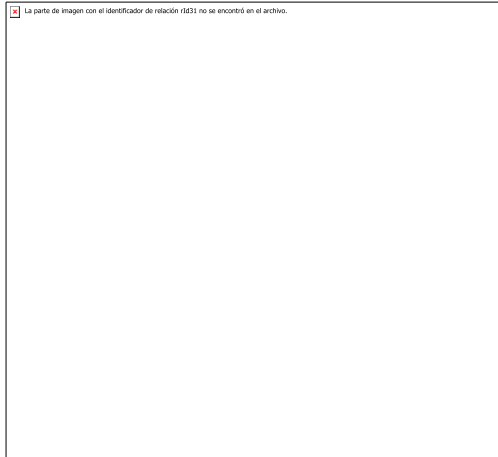
**Figura 2.24.** Ubicación del píxel de interés.  
Fuente: Suárez (2009)

Como se puede observar en la figura 2.24 el píxel  $P'(i, j)$  que dista una longitud  $r$  en la dirección del ángulo  $\beta$  con respecto al píxel de interés  $P(i, j)$ , se puede expresar como la ecuación:

$$P'(i, j) = P'(i + r \cos \beta, j + r \sin \beta) \quad (2.12)$$

El ángulo  $\theta'$  del vector gradiente del punto  $P'(i, j)$  se calcula mediante la ecuación 2.13, el cual utiliza la máscara del vector gradiente mostrada en la figura 2.25.

$$\theta' = \arctan \left\{ \frac{(f_2 + f_3 + f_4) - (f_6 + f_7 + f_8)}{(f_1 + f_2 + f_8) - (f_4 + f_5 + f_6)} \right\} \quad (2.13)$$



**Figura 2.25.** Máscara vector gradiente.

**Fuente:** Suárez (2009)

El ángulo formado por el segmento de línea que une  $P(i, j)$  con  $P'(i, j)$  y el vector gradiente está definida por la ecuación 2.14.

$$\theta = \beta + \theta' \quad (2.14)$$

Luego, para poder hallar el grado de convergencia sobre una semi recta, se emplea la ecuación 2.15.

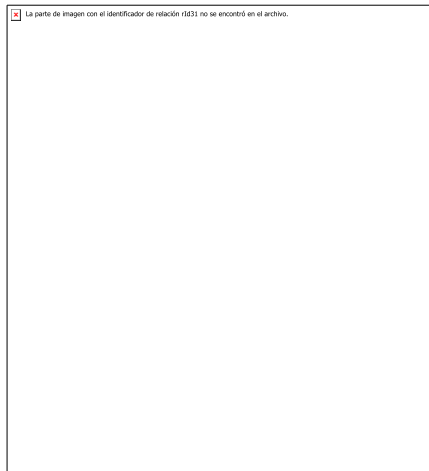
$$ci = \frac{1}{R_i} \sum_{j=1}^{R_i} \cos(\theta_j) \quad (2.15)$$

Donde  $R$  es el número de píxeles en la semirrecta con respecto a  $i$  y  $\theta_j$  es la orientación del vector gradiente del punto  $P$  con respecto a la orientación de la semirrecta. El  $\cos(\theta)$  es semejante a la convergencia de cada píxel en la imagen analizada. La convergencia total se halla mediante la suma de todas las convergencias individuales.

Filtro Moneda, es el filtro de convergencia elemental, cuanta con una región de apoyo fija circular (figura 2.26). Se define mediante la ecuación 2.16:

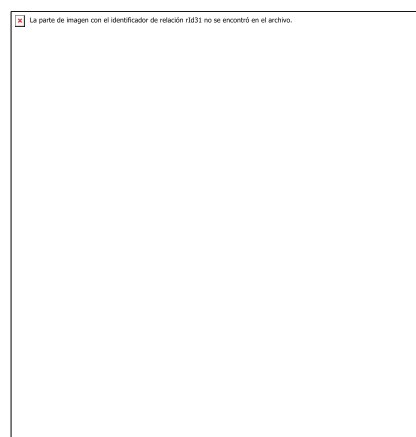
$$FM = \max_{0 \leq r \leq Rmax} \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^M \sum_{j=1}^r IC_{ij} \quad (2.16)$$

Donde  $IC$  es el índice de convergencia,  $M$  es el número de semirrectas a evaluar que conforman la región de apoyo y  $Rmax$  el radio máximo (Kobatake & Hashimoto, 1999).



**Figura 2.26.** Región de apoyo filtro moneda.  
**Fuente:** Aguilón, Duarte, Herrera (2014).

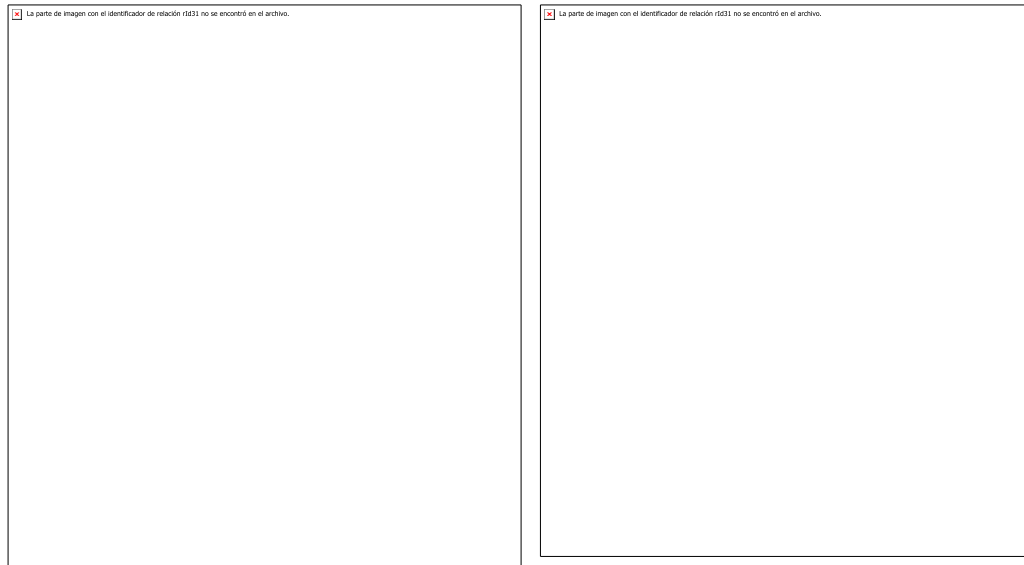
El filtro iris (FI) es semejante al filtro moneda (figura 2.27).



**Figura 2.27.** Filtro iris.  
**Fuente:** Aguilón, Duarte, Herrera (2014).

El FI maximiza la convergencia de cada radio de manera independiente, adaptando el radio para cada semirrecta. El filtro se puede modelar por medio de la ecuación 2.17 y se puede observar en la figura 2.28.

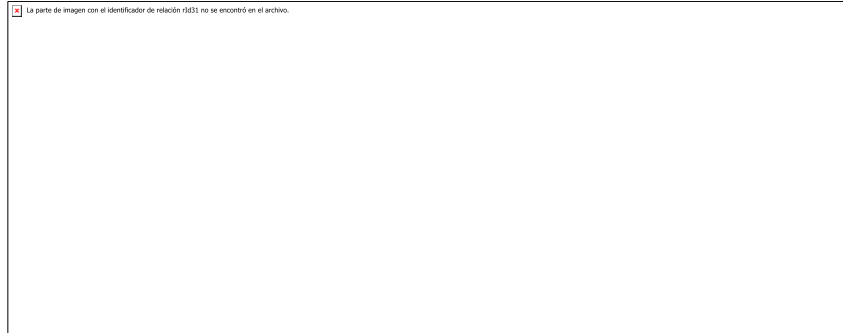
$$FI = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M \left( \max_{0 \leq r \leq Rmax} \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r IC_{ij} \right) \quad (2.17)$$



**Figura 2.28.** Aplicación del Filtro de Iris en una imagen radiográfica  
**Fuente:** Propia.

### 2.3.12. Apertura y cierre

Para poder realizar la apertura de una imagen se debe primero aplicar la erosión y luego la dilatación, este método suaviza los bordes de la imagen examinada y elimina pixeles que se encuentren afuera de la zona de interés o sean muy pequeños. Para realizar el cierre se debe de realizar lo mismo, pero en sentido contrario, es decir, primero se aplica la dilatación y posteriormente la erosión (figura 2.29).



**Figura 2.29.** Aplicación de apertura y cierre  
**Fuente:** Propia.

### 2.3.13. Circularidad

Es definido como la proporción del área de una región circular, esta se expresa de la siguiente manera:

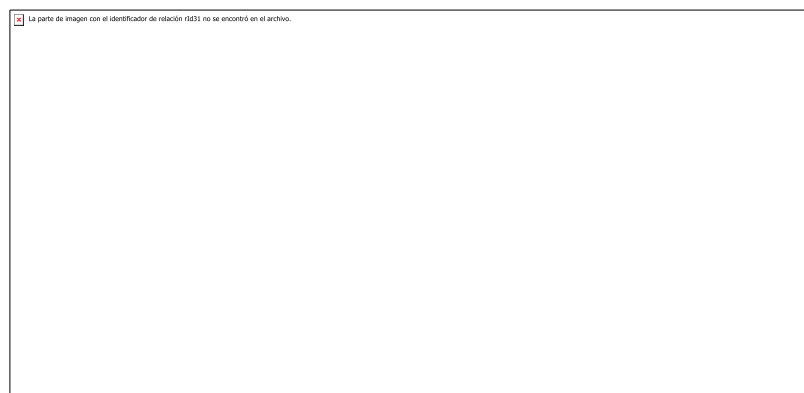
$$C = \frac{4\pi \times A}{pe^2} \quad (2.18)$$

Donde:

$A$  =área

$pe$  =perímetro

La ecuación tiene un valor máximo de 1, mientras más cercano sea el valor a este número, la región es más compacta y cercana a la circunferencia. En la figura 2.30 se muestra un elemento estructurante con un valor de circularidad de '0.9'.



**Figura 2.30.** Elemento estructurante.  
**Fuente:** Propia.



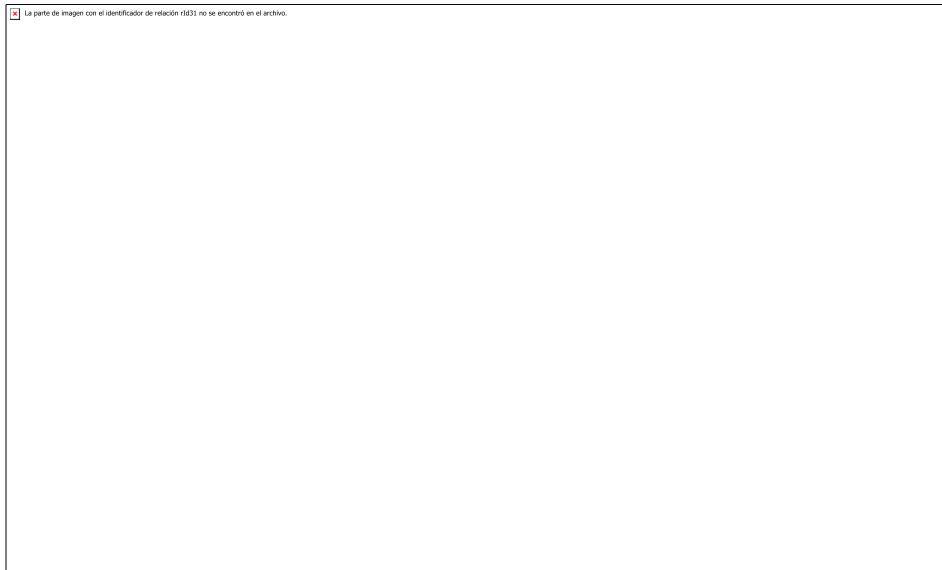
## **2.4 Comentario final**

Lo descrito en el marco teórico ayudará a comprender el desarrollo del proyecto para realizar el algoritmo de identificación de nódulos pulmonares. Adicionalmente, la investigación ayudó a comprender los conceptos médicos y a analizar los alcances del proyecto gracias al estado del arte.

## CAPÍTULO III. METODOLOGÍA

### 3.1. Materiales

Con la finalidad de obtener un buen desempeño del algoritmo en el procesamiento digital de imágenes, los requerimientos técnicos más importantes para las computadoras son los siguientes:



**Figura 3.1.** Diagrama pictórico de los dispositivos a utilizarse para el desempeño del algoritmo propuesto en el proyecto.

**Fuente:** Propia.

**Disco Duro de 160 GB Samsung (Figura 3.1.1):** Se usará para el almacenamiento del software, imágenes, sistema operativo, drivers, etc. Tiene un costo en el Perú de S/70.00.

**Tabla 3.1.** Características de los diferentes discos duros.  
**Fuente:** Propia.

<b>Criterios/Dispositivos</b>	<b>Disco Duro de Samsung 160 GB</b>	<b>Disco Duro Sata Hitachi 2.5 160gb</b>	<b>Disco Duro Toshiba Sata 160gb</b>
<b>Características principales</b>	7,200 rpm, Caché 8MB	7200 RPM, Caché 8MB	5400 RPM, Caché 8MB
<b>Precio</b>	S/. 70.00	S/70.00	S/80.00
<b>Power Supply</b>	5V - 800/2000mA	5V 3A	5V 2A

**Procesador Core i5 de sexta generación (Figura 3.1.2):** Se usará para tener una rápida respuesta a los algoritmos de identificación y segmentación.

**Tabla 3.2.** Características de los diferentes procesadores.  
**Fuente:** Propia

<b>Criterios/Dispositivos</b>	<b>Procesador Core i5</b>	<b>Procesador AMD A4</b>
<b>Características principales</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 2 Núcleos</li> <li>• Frecuencia de 3.2Ghz</li> <li>• Voltaje de 0.65V a 1.4V</li> <li>• Cache 4MB</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 2 Núcleos</li> <li>• Frecuencia de 2.7Ghz</li> <li>• Voltaje de 0.6V a 1.2V</li> <li>• Cache 2MB</li> </ul>
<b>Precio</b>	\$. 120.00	\$69.00

**Memoria RAM de 4GB Kingston (Figura 3.1.3):** Se utilizará en mayor parte para la ejecución del procesamiento digital de imágenes.

**Tabla 3.3.** Características de las diferentes memorias RAM.  
**Fuente:** Propia

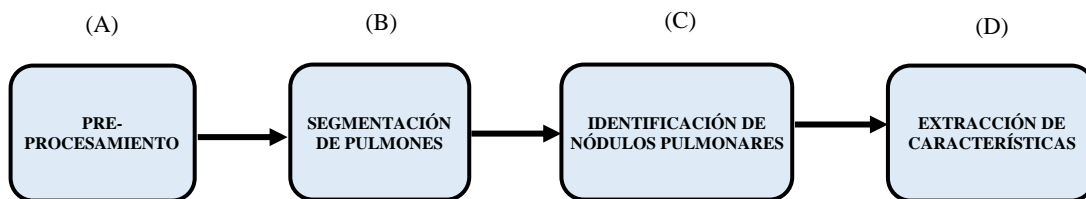
<b>Criterios/Dispositivos</b>	Memoria RAM de 4GB Kingston	RAM AMD A4
<b>Características principales</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Velocidad 1333 MHz</li> <li>• Voltaje de 1.5 V</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Velocidad 400MHz</li> <li>• Voltaje de 2.5 V</li> </ul>
<b>Precio</b>	S/. 115.00	S/.120.00

**Lectora de DVD Samsung (Figura 3.1.4):** Se utilizará para leer los CD de los pacientes en donde tienen almacenadas las imágenes radiográficas. Su precio en el Perú es de S/80.00.

**Matlab:** Los algoritmos desarrollados en este proyecto se programaron en Matlab, el cual es un software matemático, muy empleado para estudios e investigaciones, cuenta con lenguaje M, un lenguaje de programación propio muy intuitivo y práctico para procesamiento de imágenes. Además, dispone de herramientas adicionales como las plataformas de simulación multidominio y la interfaz de usuario (GUIDE).

### **3.2. Método**

En la presente tesis se adoptó una nueva metodología, la cual se divide en pre-procesamiento, segmentación de pulmones, identificación de nódulos pulmonares y extracción de características, estas se describirán a continuación:



**Figura 3.2.** Diagrama de Bloques de las etapas que se desarrollarán en la tesis.  
**Fuente:** Propia.

Pre-procesamiento(A): En este punto se mejorará la imagen a través de corrección gamma, con la finalidad de ayudar a los filtros que se utilizarán en las demás etapas.

Segmentación de pulmones(B): Para la detección de nódulos pulmonares, es necesario delimitar el área de búsqueda para obtener un mejor desempeño y disminuir significativamente la carga computacional del algoritmo. Por ello se procede a segmentar los pulmones utilizando métodos de umbralización y de análisis de proyecciones.

Identificación de nódulos pulmonares(C): Luego de obtener la región de interés (los pulmones), se procede a detectar los nódulos pulmonares utilizando filtro de convergencia y geométricos.

Extracción de características(D): Por último, para el proceso de extracción de características, el algoritmo identificará de forma individual cada objeto de la imagen resultante del filtro, proporcionándole a cada una de ellas una etiqueta. De esta manera, la imagen de etiquetas permitirá la extracción de características de cada una de las regiones conexas de la imagen.

### 3.3 Comentario final

Lo descrito en la metodología, ayudará a comprender el método propuesto que tendrá el desarrollo del proyecto, ya que describe los cuatro pasos fundamentales que tendrá la investigación para lograr la detección de nódulos pulmonares. Adicionalmente, la metodología da a conocer los principales materiales que se requieren para lograr procesar el algoritmo.

## CAPÍTULO VI. DESARROLLO DEL PROYECTO

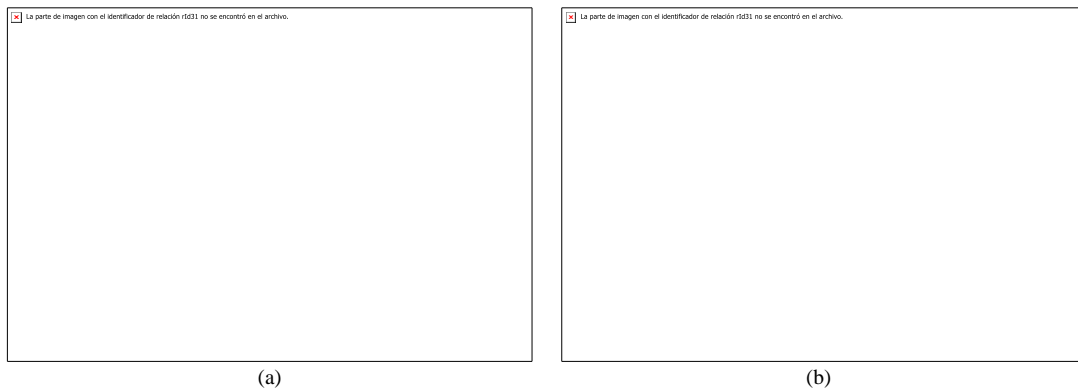
Para el desarrollo del algoritmo, se describirá en etapas, como se especificó en la metodología.

### 4.1. Pre-procesamiento

Con la finalidad de realizar un realce significativo de la región de interés, como parte del pre-procesamiento se realizó la corrección gama a la imagen según la ecuación 4.1, con la finalidad de resaltar el área pulmonar en la imagen (zona oscura) y facilitar el algoritmo de segmentación pulmonar (figura 4.1).

$$I_g(x, y) = \text{round} \left( 255 \cdot \left( \left( \frac{I_r(x, y)}{255} \right)^{1.5} \right) \right) \quad (4.1)$$

Donde  $I_r(x, y)$  es el valor de intensidad de gris de entrada de la imagen y  $I_g(x, y)$  es el valor de intensidad de gris de salida resultante de la imagen.



**Figura 4.1.** Imagen original (a), imagen con gamma = 1.5 (b).  
**Fuente:** Propia.

## 4.2. Segmentación de pulmones

Para la detección de nódulos pulmonares, es necesario delimitar el área de búsqueda para obtener un mejor desempeño y disminuir significativamente la carga computacional del algoritmo.

Existen varios métodos de umbralización, en esta investigación se realizó la evaluación de tres métodos teniendo en cuenta la característica de una CRX, estos son: Método de Otsu, Método de entropía Shannon, Método de Kapur, Sahoo y Wong. Con el propósito de evaluar los métodos de umbralización se utilizó como medida de desempeño la métrica de uniformidad de la imagen, la cual se representa mediante la siguiente ecuación:

$$U(t) = 1 - \frac{\sigma_o^2 + \sigma_f^2}{A} \quad (4.2)$$

Dónde:  $A$  es el factor de normalización,  $\sigma_o^2$  es la varianza de la clase de los objetos y  $\sigma_f^2$  es la varianza de la clase del fondo.

**Tabla 4.1.** Promedio de los parámetros de rendimiento de los 3 métodos: Otsu, Entropía Shannon y Kapur, Sahoo y Wong.

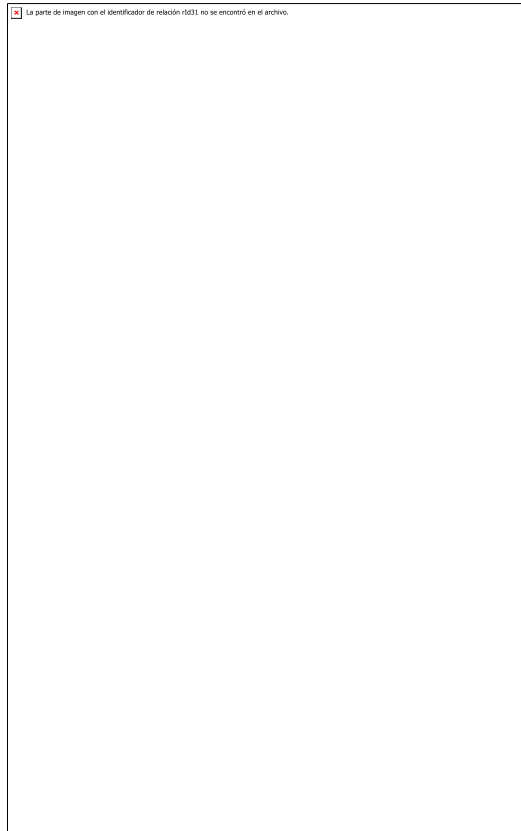
**Fuente:** Propia

	Numero de Imágenes	Uniformidad	clasificación
OTSU-Log Normal	50	96.5%	1ro
Entropía Shannon	50	87.2%	2do
Kapur,Sahoo y Wong	50	80.9%	3ero

La Tabla 4.1 demuestra que Otsu obtiene un alto grado de uniformidad (96.5%) con respecto a los otros métodos, por este motivo, se procede a segmentar los pulmones umbralizando la imagen utilizando el algoritmo de OTSU. Dicho algoritmo calcula el umbral óptimo, maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva. Como se puede apreciar en la ecuación 4.3.

$$T = \text{Max}\{\sigma^2(t)\} \quad 1 \leq t \leq L \quad (4.3)$$

Donde  $T$  es el máximo umbral óptimo,  $t$  es el umbral óptimo,  $L$  son los niveles de grises y  $\sigma^2$  es la varianza entre clases, como se puede observar en la figura 4.2, se detalla los pasos del método Otsu, tal cual se explicó en el marco teórico.



**Figura 4.2.** Diagrama de bloques del método OTSU.  
**Fuente:** Propia.

Una vez obtenido el umbral se binariza la imagen obtenida de la corrección gamma  $I_g(x, y)$  aplicando la ecuación 4.4. De esta manera, el objeto de interés (pulmones) será binarizado (Figura. 4.4.b)

$$I_o(x, y) = \begin{cases} 1, & I_g(x, y) < T \\ 0, & I_g(x, y) \geq T \end{cases} \quad (4.4)$$

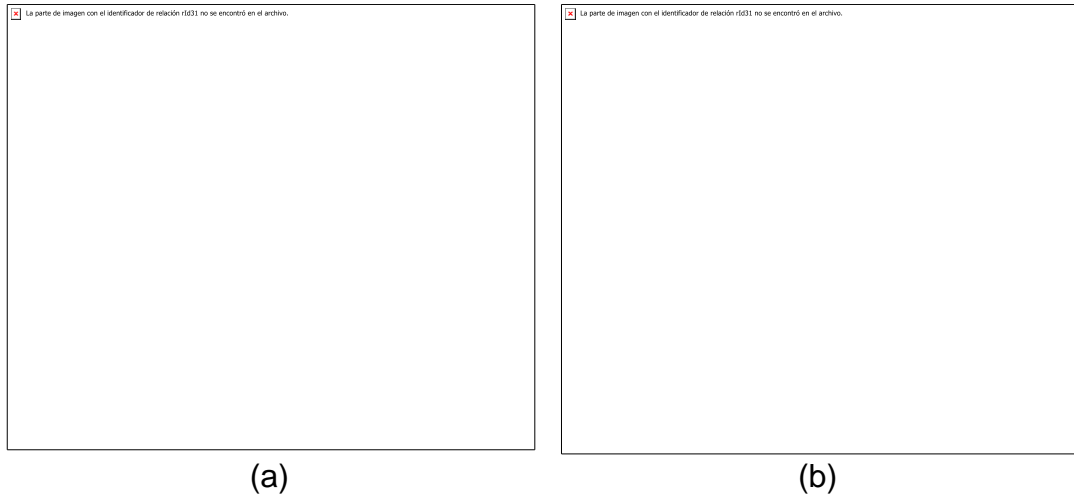
Donde  $I_o(x, y)$  es la imagen binarizada. Dicho proceso explicado anteriormente se puede observar en la figura 4.3, donde se especifica el proceso de umbralización, tal cual se explicó en el marco teórico.





**Figura 4.3.** Diagrama de flujo de Umbralización.  
**Fuente:** Propia.

Sin embargo, como se observa en Figura 4.4.b, no solo se diferencian los pulmones con la tonalidad negra, por ese motivo se realizó un algoritmo, el cual pueda distinguir únicamente los pulmones.



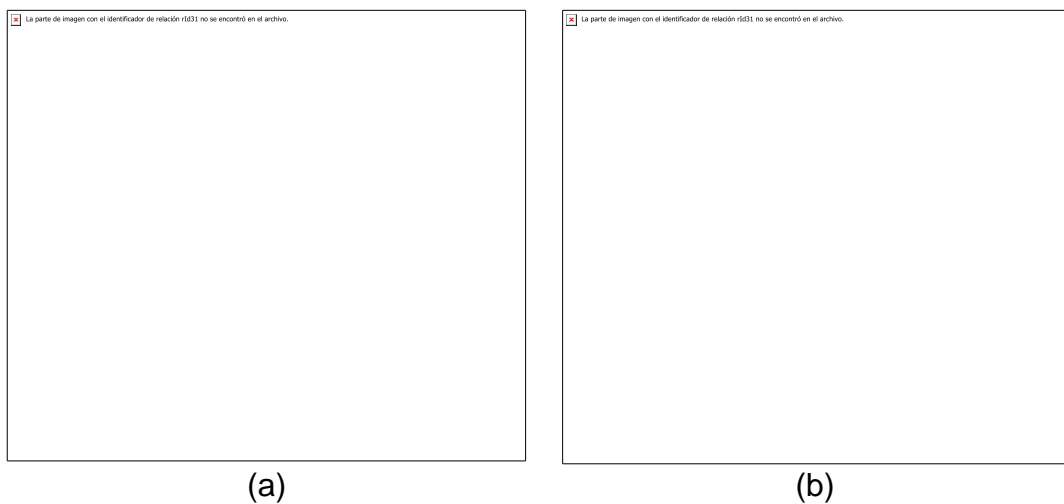
**Figura 4.4.** Imagen original (a), Imagen binarizada (b).  
**Fuente:** Propia.

Para realizar este proceso se utiliza la proyección vertical (Fig. 4.5a) y la proyección horizontal (Fig. 4.5b) de la imagen. La cual se consigue mediante la ecuación 4.5 y 4.6.

$$P_v(y) = \sum_{x=0}^{m-1} I_o(x, y); \forall y = 0, \dots, n \quad (4.5)$$

$$P_h(x) = \sum_{y=0}^{n-1} I_o(x, y); \forall x = 0, \dots, m \quad (4.6)$$

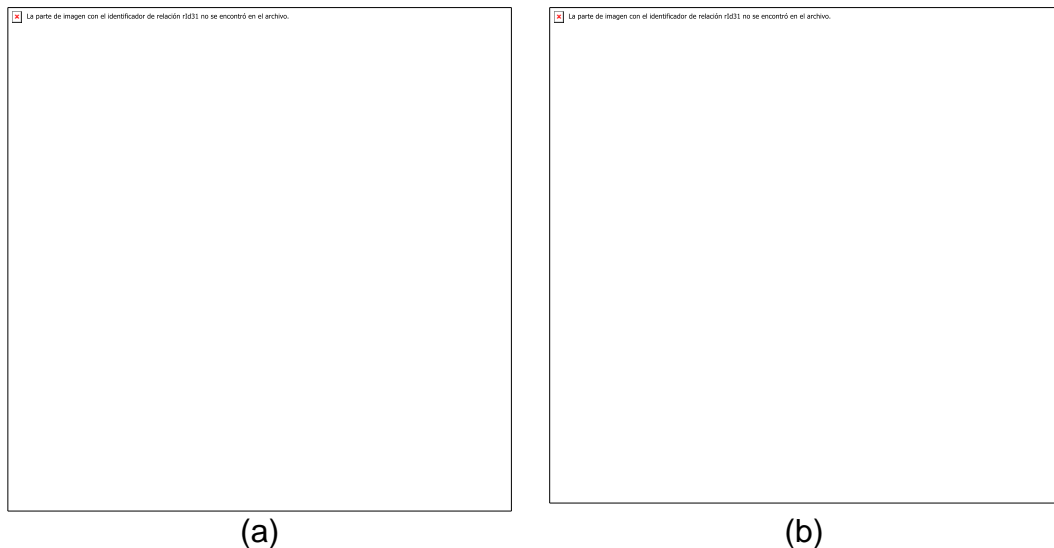
Donde  $P_v$ ,  $P_h$  son las proyecciones vertical y horizontal respectivamente.



**Figura 4.5.** Proyección vertical (a), Proyección Horizontal(b).  
**Fuente:** Propia.

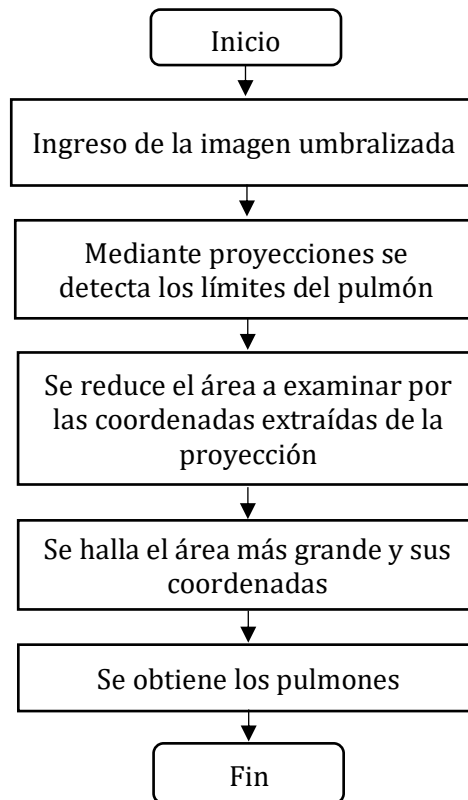
Como se observa en la figura 4.5, la proyección vertical y horizontal de la imagen umbralizada, da como resultado una curva que muestra claramente en dónde están los pulmones y el esternón, por ese motivo se procedió a desarrollar un algoritmo el cual detecte en la proyección los límites donde se encuentran los pulmones.

Para ello, se usó condicionales, las cuales por un análisis de valores y de ubicación logra detectar en primer lugar el esternón, luego se procede a dividir la imagen en dos partes y se detectan los límites exactos donde se encuentran los pulmones analizando los valores máximos y mínimos en la proyección. Por último, el algoritmo extrae las áreas únicamente de los pulmones (figura 4.6).



**Figura 4.6.** Imagen original (a), segmentación de pulmones (b).  
**Fuente:** Propia.

Se puede observar los pasos y las características de este algoritmo en la figura 4.7.



**Figura 4.7.** Funcionamiento del algoritmo de identificación de áreas.  
**Fuente:** Propia.

Se ha logrado desarrollar un algoritmo que segmenta de manera robusta los pulmones, lo delimita y entrega un análisis que permite una búsqueda más certera y cuidadoso en la detección de un posible nódulo pulmonar, además de aligerar el tiempo de procesamiento.

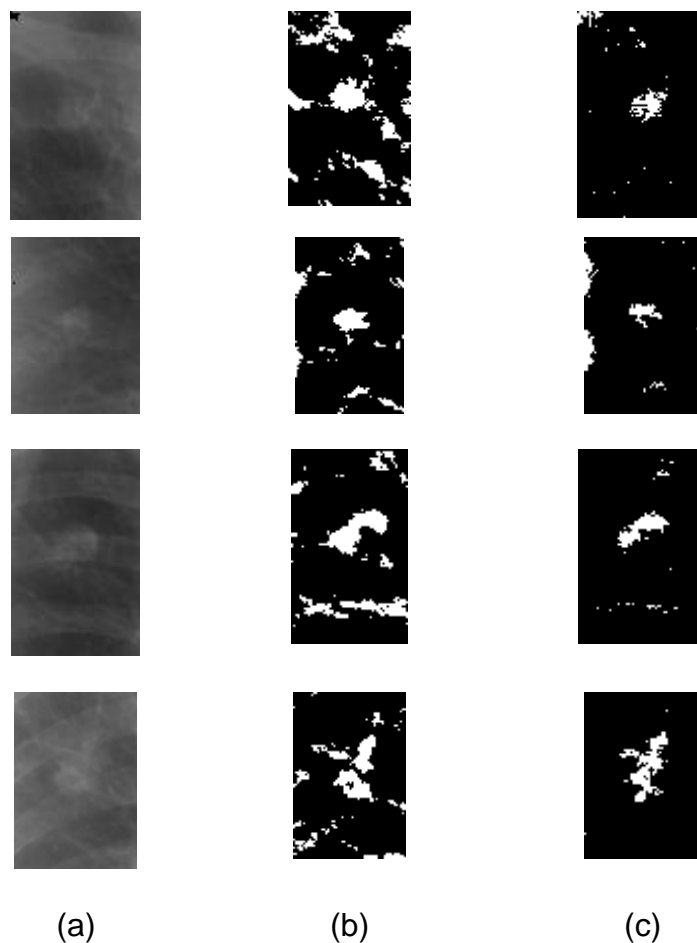
### 4.3. Identificación de nódulos pulmonares

Luego de obtener la región de interés (los pulmones), se procede a detectar los nódulos pulmonares utilizando el filtro de convergencia, debido a que los nódulos tienen una forma circular y se puede observar que en una imagen digital sus vectores gradiente convergen hacia su centro, por este motivo el filtro de convergencia lo puede detectar, ya que analiza la orientación del vector gradiente de cada pixel, obteniendo el índice de convergencia (IC) como se detalla en la ecuación 4.7:

$$IC(i) = \frac{1}{R_i} \sum_{j=1}^{R_i} \cos(\theta_j) \quad (4.7)$$

Donde  $R$  es el número de píxeles sobre la  $i$ -ésima semirrecta y  $\cos(\theta_j)$  es la orientación del  $j$ -ésimo vector gradiente del pixel con respecto a la orientación de la  $i$ -ésima semirrecta, tal cual se explicó en el marco teórico (Kobatake & Hashimoto, 1999).

En esta investigación se realizaron pruebas para determinar cuál es la región de apoyo más idónea para detectar nódulos pulmonares. luego de probar las distintas regiones de apoyo, los que obtuvieron mejores resultados fueron los filtros iris (FI) y anillo (FA) (Figura 4.8). El FI como se puede observar en la Figura 4.8.b genera los mismos resultados de detección que el FA pero sus imágenes contienen más falsos positivos, debido a que el FI busca el mayor índice de convergencia para cada una de las direcciones, presentando una forma irregular.



**Figura 4.8.** Filtros de convergencia: (a) Imagen original, (b) filtro iris, c) filtro anillo.  
**Fuente:** Propia.

Por ese motivo, para el presente proyecto se utilizará el filtro anillo, ya que presenta una imagen más limpia y con los mismos niveles de búsqueda. Este se representa por medio de la ecuación:

$$FA(x, y) = \max_{0 \leq r \leq R_{max}} \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=r-N/2}^{r+N/2} IC_{ij}(x, y) \quad (4.8)$$

Donde  $IC$  es el índice de convergencia,  $M$  es el número de semirrectas a evaluar que conforman la región de apoyo ( $M = 8$ ),  $N$  corresponde al ancho del anillo en números de píxeles,  $FA$  es el resultado de aplicar el filtro de anillo, y  $R_{max}$  es el radio máximo para la región (Wei, Hagihara, & Kobatake, 1999).

De acuerdo con el tamaño del nódulo que se desea identificar se seleccionó un radio máximo de 13 píxeles ( $R_{max} = 13$ ) y un radio mínimo de 9 píxeles, obteniendo un ancho de anillo de 4 píxeles ( $N = 4$ ). Una vez que se obtiene el  $FA$ , se procede a binarizar la imagen, obteniendo el realce de los nódulos pulmonares (Figura 4.8.c).

#### 4.4. Extracción de características

Para el proceso de extracción de características el algoritmo identifica de forma individual cada objeto de la imagen resultante del filtro de convergencia, proporcionándole a cada una de ellas una etiqueta de 8-vecindad, tal cual se explicó en el marco teórico. Se representa mediante la ecuación 4.9.

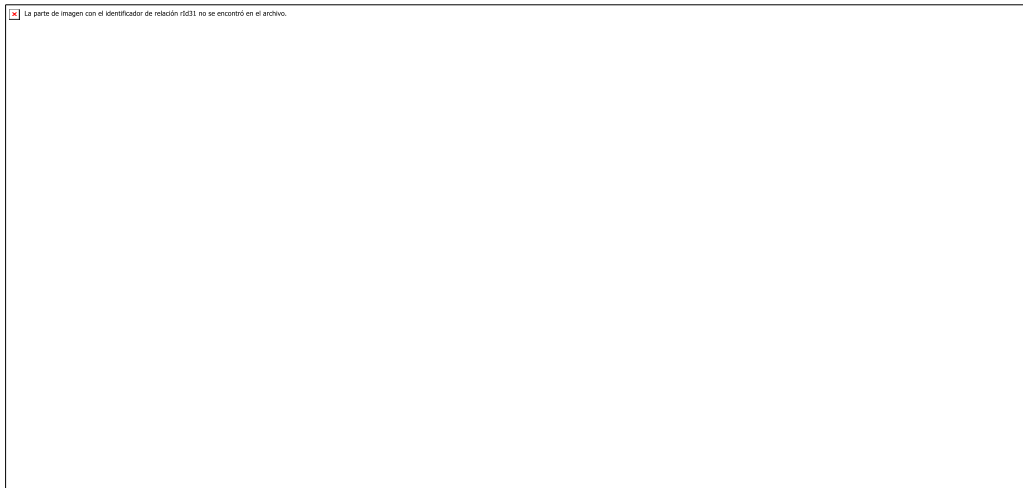
$$p = \{(x + 1, y + 1), (x - 1, y - 1), (x - 1, y + 1), (x + 1, y - 1), \dots \\ \dots (x + 1, y), (x - 1, y), (x, y + 1), (x, y - 1)\} \quad (4.9)$$

La etiqueta será un valor numérico que permite identificar todos los píxeles que forman parte de una misma región, tal cual se explicó en el marco teórico. De esta manera, la imagen de etiquetas permitirá la extracción de características de cada una de las regiones conexas de la imagen.

Luego se procede a combinar las operaciones de erosión y dilatación, para realizar la apertura y el cierre de la imagen.

Por último, para poder extraer sus características se analiza las etiquetas una por una, como todavía existen un numero alto de falsos positivos, esta extracción servirá para poder diferenciarlos del ruido.

Para poder distinguir los elementos, se debe de conocer la forma de los nódulos pulmonares, las cuales son: redondas, ovaladas, lobuladas e irregulares, como se puede observar en la figura 4.9.



**Figura 4.9.** Forma de nódulos pulmonares.

**Fuente:** analisismamo.com.

Por ese motivo, se extrae el área, identificando en la imagen binaria los valores de 0 y 1, ya que el área es el número de unos que se encuentran en la región. De la misma forma, se extrae el perímetro de la región analizando la vecindad del pixel, de manera que este se encuentre conectado por lo menos a un pixel con valor 0, de eso modo podemos obtener los pixeles que se encuentran en el perímetro de la imagen y contabilizarlos.

El parámetro más importante para poder diferenciar a un nódulo pulmonar es la circularidad, definido como la proporción del área de un círculo, la circularidad se expresa de la siguiente manera:

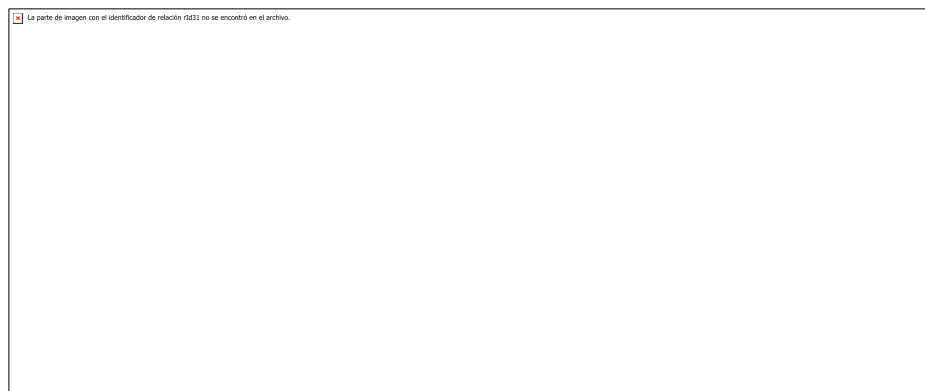
$$FC = \frac{4\pi \cdot A}{P^2} \quad (4.10)$$

donde  $A$  es el área de la etiqueta,  $P$  es el perímetro, y  $FC$  es el parámetro de circularidad. Dicho parámetro tiene un valor máximo de 1, mientras más cercano sea el valor a este número, la región es más compacta y cercana a la circunferencia, tal cual se explicó en el marco teórico.

El parámetro de circularidad ayuda a diferenciar a los nódulos pulmonares del ruido que arroja la salida del filtro de convergencia y a poder diferenciar su forma (redonda, ovalada o lobulada) dependiendo del umbral que arroje cada etiqueta analizada.

#### **4.5. Desarrollo del aplicativo para efectos de validación.**

Con la finalidad de evaluar la confiabilidad de acuerdo entre los médicos y el algoritmo, se desarrolló un aplicativo con la interfaz gráfica (GUIDE) de Matlab (figura 4.10), con la finalidad de obtener estadística valiosa para la validación, la cual se especifica en la validación del algoritmo.

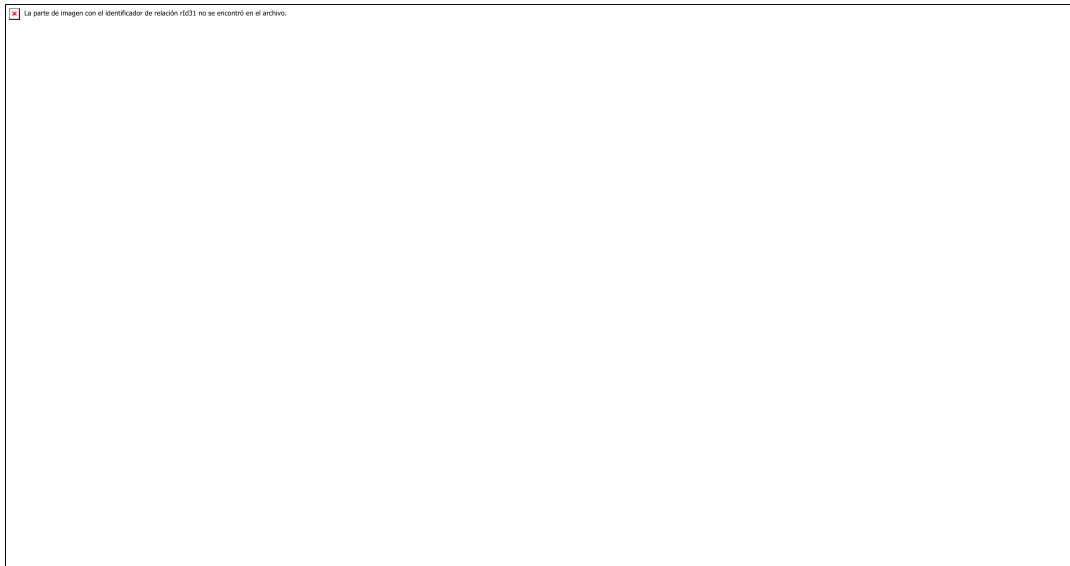


**Figura 4.10.** Interfaz gráfica GUIDE.

**Fuente:** Propia.

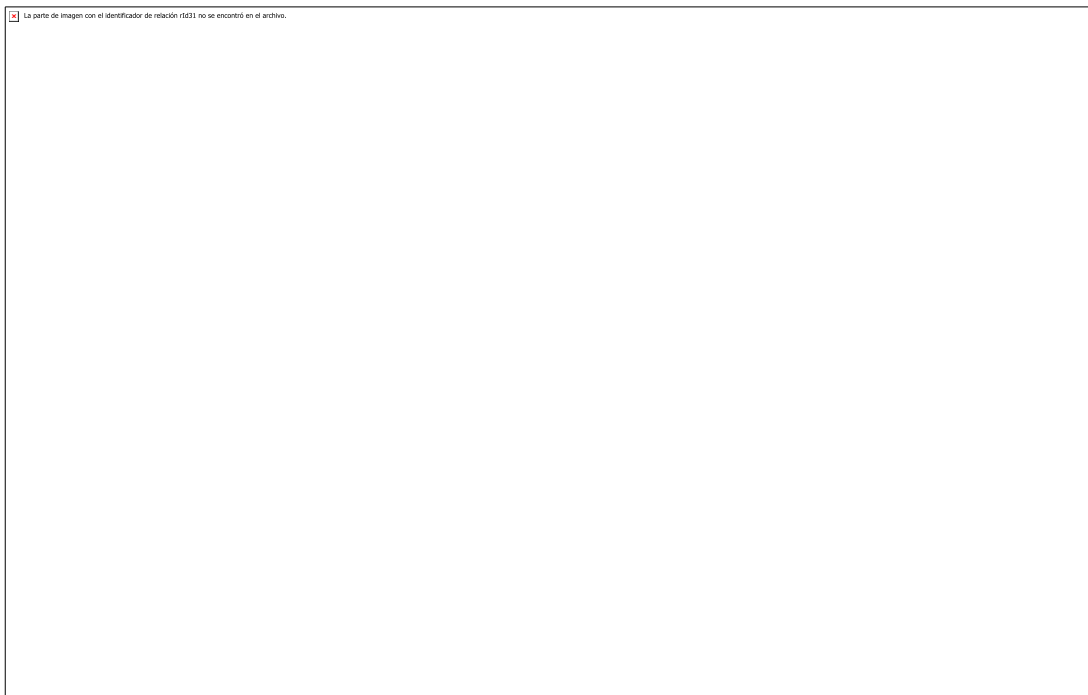
El aplicativo creado consiste en guardar la localización de posibles nódulos pulmonares en una radiografía de tórax al darle clic sobre ella, como se puede observar en la figura 4.11.





**Figura 4.11.** Test de Radiografías.  
**Fuente:** Propia.

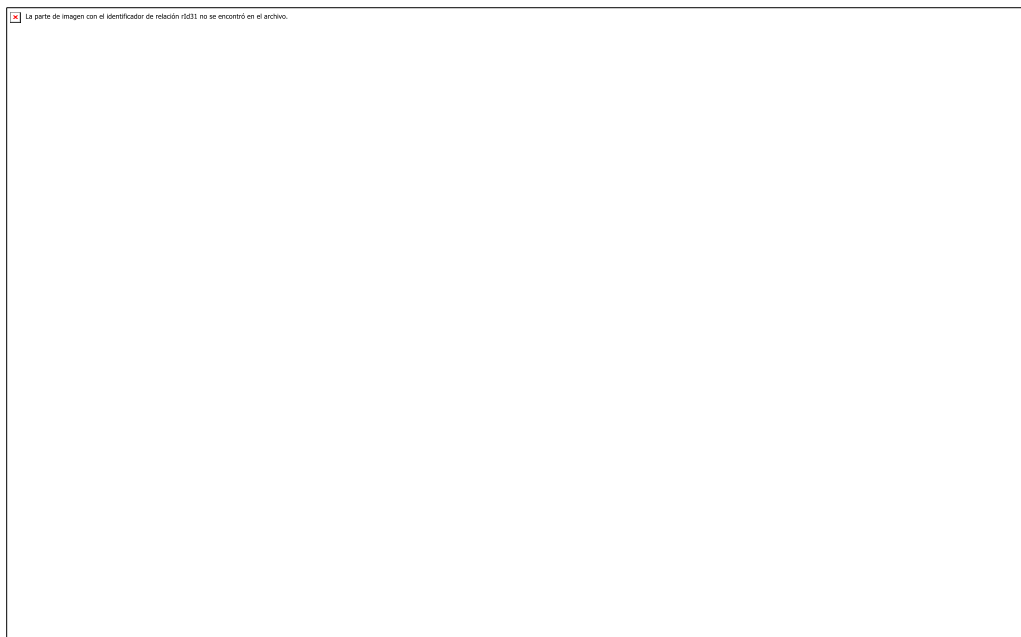
Luego se guardan todas las imágenes con los nódulos marcados por los médicos (figura 4.12) Por último, se realiza la comparación de resultados.



**Figura 4.12.** Imágenes marcadas con nódulos.  
**Fuente:** Propia.

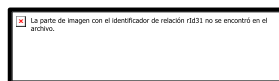
#### 4.6. Desarrollo del aplicativo final de software.

Se desarrollo un aplicativo con la finalidad de mostrar los resultados del algoritmo al médico especialista. El aplicativo muestra un visor general al seleccionar un paciente, como se muestra en la figura 4.13.



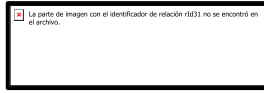
**Figura 4.13.** Visor general del aplicativo.  
**Fuente:** Propia.

En la figura 4.14, se visualiza el botón detectar, el cual es el primer paso que debe de realizar el médico para poder realizar la detección de nódulos pulmonares en la imagen radiográfica.



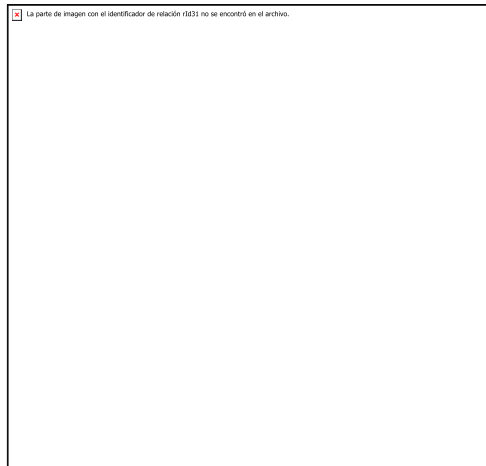
**Figura 4.14.** Botón detectar.  
**Fuente:** Propia.

Luego de ello, se visualizará en el visor general la cantidad de nódulos encontrados y su posición, en ese momento, si el medico requiere visualizar más de cerca el nódulo pulmonar encontrado, debe darle clic al botón características (figura 4.15).



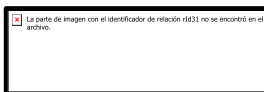
**Figura 4.15.** Botón características.  
**Fuente:** Propia.

En dicho botón, se muestra el nódulo más de cerca, su forma y su diámetro en la radiografía digital de tórax. Como se puede observar en la figura 4.16.



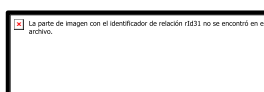
**Figura 4.16.** Presentación de la forma y diámetro de cada uno de los nódulos.  
**Fuente:** Propia.

Además, en el visor general del aplicativo (figura 4.13), existen 3 botones adicionales: botón imprimir (figura 4.17), el cual brinda la facilidad al médico de imprimir la radiografía de tórax y colocar su diagnóstico de lo visto en el aplicativo.



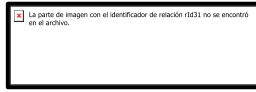
**Figura 4.17.** Botón imprimir  
**Fuente:** Propia

El botón limpiar (figura 4.18), hace que se borre el procesamiento de detección de nódulos pulmonares, mostrando únicamente la radiografía original.



**Figura 4.18.** Botón limpiar.  
**Fuente:** Propia.

El botón buscar (figura 4.19), esta opción hace que puedas escoger otra imagen radiográfica, para el análisis correspondiente.



**Figura 4.19.** Botón buscar.  
**Fuente:** Propia.

#### **4.7 Comentario final**

Lo descrito en el desarrollo del proyecto, es fundamental para obtener los resultados finales del algoritmo y lograr la validación de la presente tesis, debido a que especifica de manera técnica el desarrollo de cada etapa del método propuesto.

## CAPÍTULO V. RESULTADOS

### 5.1 Validación del algoritmo

El algoritmo se realizó en un procesador core i5 de 2,5 GHz y 8 GB de RAM. Para el procesamiento de imágenes se utilizó Matlab y se obtuvieron las CRX de la base de datos JSRT.

Para poder validar el desempeño del algoritmo propuesto se obtuvo la sensibilidad, precisión y la especificidad, las cuales son variables estadísticas que se calculan empleando las siguientes ecuaciones 5.1, 5.2 y 5.3.

$$Sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN} \quad (5.1)$$

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP} \quad (5.2)$$

$$Precisión = \frac{VP}{VP + FP} \quad (5.3)$$

Donde  $FP$  son los falsos positivos (objeto que el medico NO marco como nódulo, pero el software SI),  $FN$  falsos negativos (objeto que el medico SI marco como nódulo, pero el software NO),  $VP$  verdaderos positivos (objeto que el medico SI marco como nódulo y el software También), y  $VN$  verdaderos negativos (objeto que el medico NO marco como nódulo y el software Tampoco).

Adicionalmente, se evalúa la confiabilidad de acuerdo entre los doctores y el algoritmo a través de la medida estadística de Fleiss Kappa K, que está representada por la ecuación 5.4.

$$K = \frac{N - N_e}{1 - N_e} \quad (5.4)$$

Donde  $N$  es el grado promedio de acuerdo entre los evaluadores y  $N_e$  es el grado de acuerdo esperado por casualidad.

Para obtener la estadística, se filtró de las 154 imágenes con nódulos de la base de datos JSRT, las CRX que contengan nódulos dentro de la región pulmonar y que tengan un radio menor o igual a 15mm, obteniendo así 25 CRX.

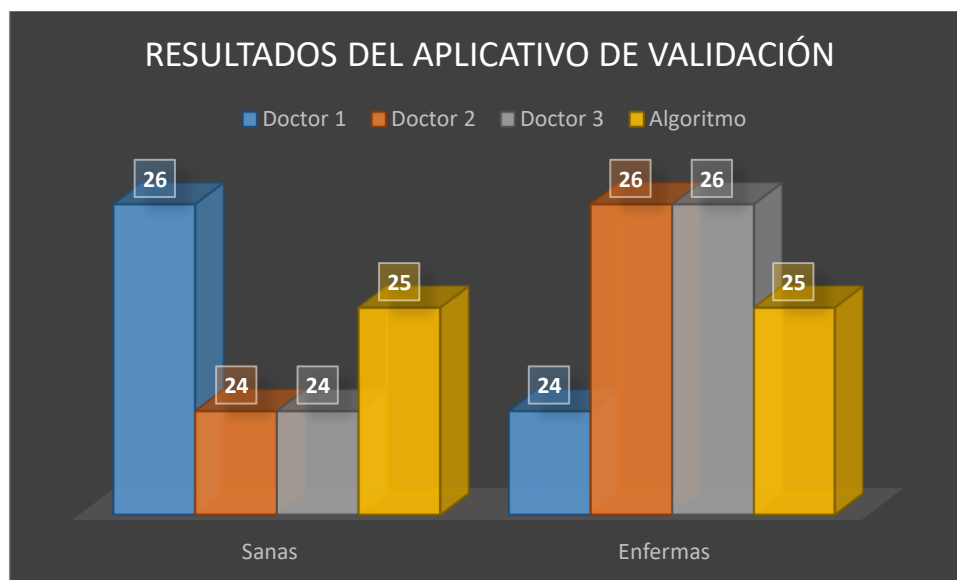
Adicionalmente, se escogieron 25 imágenes sin nódulo de manera aleatoria de las 93 que se encuentran en la base de datos.

El algoritmo fue validado por tres médicos, los cuales realizaron la detección mediante un aplicativo exclusivamente creado para la validación del algoritmo, tal cual se explicó en el desarrollo del proyecto. El aplicativo guarda las regiones que el medico determina como un posible nódulo pulmonar y las contabiliza, por último, dicha información se compara con las del algoritmo, los resultados se pueden apreciar en la tabla 5.1.

**Tabla 5.1.** Resultados del aplicativo de validación  
**Fuente:** Propia

	Número de imágenes	Sanas	Enfermas	Nódulos
Doctor 1	50	26	24	31
Doctor 2	50	24	26	32
Doctor 3	50	24	26	34
Algoritmo	50	25	25	36

Se observa en la tabla 5.1, que los médicos tienen diferentes diagnósticos, debido a diferentes factores (edad, experiencia, estado de ánimo, iluminación del ambiente, entre otras).



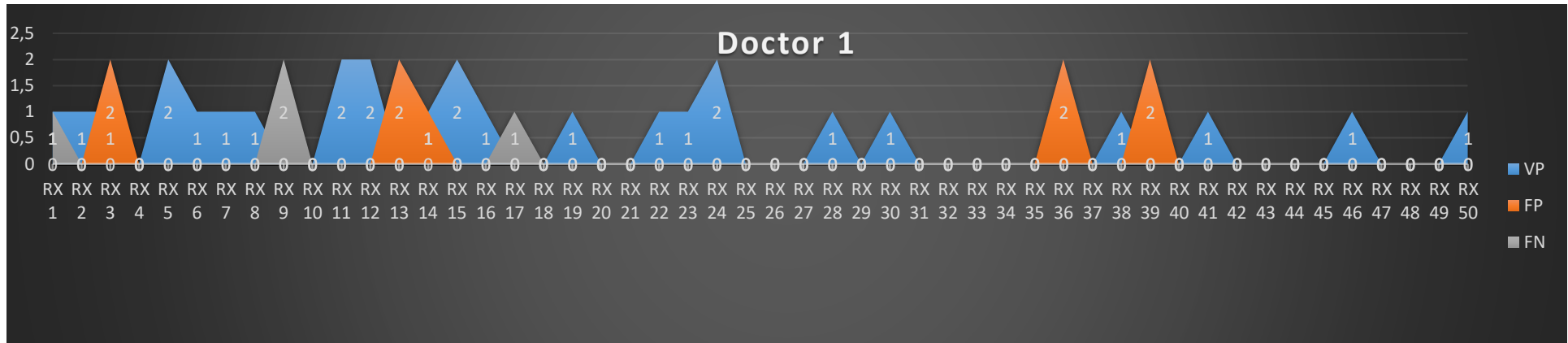
**Figura 5.1.** Resultados del aplicativo de validación  
**Fuente:** Propia.

Sin embargo, como se puede observar en la tabla 5.2 se obtiene un Fleiss Kappa de 0.85, lo que significa que el algoritmo y todos los médicos tienen una concordancia casi perfecta.

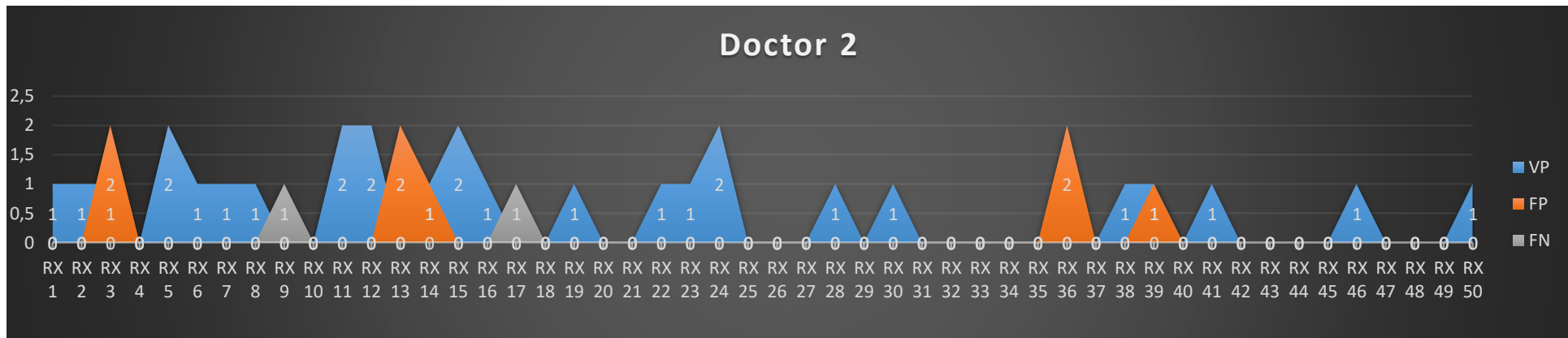
**Tabla 5.2.** Resultados Fleiss Kappa.  
**Fuente:** Propia.

Metric	Total
Fleiss kappa	0.85
Standard Deviation	0.04
lower	0.76
upper	0.93

Para finalizar con la validación del rendimiento del algoritmo, encontramos el FP, FN, VN y VP de todas las imágenes en la base de datos, como se puede observar en la figura 5.2, 5.3 y 5.4.

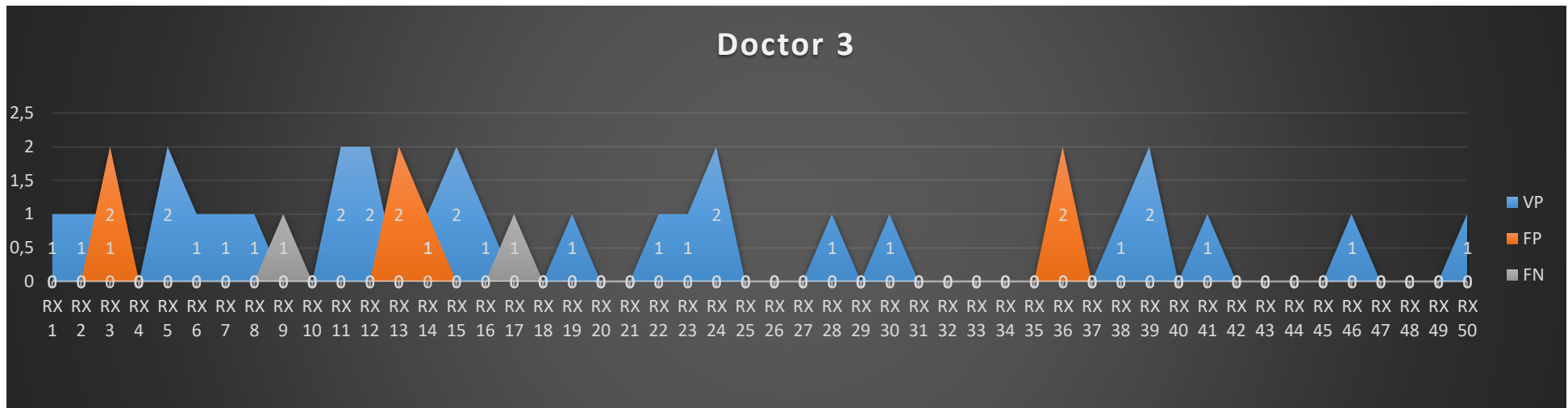


**Figura 5.2.** Resultados Doctor 1.  
Fuente: Propia.



**Figura 5.3.** Resultados Doctor 2.  
Fuente: Propia.



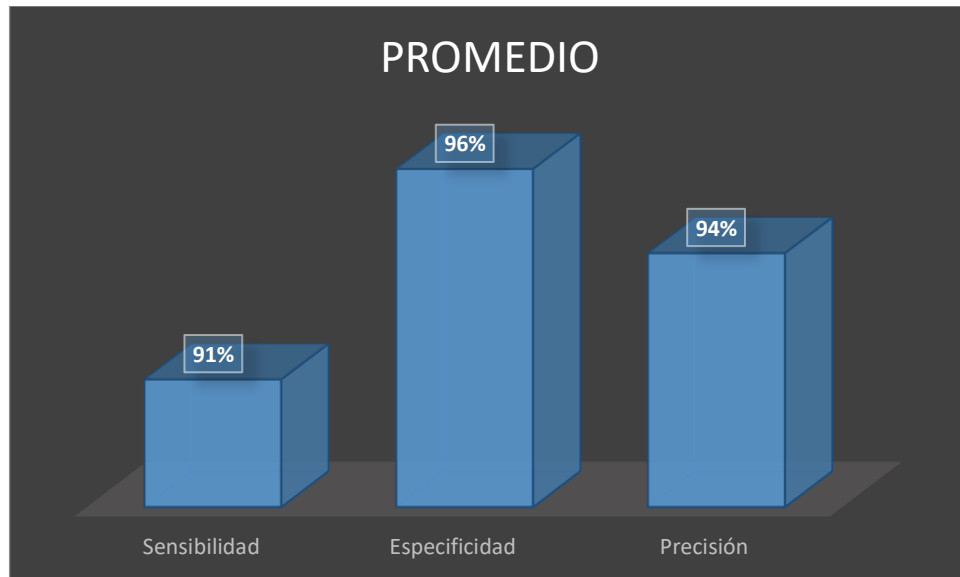


**Figura 5.4.** Resultados Doctor 3.  
Fuente: Propia.

Al analizar los resultados se obtuvieron como se muestra en la tabla 5.3 buenos resultados de sensibilidad (91%), precisión (94%) y especificidad (96%).

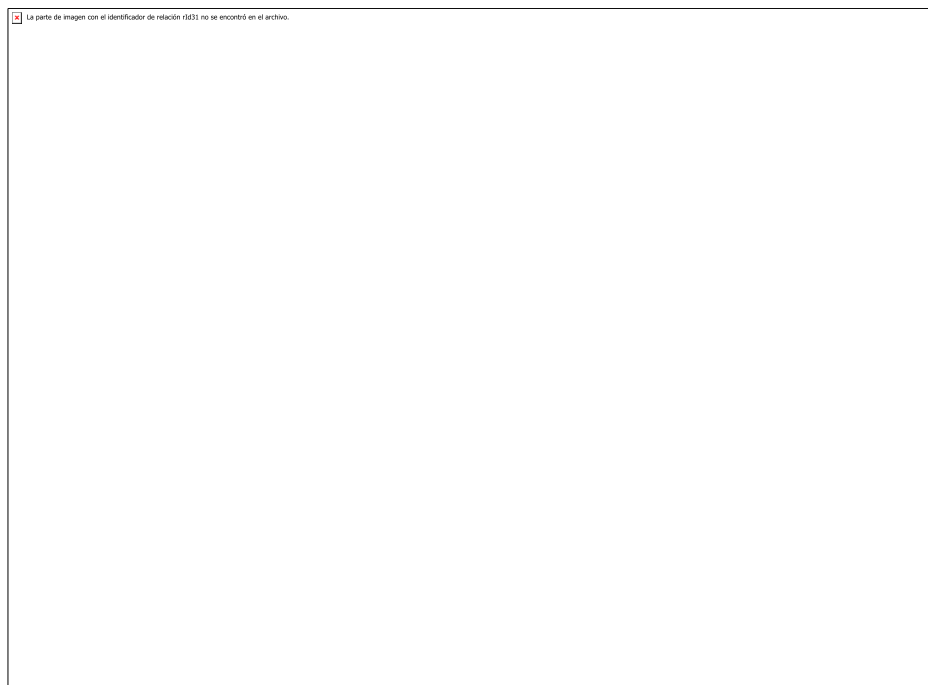
**Tabla 5.3.** Resultados del algoritmo.  
Fuente: Propia.

	Número de imágenes	Sensibilidad	Especificidad	Precisión
Doctor 1	50	89%	92%	95%
Doctor 2	50	92%	97%	91%
Doctor 3	50	92%	97%	95%
Average		91%	96%	94%

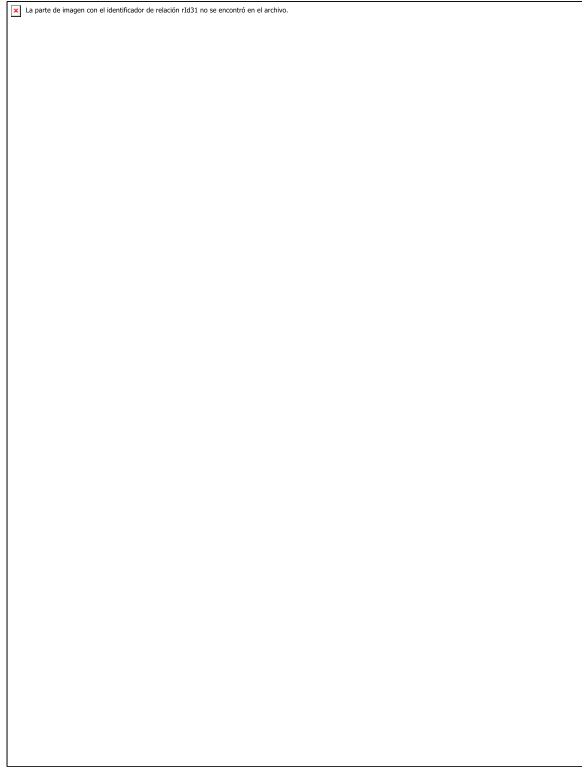


**Figura 5.5.** Resultado del algoritmo.  
**Fuente:** Propia.

Por último, los resultados son mostrados en la imagen original en la figura 5.6 y figura 5.7, donde los nódulos pulmonares se muestran encerrados, se cuantifican y se muestran sus características.



**Figura 5.6.** Resultado de la ubicación de posibles nódulos pulmonares y la cantidad.  
**Fuente:** Propia.



**Figura 5.7.** Resultado de la forma y diámetro de cada uno de los nódulos.  
**Fuente:** Propia.

## 5.2 Financiamiento

En la tabla 5.4 se muestra los costos de materiales y equipamientos requeridos para la investigación realizada en el presente trabajo.

**Tabla 5.4.** Costo total de la investigación.

**Fuente:** Propia.

Nombre	Descripción	Uso	Costo	Comentarios
Radiografía De Tórax	Imagen Radiográfica Digitalizada	Muestras para validar el software	S/0.00	Costo provisto por JSRT.
MATLAB	Software para desarrollo	Desarrollo Algoritmos	S/3,897.00	Costo provisto por USMP-FIA
Computadora	PC de escritorio	Desarrollo Algoritmos	S/1,500.00	Costo provisto por USMP-FIA
Laptop	PC portátil	Desarrollo Algoritmos	S/3,500.00	Costo provisto por el autor
Impresiones	Impresiones	Libro de Tesis	S/400.00	Costo provisto por el autor
<b>Costo total</b>			<b>S/9,297.00</b>	

Si bien se contó con el apoyo de la universidad, el cual brindo su equipamiento necesario para la investigación, en la tabla 5.5 se especifica la inversión realizada por el autor.

**Tabla 5.5.** Costo total provisto por el autor.

**Fuente:** Propia.

Nombre	Descripción	Uso	Costo
Laptop	PC portátil	Desarrollo Algoritmos	S/3,500.00
Impresiones	Impresiones	Libro de Tesis	S/400.00
<b>Costo total provisto por el autor</b>			<b>S/3,900.00</b>

## CONCLUSIONES

- **Objetivo específico:** Identificar debidamente los criterios de los especialistas para efectos de detección y extracción de características.

1. Se logró identificar los criterios de los especialistas, debido al levantamiento de información que se realizó en campo, con dicha información se desarrolló exitosamente el algoritmo de detección de nódulos pulmonares.

- **Objetivo específico:** Desarrollar algoritmos de mejora de la imagen para efectos de segmentación de regiones de interés.

2. Para conseguir mejorar la imagen radiográfica, se utilizó corrección gamma, debido a que logró mejorar significativamente la detección de la región de interés. Se concluyó luego de pruebas experimentales, que el valor de la corrección gamma para todas las imágenes radiográficas debe ser de 1.5 de manera uniforme.

- **Objetivo específico:** Desarrollar un algoritmo capaz de extraer la región de interés (pulmones) de las imágenes radiográficas.

3. Analizando los resultados del método OTSU se puede llegar a la conclusión que es el método más apropiado para este proyecto, debido al alto grado de uniformidad (96.5%) con respecto a los otros métodos de umbralización. Además, al complementar el resultado de la umbralización con el algoritmo de proyecciones desarrollado en la investigación, logra extraer la región de interés (pulmones) de manera exitosa en las 50 imágenes radiográficas.

- **Objetivo específico:** Desarrollo de un aplicativo de software con una interfaz visual que satisfaga el requerimiento de médicos especialistas.

4. Se logró desarrollar exitosamente un aplicativo intuitivo, para mostrarle a los médicos los resultados de detección y extracción de características obtenidos en el algoritmo desarrollado en la presente tesis.

- **Objetivo específico:** Validar el algoritmo desarrollado a partir de métricas de evaluación de desempeño que permitan medir la coherencia entre los resultados del algoritmo frente a los resultados brindados por los médicos especialistas.

5. Se validó el algoritmo desarrollado mediante el índice estadístico de confiabilidad entre evaluadores (Fleiss kappa), alcanzó un nivel de 0.85, el cual representa un acuerdo casi perfecto.

- **Objetivo general:** Mejorar el proceso de visualización y extracción de características de nódulos pulmonares en placas radiográficas de tórax.

6. Se desarrolló un algoritmo automático para detectar nódulos pulmonares en radiografías digitales de tórax. Primero, el CRX original pasa por un proceso de preprocesamiento donde se utilizó la corrección gamma; Segundo, los pulmones se segmentaron usando el método Otsu y el análisis de proyección; Tercero, se identificaron posibles nódulos pulmonares en la región de interés utilizando el filtro de convergencia; Por último, la imagen resultante del filtro de convergencia se etiquetó, dilató, erosionó y evaluó el parámetro de circularidad para diferenciar los nódulos del ruido, con el objetivo de disminuir los falsos positivos y extraer sus características. Aunque se han realizado varias investigaciones basadas en filtros de convergencia, este trabajo se diferencia porque adopta una nueva metodología y se enfoca en los nódulos que se encuentran en la región pulmonar que tienen un radio menor o igual a 15 mm. Esto conduce a un algoritmo más robusto y con una mejor sensibilidad (91%), precisión (94%) y especificidad (96%) en comparación con las investigaciones presentadas en el estado del arte.

## RECOMENDACIONES

**1.** Para futuras mejoras, se debe considerar la optimización de los algoritmos de procesamiento para reducir la carga computacional. Asimismo, es importante realizar un análisis que examine la radiografía lateral de tórax, con el propósito de hacer una detección integral que logre más descartes.

**2.** La tecnología que dispone los hospitales nacionales no son las adecuadas para automatizar por completo el análisis de las imágenes radiográficas. Por ese motivo, teniendo una clasificación y opinión previa médica, se recomienda desarrollar un software integral que asista al médico radiólogo.

**3.** El resultado final del proceso dependerá de la calidad de la imagen, por lo que se recomienda al tecnólogo médico realizar una correcta toma para facilitar la identificación y descripción de nódulos pulmonares.

## **ANEXOS**

	<b>Página</b>
<b>Anexo 1: Comentarios de los doctores</b>	<b>66</b>
<b>Anexo 2: Tabla de validación de los doctores</b>	<b>67</b>
<b>Anexo 3: Investigación publicada en IEEE XPLORE</b>	<b>72</b>
<b>Anexo 4: Investigación publicada en SCOPUS</b>	<b>73</b>



## Anexo 1: Comentarios de los doctores

Luego de haber probado y validado el software final los médicos transmitieron comentarios positivos, que a continuación se muestran:



## Anexo 2: Tabla de validación de los doctores

	Dr. Gonzales		
	VP	FP	FN
Radiografía 1	1	0	1
Radiografía 2	1	0	0
Radiografía 3	1	2	0
Radiografía 4	0	0	0
Radiografía 5	2	0	0
Radiografía 6	1	0	0
Radiografía 7	1	0	0
Radiografía 8	1	0	0
Radiografía 9	0	0	2
Radiografía 10	0	0	0
Radiografía 11	2	0	0
Radiografía 12	2	0	0
Radiografía 13	0	2	0
Radiografía 14	1	1	0
Radiografía 15	2	0	0
Radiografía 16	1	0	0
Radiografía 17	0	0	1
Radiografía 18	0	0	0
Radiografía 19	1	0	0
Radiografía 20	0	0	0
Radiografía 21	0	0	0
Radiografía 22	1	0	0
Radiografía 23	1	0	0
Radiografía 24	2	0	0
Radiografía 25	0	0	0
Radiografía 26	0	0	0
Radiografía 27	0	0	0
Radiografía 28	1	0	0
Radiografía 29	0	0	0
Radiografía 30	1	0	0
Radiografía 31	0	0	0
Radiografía 32	0	0	0

### Tabla de validación de los doctores

Radiografía 33	0	0	0
Radiografía 34	0	0	0
Radiografía 35	0	0	0
Radiografía 36	0	2	0
Radiografía 37	0	0	0
Radiografía 38	1	0	0
Radiografía 39	0	2	0
Radiografía 40	0	0	0
Radiografía 41	1	0	0
Radiografía 42	0	0	0
Radiografía 43	0	0	0
Radiografía 44	0	0	0
Radiografía 45	0	0	0
Radiografía 46	1	0	0
Radiografía 47	0	0	0
Radiografía 48	0	0	0
Radiografía 49	0	0	0
Radiografía 50	1	0	0

	Dr. Granda		
	VP	FP	FN
Radiografía 1	1	0	0
Radiografía 2	1	0	0
Radiografía 3	1	2	0
Radiografía 4	0	0	0
Radiografía 5	2	0	0
Radiografía 6	1	0	0
Radiografía 7	1	0	0
Radiografía 8	1	0	0
Radiografía 9	0	0	1
Radiografía 10	0	0	0
Radiografía 11	2	0	0
Radiografía 12	2	0	0
Radiografía 13	0	2	0
Radiografía 14	1	1	0

## Tabla de validación de los doctores

Radiografía 15	2	0	0
Radiografía 16	1	0	0
Radiografía 17	0	0	1
Radiografía 18	0	0	0
Radiografía 19	1	0	0
Radiografía 20	0	0	0
Radiografía 21	0	0	0
Radiografía 22	1	0	0
Radiografía 23	1	0	0
Radiografía 24	2	0	0
Radiografía 25	0	0	0
Radiografía 26	0	0	0
Radiografía 27	0	0	0
Radiografía 28	1	0	0
Radiografía 29	0	0	0
Radiografía 30	1	0	0
Radiografía 31	0	0	0
Radiografía 32	0	0	0
Radiografía 33	0	0	0
Radiografía 34	0	0	0
Radiografía 35	0	0	0
Radiografía 36	0	2	0
Radiografía 37	0	0	0
Radiografía 38	1	0	0
Radiografía 39	1	1	0
Radiografía 40	0	0	0
Radiografía 41	1	0	0
Radiografía 42	0	0	0
Radiografía 43	0	0	0
Radiografía 44	0	0	0
Radiografía 45	0	0	0
Radiografía 46	1	0	0
Radiografía 47	0	0	0
Radiografía 48	0	0	0
Radiografía 49	0	0	0
Radiografía 50	1	0	0

**Tabla de validación de los doctores**

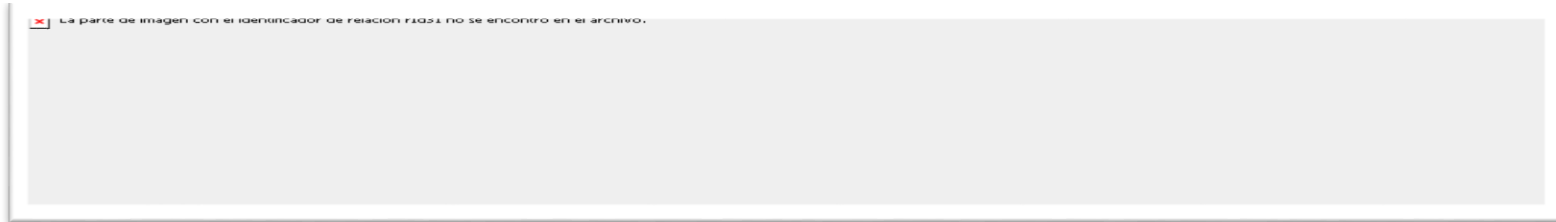
	Dr. Arnao		
	VP	FP	FN
Radiografía 1	1	0	0
Radiografía 2	1	0	0
Radiografía 3	1	2	0
Radiografía 4	0	0	0
Radiografía 5	2	0	0
Radiografía 6	1	0	0
Radiografía 7	1	0	0
Radiografía 8	1	0	0
Radiografía 9	0	0	1
Radiografía 10	0	0	0
Radiografía 11	2	0	0
Radiografía 12	2	0	0
Radiografía 13	0	2	0
Radiografía 14	1	1	0
Radiografía 15	2	0	0
Radiografía 16	1	0	0
Radiografía 17	0	0	1
Radiografía 18	0	0	0
Radiografía 19	1	0	0
Radiografía 20	0	0	0
Radiografía 21	0	0	0
Radiografía 22	1	0	0
Radiografía 23	1	0	0
Radiografía 24	2	0	0
Radiografía 25	0	0	0
Radiografía 26	0	0	0
Radiografía 27	0	0	0
Radiografía 28	1	0	0
Radiografía 29	0	0	0
Radiografía 30	1	0	0
Radiografía 31	0	0	0
Radiografía 32	0	0	0
Radiografía 33	0	0	0
Radiografía 34	0	0	0

### Tabla de validación de los doctores

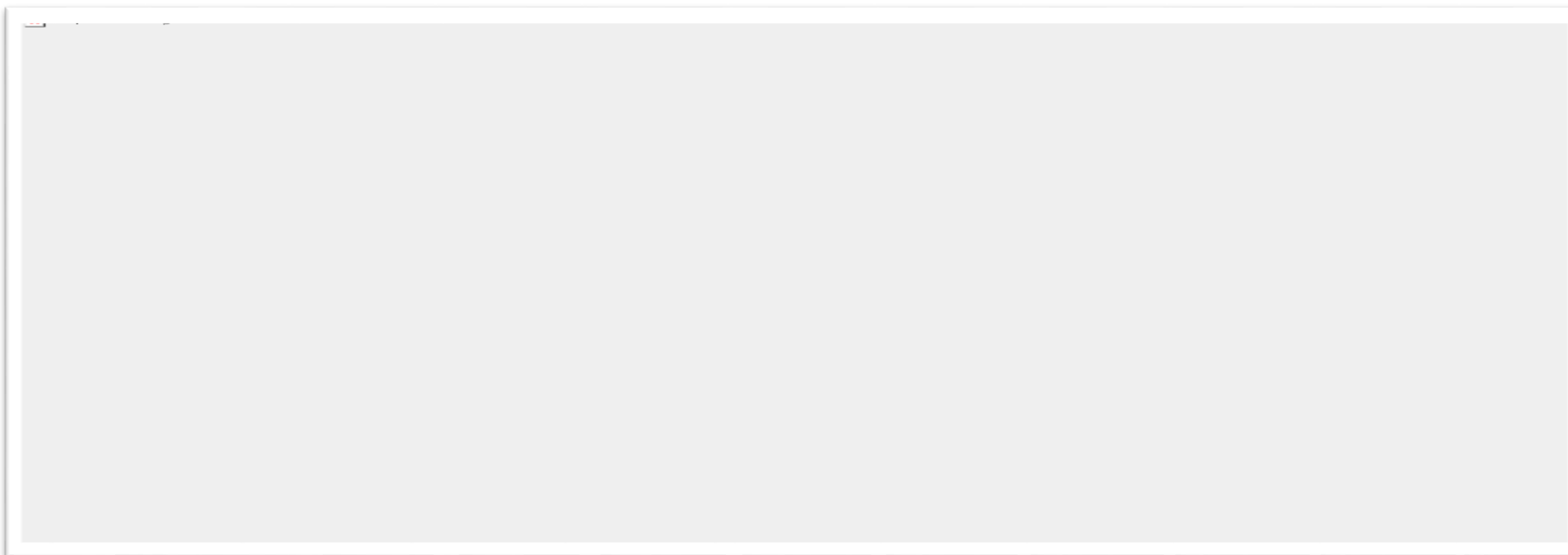
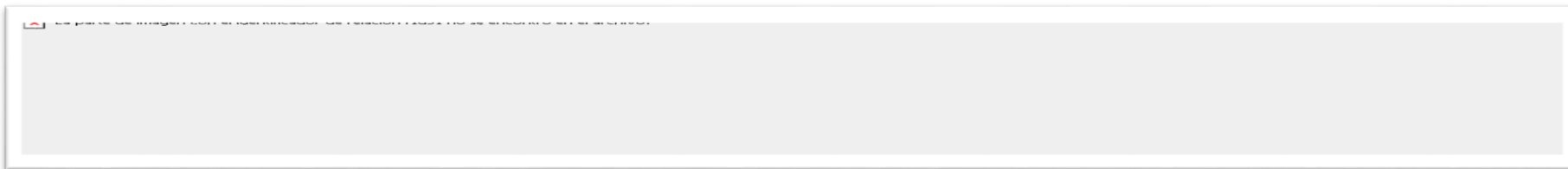
Radiografía 35	0	0	0
Radiografía 36	0	2	0
Radiografía 37	0	0	0
Radiografía 38	1	0	0
Radiografía 39	2	0	0
Radiografía 40	0	0	0
Radiografía 41	1	0	0
Radiografía 42	0	0	0
Radiografía 43	0	0	0
Radiografía 44	0	0	0
Radiografía 45	0	0	0
Radiografía 46	1	0	0
Radiografía 47	0	0	0
Radiografía 48	0	0	0
Radiografía 49	0	0	0
Radiografía 50	1	0	0

### Anexo 3: Investigación publicada en IEEE XPLORE

La investigación fue prestada y sometida a IEEE Xplore, en el XXIII Congreso de la Asociación Chilena de Control Automático (IEEE ICA-ACCA 2018), realizado en Concepción, Chile, el 17-19 de octubre de 2018.



#### Anexo 4: Investigación publicada en SCOPUS





## REFERENCIAS

- (S.F de 2018). Obtenido de <https://almaclinic.com/>  
Alma Clinic. (s.f. de s.f. de 2018). *Alma Clinic Family Health Care*. Obtenido de <https://almaclinic.com/>
- Ballard, D., & Sklansky, J. (1976). A Ladder-Structured Decision Tree for Recognizing Tumors. *IEEE Transactions on computers*, 25(5), 503-513, DOI: 10.1109 / TC.1976.1674638.
- Biomédicas Instituto Nacional de Bioingeniería e Imágenes. (s.f. de Julio de 2013). *Tomografía Computarizada (TC)*. Obtenido de Instituto Nacional de Bioingeniería e Imágenes Biomédicas: <https://www.nibib.nih.gov/sites/default/files/2019-01/Tomografi%CC%81a%20Computarizada%20%28TC%29.pdf>
- ClearCanvas. (s.f. de s.f. de 2019). *clearcanvas*. Obtenido de <https://www.clearcanvas.ca/>
- Gonzalez, R. (2009). *Digital Image Processing*. s.t: Pearson Education International.
- INEN. (25 de 03 de 2016). *portal.inen.sld.pe*. Obtenido de <http://www.inen.sld.pe>
- Kobatake, H., & Hashimoto, S. (1999). Convergence Index Filter for Vector Fields. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1029–1038, DOI: 10.1109/83.777084.
- Li, X., Luo, S., Hu, Q., Li, J., & Wang, D. (2015). Rib Suppression in Chest Radiographs for Lung Nodule Enhancement. *Proceeding of the 2015 IEEE*, 50-55, DOI: 10.1109/ICInfA.2015.7279257.
- Li, X., Shen, L., & Luo, S. (2018). A Solitary Feature-Based Lung Nodule Detection Approach for Chest X-Ray Radiograph. *IEEE Journal of Biomedical And Health Informatics*, 516-524, DOI: 10.1109 / JBHI.2017.2661805.
- Marques, O. (2011). *Practical image and video processing using MATLAB*. s.t: John Wiley & Sons.
- National Cancer Institute. (8 de 04 de 2016). *cancer.gov*. Obtenido de <http://www.cancer.gov>
- Organización Panamericana de salud. (8 de 04 de 2016). *paho.org*. Obtenido de <http://www.paho.org/>
- OsiriX MD. (s.f. de s.f. de 2019). *osirix-viewer*. Obtenido de <https://www.osirix-viewer.com/osirix/osirix-md/>
- Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram. *IEEE Transactions on Systems Man Cybernet*, pp. 62–66, DOI: 10.1109 / TSMC.1979.4310076.
- Pedrosa , & Casanova. (1994). *Diagnóstico Por Imagen-Compendio De Radiología Clínica*. Interamericana Mcgraw-Hill.
- Vignesh, V., & Kothavari, K. (2014). Classification and Detection of Lung Nodules Using Virtual Dual Energy in CXR Images. *2014 International Conference on Green Computing Communication and Electrical Engineering (ICGCCEE)*, 1-5, DOI: 10.1109/ICGCCEE.2014.6922409.
- Wei, J., Hagihara, Y., & Kobatake, H. (1999). Detection of Rounded Opacities on Chest Radiographs Using Convergence Index Filter. *Proceedings 10th International Conference on Image Analysis and Processing*, 757-761, DOI: 10.1109/ICIAP.1999.797686.