

Universidad de las Ciencias Informáticas

Facultad 2



Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax

Trabajo de Diploma para optar por el Título de
Ingeniero en Ciencias Informáticas

Autores: Yosuani Borges González
 Yoanny Naranjo Gorrín

Tutores: Ing. Arelys Rivero Castro
 Ing. Yoel Rivera Suárez

La Habana, junio de 2014
“Año 56 de la Revolución”



“El investigador sufre las decepciones, los largos meses pasados en una dirección equivocada, los fracasos. Pero los fracasos son también útiles, porque, bien analizados, pueden conducir al éxito. Y para el investigador no existe alegría comparable a la de un descubrimiento, por pequeño que sea...”

Alexander Fleming

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Declaramos que somos los únicos autores de este trabajo y autorizamos a la Universidad de las Ciencias Informáticas a hacer uso del mismo en su beneficio.

Para que así conste firmamos la presente a los 20 días del mes de junio del año 2014.

Autores:

Yosuani Borges González

Yoanny Naranjo Gorrín

Tutores:

Ing. Arelys Rivero Castro

Ing. Yoel Rivera Suárez

DATOS DE CONTACTO

Tutores:

Ing. Arelys Rivero Castro: graduada de Ingeniera en Ciencias Informáticas, egresada de la Universidad de las Ciencias Informáticas en el año 2009. Ha impartido las asignaturas de Sistemas Operativos y Seguridad Informática. Es profesora del Departamento de Práctica Profesional del Centro de Informática Médica. Actualmente se desempeña como Analista en el Departamento de Software Médico Imagenológico del Centro de Informática Médica de la Universidad de las Ciencias Informáticas. Correo electrónico: arcastro@uci.cu.

Ing. Yoel Rivera Suárez: graduado de Ingeniero en Ciencias Informáticas, egresado de la Universidad de las Ciencias Informáticas en el 2008. Ha impartido las asignaturas de Física 1 y Física 2. Presta servicio como profesor de la Facultad 2 y se desempeña como especialista en el Departamento de Software Médico Imagenológico del Centro de Informática Médica. Correo electrónico: yrsuarez@uci.cu.

DEDICATORIA

De Yoanny:

A mi abuelo que falleció por cáncer en el transcurso del desarrollo de la presente investigación.

A toda mi familia, principalmente a mis padres, mis hermanos y a tito por siempre estar ahí en cualquier momento, sentirse orgullosos y hacerme cada día mejor persona...

De Yosvani:

El desarrollo de este trabajo va dedicado principalmente a mi hija que pronto vendrá al mundo, a toda mi familia, especialmente a mi padre, para que esté orgulloso de mí y a todas aquellas personas que siempre me tienen presente...

AGRADECIMIENTOS

De Yoanny:

A mis padres, las personas más importante de mi vida, por ofrecerme todo su cariño, amor, sacrificio, apoyo y dedicación en todos los momentos.

A mis hermanos Yovanny y Lainet por su amor y cariño y servirme de guía para seguir adelante.

A mi segundo papá, tito, por su apoyo y cariño incondicional en estos últimos 14 años.

A mi novia Yaima por aguantarme en estos últimos 2 años y 9 meses, ofreciéndome su amor, cariño, paciencia y dedicación en las buenas y en las malas.

A Melba, Joaquín e Ita, por acogerme y hacerme sentir como en mi casa.

A los tutores Arellys y Yoel, que sin su apoyo incondicional, malas noches y estrés no hubiera sido posible la realización de la presente investigación.

A todos los compañeros con los que compartí en los 5 años de la carrera y a todo aquel que me preguntó. ¿Cómo va la tesis?

A todos muchas, muchas gracias....

AGRADECIMIENTOS

De Yosvani:

Ante todo quisiera agradecerle a Dios por darme la oportunidad de estar presente en este día tan importante para mí. Le agradezco a mi familia por todo su apoyo incondicional, especialmente a mi Padre por haberme forjado durante todos estos años y haber hecho de mí el hombre que soy. Le agradezco a mi chica por compartir conmigo los buenos y los malos momentos y por darme la ilusión de ser papá. Quisiera agradecerles a mis amigas y amigos con los que he compartido estos 5 años, por su apoyo y dedicación, y agradecerles a todas aquellas personas que de alguna forma influyeron en el desarrollo de esta investigación. Por último y no por eso lo menos importante, quisiera agradecerles a mis tutores por habernos brindado su apoyo y habernos ayudado siempre que lo necesitamos, por su dedicación y esmero, por guiarnos en los momentos críticos, no encuentro palabras para expresar mis agradecimientos hacia ustedes, no imaginaría este trabajo sin su tutoría, de corazón,

GRACIAS...

RESUMEN

La identificación del cáncer de pulmón cuando se encuentra en fases iniciales, ha sido en los últimos años una tarea propuesta por la comunidad científica, debido a que esta enfermedad representa la principal causa de muerte por cáncer en el mundo. El proceso de detección de nódulos pulmonares solitarios es complejo y requiere de la experticia del radiólogo. Los equipos médicos actuales, generan un elevado volumen de imágenes, lo que hace necesaria la revisión de mucha información para emitir un diagnóstico médico. A menudo es necesario llevar a cabo consultas de segunda opinión, retardando el proceso de atención al paciente. La utilización de sistemas que dirigen la atención de los especialistas a regiones candidatas en la imagen, proporcionando una segunda opinión en la interpretación de los resultados, pudiera mejorar la consistencia y agilizar el proceso de diagnóstico. Por tal motivo se desarrolló un algoritmo capaz de detectar nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax, mediante el uso de métodos de procesamiento de imágenes.

Para validar los resultados del proceso de segmentación se realizó un experimento utilizando una muestra de imágenes previamente diagnosticadas, obtenidas en *The Lung Image Database Consortium Image Collection (LIDC-IDRI)*. De un total de 377 imágenes que contienen estructuras nodulares, en 279 se incluyen como resultado del proceso todos los nódulos existentes, en 61 se incluyen parcialmente y en 37 no se incluyó ningún nódulo; representando un 74 %, 16.18 % y un 9.82 % del total, respectivamente. Se obtuvo un 77.78 % de acierto.

Palabras clave: algoritmo de identificación, cáncer de pulmón, nódulos pulmonares solitarios, procesamiento de imágenes médicas, tomografía de tórax

TABLA DE CONTENIDOS

INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX	7
1.1. NÓDULO PULMONAR SOLITARIO	7
1.2. DIAGNÓSTICO ASISTIDO POR COMPUTADOR	8
1.3. TENDENCIA DE DESARROLLO DE SISTEMAS CAD PARA LA DETECCIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS	9
1.4. NÓDULOS PERIFÉRICOS	11
1.5. RESULTADOS DEL ESTUDIO DEL DESARROLLO DE SISTEMAS CAD PARA LA DETECCIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS	12
1.6. SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES	13
1.7. METODOLOGÍAS, TECNOLOGÍAS, HERRAMIENTAS Y LENGUAJES UTILIZADOS	17
1.8. MODELO DE MADUREZ DE LA CAPACIDAD DE INTEGRACIÓN	19
1.9. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO	20
CAPÍTULO 2. CARACTERÍSTICAS DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX	21
2.1. PROCESO DE IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX	21
2.2. MODELO DE DOMINIO	21
2.3. REQUISITOS FUNCIONALES	23
2.4. REQUISITOS NO FUNCIONALES	25
2.5. PROPUESTA DE SOLUCIÓN	26
2.6. DEFINICIÓN DE LOS ACTORES	30
2.7. DIAGRAMA DE CASOS DE USO DE SISTEMA	30
2.8. DESCRIPCIÓN DEL CASO DE USO DEL SISTEMA IDENTIFICAR ESTRUCTURAS NODULARES	30
2.9. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO	34
CAPÍTULO 3. ARQUITECTURA Y DISEÑO DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX	35

3.1. DISEÑO.....	35
3.2. MODELO ARQUITECTÓNICO	39
3.3. PATRONES DE DISEÑO UTILIZADOS EN EL DESARROLLO DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX	40
3.4. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO	43
CAPÍTULO 4. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX	44
4.1. DIAGRAMA DE COMPONENTES.....	44
4.2. ESTÁNDAR DE CODIFICACIÓN	46
4.3. FRAGMENTOS DE CÓDIGO	46
4.4. RESULTADOS ALCANZADOS POR EL ALGORITMO DE IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA.....	51
4.5. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO	53
CONCLUSIONES	54
RECOMENDACIONES.....	55
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	56
BIBLIOGRAFÍA.....	62
ANEXO.....	63
GLOSARIO DE TÉRMINOS	66

INTRODUCCIÓN

Con el avance de la tecnología y la aparición de la segunda generación de ordenadores en los años 60, la informática y las comunicaciones comienzan a insertarse en varios sectores de la sociedad, apoyando inevitablemente el avance socio-económico de cada nación. La medicina es uno de los sectores que más se ha visto beneficiado por la influencia de estas tecnologías, principalmente aquellas que están enfocadas al diagnóstico por imágenes, incrementando la capacidad de análisis y el estudio de diversas enfermedades patológicas. En este contexto ha tenido una gran influencia el surgimiento y desarrollo de la Radiología Digital, que finalmente ha dado lugar a la Imagenología como especialidad médica. (1)

La imagenología médica, comprende la realización de exámenes diagnósticos y terapéuticos, en los cuales se utilizan equipos que generan imágenes del cuerpo humano, permitiendo la visualización de estructuras internas y tejido patológico, posibilitando avanzar en el tratamiento de alguna enfermedad sin necesidad de intervenir quirúrgicamente al paciente (2). Esta disciplina emplea diferentes modalidades de imágenes médicas entre las que se encuentra la Tomografía Computarizada (TC) (3), la Resonancia Magnética (RM) (4), la Mamografía (MG) (5) y la Radiografía Computarizada (RC) (1; 6). Las imágenes generadas por estas modalidades poseen dos características fundamentales que la magnifican con respecto a las imágenes de radiografía analógica, siendo estas la resolución espacial¹ (cantidad de píxeles por pulgada o cm) (7) y la densidad o profundidad (niveles de grises que se pueden representar) (8; 9), que posee la imagen (10).

Entre las múltiples ventajas que ofrecen las imágenes digitales sobre las analógicas se destacan el bajo uso de dosis radiante, la eliminación del uso de líquidos reveladores y fijadores, el fácil almacenamiento y acceso inmediato; así como la posibilidad de modificar las características de las imágenes (11; 12; 13), facilitando la detección de hemorragias, lesiones de órganos internos, e incluso para la detección de enfermedades de carácter patológico como es el caso del cáncer de pulmón. (3; 6; 14)

Según la Organización Mundial de Salud (OMS) el cáncer es la principal causa de muerte a nivel mundial. Se le atribuye 8,2 millones de defunciones ocurridas en todo el mundo en el 2012. Entre los diferentes tipos de

¹ Se refiere a la finura de detalles visibles en una imagen, cuanto menor es el área terrestre representada por cada píxel en una imagen digital mayores son los detalles que pueden ser captados y mayor es la resolución espacial.

cáncer, el que mayor incidencia ha tenido en ese mismo año, es el de pulmón con 1,59 millones de muertes (15). En Cuba el Ministerio de Salud Pública (MINSAP) emite un Anuario Estadístico de Salud, en el cual se documenta las principales causas de muerte ocurridas durante el año. En el anuario correspondiente al año 2013 (16), los tumores malignos representan la primera causa de muerte en la isla. El número de defunciones asociadas a estas enfermedades tumorales se elevó a 22 868, de estas, 5 212 se localizaron en tráquea, bronquios y pulmón (TBP), representando una tasa de 46,7 % por cada 100 000 habitantes; comportándose como el grupo de mayor prevalencia tanto en hombres como mujeres. El número de defunciones asociados a estas localizaciones en el sexo masculino asciende a 3 296, representando una tasa del 59.2 % y en el sexo femenino a 1 916, con una tasa de 34.3 %.

La detección temprana del cáncer de pulmón es relevante, en la actualidad más del 90 % de la identificación de nódulos pulmonares se realiza de forma casual (17). Estos nódulos pueden aparecer en un 0.2 % en radiografías de baja dosis, pero su incidencia ha aumentado considerablemente con el uso de la tomografía computarizada (18; 19; 20), debido a que la evaluación de la presencia de nódulos en una radiografía solo es eficiente si el nódulo mide al menos 9 mm (21), sin embargo en la TC se pueden detectar estructuras nodulares menores a 1 mm de diámetro (20; 21). Con la utilización de los sistemas para el Diagnóstico Asistido por Computador (CAD, por sus siglas en inglés) se puede agilizar el proceso de detección de estructuras nodulares. Los sistemas CAD son capaces de dirigir la atención del radiólogo a regiones candidatas dentro de la imagen (5; 22; 23), proporcionando una segunda opinión a la hora de interpretar los resultados, mejorando así el rendimiento y la consistencia del diagnóstico.

A nivel internacional existen numerosas empresas fabricantes de equipos de adquisición de imágenes médicas como son Siemens, Phillips, Agfa, General Electric y Kodak; que además de fabricar equipamiento médico, a lo largo de los años, se han dedicado al desarrollo de sistemas para el Almacenamiento, Transmisión, Visualización y el Procesamiento de imágenes médicas (PACS, por sus siglas en inglés). Dichos sistemas posibilitan la centralización de las imágenes generadas en cada uno de los equipos de adquisición, posibilitando la visualización de las imágenes desde cada uno de los servicios, tanto de radiología como servicios asistenciales (Ultrasonido, Nefrología, Cirugía, Cardiología) de la entidad hospitalaria. La utilización de los sistemas PACS facilita la realización de consultas de segunda opinión y de consultas paralelas entre Radiología y los servicios asistenciales, agilizando el proceso de atención al paciente, lo cual repercute en mayor calidad de vida.

En el Centro de Informática Médica (CESIM) de la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) se desarrolló un sistema PACS, que posee las funciones y características de cualquier sistema de su tipo. Dicho sistema se encuentra desplegado en varios hospitales de la isla como parte del proceso de informatización del sector de la salud y en algunas instituciones fuera del país. Independientemente de que la solución PACS cuenta con un conjunto de funcionalidades como la MIP (Máxima Intensidad de Proyección) y la MIPF (Máxima Intensidad de Proyección Finita), que son utilizadas por el especialista para la detección de estructuras nodulares, la interpretación de las imágenes es un proceso difícil y las habilidades para ello se adquieren con los años. Generalmente el proceso de diagnóstico es un proceso engorroso que requiere de amplio nivel de experticia del radiólogo, muchas veces se hace necesario realizar consultas de segunda opinión retardando el proceso de atención al paciente. La calidad de los equipos que existen actualmente posibilita que se generen un amplio volumen de información, haciendo que el especialista tenga que revisar muchas imágenes de un mismo estudio, lo que puede provocar cansancio y agotamiento en el radiólogo.

Por lo antes planteado se identifica como **problema de la investigación**: ¿Cómo identificar nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax?

Este problema se enmarca en el **objeto de estudio**: proceso de diagnóstico utilizando imágenes de tomografía de tórax, siendo el **campo de acción**: los algoritmos para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

La presente investigación tiene como **objetivo general**: desarrollar un algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

Para dar solución al objetivo general planteado se proponen las siguientes **tareas de la investigación**:

- Valorar las tendencias de los algoritmos de procesamiento de imágenes utilizados en el proceso de segmentación de imágenes de tomografía de tórax.
- Generar los artefactos correspondientes a las fases definidas en la universidad para el ciclo de vida de los proyectos.
- Identificar las características de las estructuras nodulares y su forma de representación en las imágenes de tomografía de tórax.

- Analizar los algoritmos de segmentación de imágenes médicas para identificar los idóneos a utilizar en el proceso de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.
- Implementar un algoritmo para la detección de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

Los métodos científicos utilizados en esta investigación son:

- **Histórico Lógico:** para realizar un análisis crítico valorativo de la información contenida en las fuentes bibliográficas consultadas, con el objetivo de conocer cuáles son las tendencias y cómo se ha comportado el desarrollo de software en torno a la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Como parte inicial de la investigación se realiza un estudio del estado del arte de la problemática planteada, se analizan diversas soluciones existentes, se identifican fuentes de datos confiables y los algoritmos de procesamiento de imágenes más utilizados.
- **Analítico Sintético:** para descomponer el problema de la investigación en elementos concretos de la solución.
- **Inductivo Deductivo:** teniendo en cuenta el funcionamiento del proceso de diagnóstico por imágenes médicas se evalúa la problemática existente, para determinar aspectos particulares y desarrollar una propuesta de solución.
- **Modelación:** para confeccionar modelos y diagramas que ayudan a la comprensión de los procesos a desarrollar como parte de la investigación.
- **Experimento:** para realizar la validación de los resultados obtenidos por el algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

Los beneficios de la realización del Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitario en imágenes de tomografía de tórax son:

- La solución PACS desarrollada por el Centro de Informática Médica podrá contar con un algoritmo que sea capaz de identificar posibles estructuras nodulares presentes en las imágenes de tomografía de tórax, siendo de ayuda para el especialista como consulta de segunda opinión.
- La utilización del algoritmo pudiera contribuir no solo la toma de decisiones para el diagnóstico sino la formación de nuevo especialistas en el área de la Imagenología.

- La utilización del algoritmo pudiera contribuir a la reducción del tiempo de lectura de los estudios médicos y por tanto mejorar la calidad de vida del paciente.

Estructura del contenido

Capítulo 1. Fundamentación teórica del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax: agrupa los principales conceptos vinculados a la investigación. Aborda un estudio de las tendencias en el desarrollo de sistemas de Diagnóstico Asistido por Computador para la detección de nódulos pulmonares solitarios. Como parte de la revisión bibliográfica se detallan los pasos a seguir durante el proceso de identificación de estructuras nodulares en imágenes de tomografía de tórax. Se analizan los principales métodos de segmentación de imágenes médicas para definir cuáles pueden ser relevantes para obtener buenos resultados en la solución del problema planteado en la investigación.

Capítulo 2. Características del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax: describe cómo se realiza el flujo actual en las instituciones de salud para llevar a cabo el proceso de identificación de estructuras nodulares en imágenes de tomografía de tórax y a partir de ello se conforma el Modelo de Dominio. Recoge los Requisitos Funcionales y no Funcionales a partir de los cuales se realiza una propuesta de solución para el problema planteado en la investigación. Se modela el Caso de Uso del sistema relacionado con la identificación de nódulos pulmonares solitarios.

Capítulo 3. Arquitectura y diseño del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax: aborda los elementos de diseño del Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Se conforma el Diagrama de Clases del Diseño y el Diagrama de Secuencias del Diseño. Se propone un modelo arquitectónico idóneo para el desarrollo del algoritmo referente a la presente investigación y se describen los patrones de diseño que se utilizan.

Capítulo 4. Implementación del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax: describe la fase de implementación, donde se describe el Diagrama de Componentes referente al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Se muestran ejemplos de códigos de las técnicas más relevantes utilizadas para el desarrollo del algoritmo propuesto para dar solución a la problemática planteada en la presente investigación.

Se realiza la validación del algoritmo propuesto, haciendo uso de un conjunto de imágenes previamente diagnosticadas y publicada en *The Lung Image Database Consortium Image Collection (LIDC-IDRI)*.

CAPÍTULO 1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX

En este capítulo se recogen los principales conceptos vinculados a la investigación. Se describen las principales características de los nódulos pulmonares solitarios (NPS) con el objetivo de identificarlos correctamente en las imágenes de tomografía de tórax. Se incluye el resultado del estudio de las tendencias del desarrollo de sistemas de Diagnóstico Asistido por Computador (CAD, por sus siglas en inglés), con el objetivo de identificar los pasos a seguir para la realización del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Se analizan los principales métodos de segmentación de imágenes médicas para definir cuáles pueden ser relevantes para obtener buenos resultados en la solución del problema planteado en la investigación.

1.1. Nódulo pulmonar solitario

El cáncer de pulmón se evidencia cuando células tumorales con capacidad de invadir tejidos sanos se alojan en los pulmones (21; 24; 25), siendo la causa más frecuente de mortalidad por cáncer en el mundo (21; 26; 27); por lo que es de vital importancia detectarlo cuando está en la fase de nódulo pulmonar solitario² (18; 28; 29). La evaluación radiológica del nódulo pulmonar solitario puede ser un proceso complejo, pero con una gran repercusión social, debido a que es el hallazgo inicial en un 20 o 30 % de los pacientes con cáncer de pulmón y el pronóstico depende del estadio de presentación (30).

Los NPS se pueden identificar atendiendo a la forma de su estructura interna, calcificación, esfericidad, lobulación, espiculación, textura y localización. Los primeros pueden ser de tejido blando, líquido, grasa y aire. Atendiendo a su calcificación son los llamados rosita de maíz, laminado, sólido, no central, central y ausente. Los nódulos con las características de esfericidad son los lineales, ovoides y redondos. Los lobulados pueden ser de marcada lobulación o no lobulados. Los espiculados se identifican por ser no espiculados o con

² Se define en una imagen radiológica como una opacidad redondeada, moderadamente bien definida, cuenta con un diámetro inferior a 3 cm y su densidad es mayor que el tejido pulmonar que la rodea.

marcada espiculación. Atendiendo a su textura los nódulos se caracterizan en sólidos no calcificados, calcificados y vidrio deslustrado. Según su localización pueden ser centrales o periféricos. (18; 20; 30)

1.2. Diagnóstico Asistido por Computador

El diagnóstico asistido por computador se ha convertido en una de las mayores áreas de investigación de la imagenología y la radiología diagnóstica (31; 32), aunque los primeros intentos de análisis computarizado de imágenes médicas se hicieron en la década de 1960 (33). Un sistema CAD se define como una combinación de técnicas de procesamiento de imágenes y métodos inteligentes que pueden ser usados para mejorar el procesamiento de interpretación médica (31; 32). El propósito de un sistema CAD es dirigir la atención del radiólogo a regiones sospechosas dentro de la imagen (22), proporcionando una segunda opinión a la hora de interpretar los resultados, mejorando así el rendimiento y la consistencia del diagnóstico (6; 31; 32). Los sistemas CAD se han centrado en la detección de lesiones en mamografías (5; 34; 35), detección de nódulos pulmonares en imágenes de tomografía (14; 26; 36; 37) y actualmente en otros órganos del cuerpo como el hígado (38), el cerebro, o cardiovasculares (31; 32).

Para el desarrollo de los sistemas CAD es necesario llevar a cabo la implementación de algoritmos con un nivel de complejidad medio (32) y cumplir con las etapas básicas subyacentes a todo sistema de reconocimiento de patrones, las cuales son: adquisición, pre-procesamiento, obtención de características y clasificación (6). La etapa de adquisición comprende la obtención de objetos del mundo real, como es el caso de las imágenes médicas. A continuación se realiza el pre-procesamiento cuyo objetivo es acondicionar los objetos de interés, tratando de que todos los objetos de una misma clase tengan una apariencia lo más parecida posible, esto facilita la búsqueda de características comunes. Seguidamente la extracción de características es, básicamente, un proceso de extracción de la información útil contenida en el objeto a tratar; en la presente investigación está determinado por las diferentes características que poseen los nódulos pulmonares solitarios, con el fin de poder identificarlos. Esta etapa es crucial porque dependiendo del tipo de rasgos con las que se trabaje será posible discriminar objetos que no pertenezcan a la clase de nódulos. Una vez que se han identificado las posibles estructuras nodulares, se toma una decisión sobre cada una de ellas, de si se ofrece o no como resultado final del sistema. Este proceso de los sistemas CAD se realiza en la etapa de clasificación de los mismos. (6)

1.3. Tendencia de desarrollo de sistemas CAD para la detección de nódulos pulmonares solitarios

Al transcurso de los años se han publicado diferentes artículos donde se manifiesta la realización de algoritmos útiles para la detección de estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios, como son:

En (14) segmentan los pulmones sección por sección en un proceso bidimensional, aplicando un umbral basado en niveles de gris para cada sección, esto lo realizan con el objetivo de identificar la región pulmonar dentro del cuerpo del paciente y diferenciarla de las demás regiones. Selecciona un punto entre dos picos que aparecen en el histograma de la imagen, que diferencian el tejido blando del tejido denso. De este modo obtienen una primera aproximación a la máscara pulmonar, la que mejoran con una serie de pasos adicionales entre ellos el “rolling-ball”. Prosiguen empleando umbralización en base a niveles de gris para generar el volumen pulmonar segmentado. Para obtener los candidatos a nódulos pulmonares, utilizan múltiples umbrales y una combinación de una serie de técnicas de 2D y 3D. (21)

En (39) utilizan un primer umbral en -800 Unidades Hounsfield³(HU) para excluir la región externa del tórax. Como la densidad del pulmón en imagen de Tomografía Computarizada (TC) varía según la profundidad de la inspiración, el ancho del haz y la calibración del escáner. Este umbral no es suficiente por lo que a continuación utilizan el histograma de la imagen dentro de la región torácica y mediante una técnica de “clustering” conocida como “k-means” segmentan cada región pulmonar dentro del tórax utilizando únicamente los niveles de gris de la imagen. (21; 23)

En (40) con el objetivo de identificar estructuras nodulares, comienzan aplicando un umbral en -375 HU, para diferenciar regiones de alta y baja densidad. Continúan aplicando la técnica de componentes conexas en 3D con el fin de identificar la región pulmonar. Aplicando cierre morfológico obtienen como resultado los pulmones completamente blancos. Al obtener la máscara pulmonar utilizan el algoritmo Local Density Maximum (LDM), con el fin de identificar las estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios.

³Unidades de medida correspondiente a las distintas densidades de los tejidos en una tomografía computarizada

En (37) utiliza para la detección de estructuras pulmonares, el proceso de segmentación, este proceso lo realiza aplicando la umbralización binaria, el siguiente paso es eliminar el fondo de la imagen aplicando el método flood-fill o de rellenos por difusión, lo que obtiene como resultado los pulmones por separado. El autor prosigue en la búsqueda de dos clases de nódulos de forma diferente, debido a la gran diferencia existente entre estos, los nódulos buscados son los nódulos centrales y los periféricos. A los primeros les aplica una máscara de suavizado por cierre morfológico para obtener como resultado los pulmones completamente blancos. Continúa aplicando un detector de gota multiescala 3D, que da como resultado los nódulos pulmonares solitarios. Para identificar los nódulos periféricos aplica una máscara de suavizado sobre los pulmones, en este momento aparecen los nódulos de alta densidad con valor cero (en negro). Al resultado de esta máscara le resta la imagen obtenida tras la umbralización y continúa eliminando los objetos que no se encuentren en el límite del pulmón. El siguiente procedimiento es generar el límite del pulmón aplicando una máscara de suavizado por erosión y sustracción morfológica. Luego multiplica las dos imágenes elemento por elemento y culmina eliminando los objetos mayores de 29 mm^2 . Debido a las pequeñas dimensiones esperadas de los nódulos periféricos, el resultado de este proceso brinda las regiones sospechosas a ser nódulos pulmonares. Según datos del autor este algoritmo cuenta con un 96% de fiabilidad.

En (26) dividen el proceso de segmentación en tres etapas: aplicación de un umbral adaptativo, reducción de regiones aisladas y segmentación de las regiones pulmonares. Al concluir el segmentado ya cuentan solamente con la región de los pulmones, a los que le aplican un filtro denominado filtro de iris; obteniendo como resultado una imagen en la cual la estructura del fondo y las restantes regiones torácicas han sido eliminadas. A continuación aplican valores umbrales, obteniendo una imagen binaria que contiene las regiones sospechosas de ser nódulos pulmonares.

En (21) aplica un umbral adaptativo como primer paso en el proceso de segmentación, el cual le permitirá separar dentro de la imagen original las regiones de alta y baja densidad. Las primeras quedaran de color blanco, las cuales serán el cuerpo, la camilla, el tejido denso del pulmón, los nódulos y la grasa. Zonas como el fondo y el aire del pulmón pertenecen a las regiones de baja intensidad, quedarán de color negro. Sobre el resultado se aplica una técnica de etiquetado de regiones para poder suprimir el fondo y todas las regiones blancas (técnica de supresión), manteniendo presente las regiones restantes. A continuación vuelve a eliminar el fondo y las regiones blancas, quedando el contenido correspondiente al tejido denso dentro de los pulmones. Estas últimas dos imágenes obtenidas las combina por medio de una operación lógica OR,

proporcionado como resultado las regiones pulmonares que incluyen el tejido denso en su interior. A continuación realiza una operación morfológica de dilatación, que combinada una vez más por medio de un OR, le permite recuperar parte del hilio pulmonar que no había sido incluida. Como los pulmones habían sido previamente dilatados, realiza una erosión para devolverlos a su tamaño original. Al concluir el proceso de segmentación, el autor prosigue con la utilización de una versión del filtro iris, como umbral de decisión para generar los puntos semillas. A los puntos generados le aplica la segmentación mediante crecimiento de regiones, lo que brindara como resultados las estructuras pulmonares.

En (41) utilizan para la identificación de estructuras nodulares un umbral fijo a través del histograma de la imagen, con el fin de separar las regiones de alta y baja densidad. Obtienen la región pulmonar a través de la técnica de componentes conexas. Aplican cierre morfológico para rellenar la máscara de color blanco. Corrigen la máscara pulmonar haciendo uso del método de cierre con disco. Para terminar el proceso identifican las estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares con el algoritmo Local Density Maximum (LDM).

1.4. Nódulos periféricos

Una de las clasificaciones de los nódulos pulmonares según su localización son los llamados, periféricos o subpleural (18; 20), que reciben su nombre debido a que aparecen cerca de la pleura⁴ y aunque no se originen en ella, si aparecen en la región periférica y como consecuencia a esto, en un futuro pueden ejercer contacto con ella, debido a su crecimiento. Los nódulos periféricos tienen altos valores de densidad al igual que la camilla y el cuerpo del paciente. Esta característica provoca que al utilizar el método de umbralización para la obtención de la máscara pulmonar, queden excluidos de dicha región, llevándose a cabo un proceso de segmentación incorrecto e imposibilitando la posterior detección del nódulo pulmonar solitario (42; 41).

Para dar solución a este inconveniente existe numerosas técnicas como son: cierre morfológico, rolling-ball, técnicas de relleno, contornos activos y cierre con disco. La primera de estas técnicas tiene como deficiencia que al aplicar parámetros muy pequeños no incluye los nódulos periféricos y con parámetros muy grandes tiende a deformar la máscara pulmonar. Rolling-ball utilizada por varios autores (14; 36), no es eficiente debido

⁴ Es una membrana serosa que recubre a los pulmones

a que tiende a deformar la máscara pulmonar y culmina invadiendo zonas perteneciente a la pleura (21). Las técnicas de relleno dejan trazos, ángulos y bordes rectos, provocando que muchas veces no se logre incluir completamente los nódulos periféricos (21). Entre los algoritmos más eficiente se encuentra contornos activos (21; 43). Esta técnica puede ser implementada de forma automática y semiautomática. La variante semiautomática ofrece mejores resultados pero requiere la intervención del radiológico para establecer los puntos de control y construir la estructura. Los autores de la presente investigación pretenden que el proceso de detección se realice de forma automática, por lo que no les es eficiente la técnica de contornos activos. Por ello se ha decidido seleccionar la técnica de cierre con disco, utilizada en (42; 40; 41), debido a que ofrece resultados favorables de forma automática y cuenta con bajo costo computacional. Cierre con disco es una técnica que consiste en aplicar las operaciones de dilación y erosión morfológica con un elemento estructural en forma de disco, con el objetivo de rellenar orificios en pequeños fragmentos (42).

1.5. Resultados del estudio del desarrollo de sistemas CAD para la detección de nódulos pulmonares solitarios

Después de haber analizado las diferentes tendencias en el desarrollo de sistemas CAD, para la detección de nódulos pulmonares solitarios, los autores de la presente investigación concluyen que ninguno de ellos le es efectivo para ser desarrollado íntegramente. Debido que en (14) utilizan la técnica de Rolling-Ball para la corrección de la máscara pulmonar, pero deforma la máscara y termina invadiendo zonas fuera del pulmón. En (39; 40; 41) se utiliza un umbral fijo, pudiendo provocar restricciones en el algoritmo teniendo en cuenta que en las imágenes de TC varía el nivel intensidad.

Se decidió la utilización de varias técnicas empleadas en una u otra de las investigaciones analizadas. Para diferenciar las regiones de alta y baja densidad se usará una umbralización adaptativa, donde el umbral se adaptará a la densidad de la imagen. Con el fin de identificar la región pulmonar se utilizará la técnica de componentes conexas, permitiendo identificar las regiones conexas dentro de la imagen y con solo eliminar las más grandes y más pequeñas se obtiene la máscara de forma rápida y eficiente. Para corregir la máscara pulmonar se empleará la técnica de cierre con disco porque es automática, eficiente y de bajo costo computacional. Con el objetivo de identificar las regiones candidatas se hará uso del algoritmo Local LDM (40; 41), por los buenos resultados que arroja el mismo en la identificación de estructuras con altos valores de densidad dentro de la imagen de TC.

1.6. Segmentación de imágenes

Segmentar una imagen es un proceso, que consiste en descomponer la imagen en regiones de interés. Esto se realiza particionando según sus componentes estructurales más importantes, siguiendo algún criterio, del cual dependerá el resultado que se desee obtener sobre la imagen (44; 45). Los métodos para llevar a cabo una segmentación varían ampliamente dependiendo de la aplicación específica, tipo de imagen y otros factores. Actualmente no existe ningún método de segmentación de imágenes que alcance resultados aceptables para todo tipo de imagen médica, ni existen métodos que sean generales y que puedan ser aplicados a cualquier variedad de datos. (45; 46)

1.6.1. Tipos de segmentación de imágenes

Para realizar las tareas de segmentación existen muchos algoritmos que aportan diversos resultados, en dependencia de las imágenes con las que trabajen y su funcionamiento particular. Estos métodos se pueden clasificar en dependencia de su nivel de automatización en: métodos manuales, semiautomáticos y automáticos. Cada uno aporta una serie de ventajas y desventajas que actúan a la hora de tomar decisiones sobre ellos. (47)

- **Segmentación manual**

La manera más general y fácil de lograr la segmentación es manualmente dibujando elementos importantes de las estructuras presentes en las imágenes médicas. En este caso, el usuario delinea con alguna herramienta las estructuras relevantes, lo que le da la ventaja de redibujar cualquier porción y corregir algún error introducido. Este método es robusto (siempre aplicable), pero consume mucho tiempo, cuando se trabaja imágenes muy grandes se vuelve impracticable e impreciso debido a que el usuario generalmente se desvía del contorno deseado y si los objetos son difíciles de delinear, pueden ser difíciles de segmentar. (47)

- **Segmentación semiautomática**

En este tipo de modalidad el ordenador realiza el proceso, pero el usuario interviene en determinados momentos sobre el mismo, como por ejemplo para definir las regiones de interés mediante dispositivos de entrada u otros parámetros, así como para corregir resultados. (47)

- **Segmentación automática**

La segmentación automática, como su nombre lo indica es el tipo de segmentación donde el ordenador realiza todo el proceso de manera automática sobre la imagen objetivo. Es improbable que los métodos de segmentación automática reemplacen alguna vez a los métodos manuales pero si es probable que se conviertan en elementos cruciales para el análisis de imágenes médicas. (44)

1.6.2. Técnicas de segmentación de imágenes

- **Umbralización**

La umbralización es un método que busca segmentar imágenes creando una partición binaria de las intensidades de la misma. Trata de determinar un valor de intensidad, llamado umbral, que separa las clases deseadas. La segmentación se logra agrupando todos los píxeles con mayor intensidad al umbral en una clase y los restantes píxeles en otra clase. (44)

La umbralización generalmente es el paso inicial de una secuencia de operaciones de procesamiento de imágenes, debido a que es una técnica muy efectiva para obtener la segmentación de imágenes, donde estructuras diferentes tienen intensidades contrastantes u otras características diferenciables. La partición usualmente es generada interactivamente, pero también existen métodos automáticos. (48; 49)

- **Agrupamiento**

Las técnicas de agrupamiento (clustering), son técnicas de reconocimiento de patrones que buscan particionar un espacio característico derivado de cada imagen, usando datos con etiquetas conocidas. Un espacio característico es un rango espacial de cualquier función de la imagen, siendo las intensidades de la imagen el más común de los espacios característicos. (44; 50)

Las técnicas de agrupamiento no utilizan datos de entrenamiento, por lo que son técnicas no supervisadas. Para compensar la falta de los datos de entrenamiento, iteran entre segmentar la imagen y caracterizar las propiedades de cada clase. En este sentido, se entrenan a sí mismos usando los datos disponibles. La técnica de *clustering* más común es la técnica de las K-medias (K-means). Esta agrupa datos calculando iterativamente la media de la intensidad para cada clase y segmentando la imagen mediante la clasificación de cada píxel en la clase con la media más cercana. (46; 49; 50)

- **Crecimiento de regiones**

La técnica de segmentación de imágenes conocida como crecimiento de regiones o de semilla, es una versión de la técnica de agrupamiento, donde las regiones iniciales de la imagen son cada uno de los píxeles. La segmentación se inicia en un punto concreto de la imagen, marcado por el usuario. A partir de esa semilla se añaden los píxeles vecinos que cumplan un cierto criterio. Esta técnica tiene en cuenta las relaciones que existen entre los objetos de la imagen, intentando crear regiones uniformes agrupando píxeles que satisfacen ciertos criterios de similitud. El resultado depende fuertemente del criterio y de la definición de conectividad empleada. Intenta hacer crecer una región conectada uniformemente, originada en cada semilla. (48; 49)

Un píxel se agrega a la región si:

- No se asignó antes a otra región
- Es vecino de la región
- La región creada al agregar el nuevo píxel sigue cumpliendo con el criterio de uniformidad

- **Detección de discontinuidades**

- **Detección de puntos**

La detección de puntos aislados funciona correctamente en principio. Básicamente con esta técnica se mide la diferencia entre el punto centro, que es el punto a analizar en cuestión y sus vecinos. Con esta idea se determina si el punto a analizar en cada momento pertenece o no al fondo, que estaría representado por sus puntos vecinos. Este tipo de detección es más especializada porque está basada en la detección de discontinuidades entre píxeles que tienen un fondo homogéneo en el área de una máscara de detección. Cuando no se satisface esa condición, no es eficaz aplicar dicha técnica. (51)

- **Detección de líneas**

Este tipo de técnica se basa en la detección de líneas. Análogamente a la técnica de detección de puntos, en esta se usan máscaras de detección, solo que en este caso es para detectar las líneas en dependencia de la dirección, vertical, horizontal o diagonal (+- 45 grados). Luego de aplicar las máscaras de detección, se debe umbralizar la imagen binarizada obtenida, con el objetivo de reconocer todos los puntos que se encuentran en el mismo nivel de umbral. (51)

o **Detección de bordes**

Aunque los anteriores son técnicas discutidas cuando se habla de segmentación, la detección de bordes es posiblemente el enfoque más común cuando se refiere a este tema debido a que es un campo bien desarrollado en el procesamiento de imágenes. Los límites de regiones y los bordes están estrechamente relacionados, ya que a menudo hay un fuerte ajuste en la intensidad en los límites de dichas regiones. Las técnicas de detección de bordes pueden ser usadas como otra técnica de segmentación, que puede arrojar buenos resultados en algunos entornos. En la detección los bordes identificados en ocasiones están desconectados, luego para segmentar un objeto a partir de una imagen, es necesario que los bordes formen figuras cerradas. Particularmente este enfoque ha sido el soporte de la segmentación de imágenes durante algunos años. (51)

Comúnmente las técnicas de segmentación vistas hasta ahora, producen píxeles que forman los bordes. En la práctica estos resultados pobremente caracterizan una detección completa de los bordes de la imagen, debido al ruido y otros efectos que introducen discontinuidades de intensidades falsas. Por este motivo las técnicas de detección de bordes en la segmentación, casi siempre van seguidos por un proceso de enlace de los píxeles para rectificación de bordes. (51)

- **Watershed**

La transformación watershed es una técnica morfológica de segmentación de imágenes en nivel de gris. Es una técnica basada en regiones, que divide todo el dominio de la imagen en conjuntos conexos. Se le aplica a imágenes 2D y 3D. Esta técnica encierra varios de los conceptos de otras técnicas como son: detección de discontinuidades, umbralización y crecimiento de regiones antes mencionado. Watershed a menudo produce un resultado más estable de la segmentación, incluyendo bordes de segmentación continuos. (52)

- **Basado en modelos**

Una de las técnicas que mejor soportan las tareas de segmentación es la basada en modelos, estas emplean conocimientos del tamaño, la forma de los objetos o distribuciones de niveles de gris para la segmentación. Entre las técnicas basadas en modelo que más se destacan se encuentra la de modelos deformables y la de contornos activos o Snake. (47)

o Modelos deformables

Los modelos deformables se basan en una flexible representación geométrica, que proveen el grado de libertad necesaria para adaptar el modelo a una gran variedad de formas. El proceso de ajustar el modelo a la estructura objetivo es guiado por principios físicos y restricciones. Las variaciones resultantes de la forma dependen de algunas propiedades de rigidez de dicho organismo. En los últimos tiempos, debido a su eficiencia, han sido muy utilizados los modelos deformables para la segmentación de imágenes. (47)

o Modelos de contornos activos o Snake

Dentro del grupo de estrategias basadas en modelos deformables se encuentra los modelos de contornos activos o Snake. Estos se basan en la definición de un contorno inicial que algorítmicamente se deforma aproximándose hacia los bordes de la imagen, enmarcando los objetos asumiendo que estos son suaves. El Snake está compuesto por un conjunto de puntos denominados snaxels, que mediante interpolación forman un contorno. Este debe ser inicializado cerca del objeto a identificar de manera que lo envuelva, esto le permitirá ajustarse a cualquier contorno cerrado que represente el objeto que se desee reconocer (47).

1.7. Metodologías, tecnologías, herramientas y lenguajes utilizados

Proceso de Desarrollo Unificado: el Proceso de Desarrollo Unificado (RUP, por sus siglas en inglés) es una metodología robusta utilizada para el análisis, implementación y documentación de sistemas. Se caracteriza por ser iterativo e incremental, está centrado en la arquitectura y es guiado por los casos de uso. Impone una disciplina de trabajo sobre el proceso de desarrollo del software, con el fin de conseguir un software eficiente. Para ello, se hace énfasis en la planificación total del trabajo a realizar y una vez que está completamente detallado, comienza el ciclo de desarrollo del software. RUP utiliza el Lenguaje Unificado de Modelado (UML, por sus siglas en inglés) como lenguaje de modelado para presentar todos los diseños del sistema. (53)

Lenguaje Unificado de Modelado: se utiliza para la especificación, visualización, construcción y documentación de los artefactos de un proceso de sistema intensivo. UML permite a los creadores de sistemas, generar diseños que capturen sus ideas en una forma convencional y fácil de comprender para comunicarlas a otras personas. Su necesidad radica principalmente en que es un lenguaje que permite desarrollar un plan bien analizado que pueda ser comprensible tanto para el cliente como para el equipo de desarrollo. (54; 55)

C# 4.0: es un lenguaje de programación orientado a objetos y permite a los desarrolladores crear una amplia gama de aplicaciones que se ejecuten en la plataforma *.NET Framework*, su sintaxis es sencilla, fácil de aprender y permite los conceptos de encapsulación, herencia y polimorfismo. (56)

Visual Studio 2012: es un Entorno de Desarrollo Integrado (IDE, por sus siglas en inglés), que soporta varios lenguajes de programación incluido Visual C#. Incluye herramientas que simplifican todo el proceso de desarrollo de aplicaciones, de principio a fin. Permite realizar una administración del ciclo de vida de las aplicaciones e incorpora otras pruebas que ayudan a garantizar la calidad del código en todo momento. (57)

Librería EmguCV 2.4.2: EmguCV es un wrapper de la librería de procesamiento de imágenes OpenCV que permite realizar invocaciones directas a funciones de OpenCV (58). Es una librería de código abierto y multiplataforma diseñada con el lenguaje de programación C#. Esta librería ha sido seleccionada ya que incluye funcionalidades esenciales para el procesamiento de imágenes médicas y por su infraestructura fácil de usar (59). Otras de las ventajas que se tuvo en cuenta fue la capacidad de serializar imágenes en ficheros XML y por su simplicidad a la hora de invocar las funciones de OpenCV (60). Ha sido utilizada por varios investigadores en el proceso de identificación de nódulos pulmonares solitarios (26; 41).

Librería CALIB: es una solución de software para llevar a cabo los procesos de lectura, procesamiento y visualización de imágenes médicas, provenientes de múltiples equipos y de diversas modalidades. Le permite a los desarrolladores de la presente investigación visualizar las imágenes de tomografía en formato DICOM. Esta librería fue desarrollada en Centro de Informática Médica perteneciente a la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI). (61)

Enterprise Architect 7.5: es una herramienta que ofrece salida de documentación de alta calidad. Posee un entorno fácil de usar, rápido y flexible. Permite hacer un excelente modelado visual. Facilita realizar ingeniería reversa de código fuente en 10 lenguajes. Permite también importar esquemas de base de datos, fuente XSD y WSDL y binarios .NET. (62). Por estas características es que se decide utilizar como herramienta CASE para el modelado del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

Tortoise SVN 1.7.6: es una herramienta de código abierto, multiplataforma y utilizado para el control de versiones, tanto de software como documentación. Se basa en un repositorio central que actúa como un

servidor de ficheros, con la capacidad de gestionar los cambios que se hacen tanto en sus directorios como en sus ficheros. (63)

Se decidió la utilización del lenguaje de programación C# 4.0, el IDE Visual Studio 2012 conjuntamente con la librería EmguCV 2.4.2, debido a que cuentan con varias funcionalidades útiles para el procesamiento de imágenes médicas, con el objetivo de identificar las estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios. Se utilizó la librería Calib porque facilita la visualización de imágenes de tomografía y que fue desarrollada en el departamento productivo Software Médico Imagenológico (SWMI). Para el control de versiones se usará el Tortoise SVN 1.7.6 con el fin de controlar los cambios realizados en la investigación. La utilización de la herramienta Enterprise Architect 7.5 permitirá el modelado del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax, debido a que facilita que se puedan importar clases del Visual Studio posibilitando la realización de la ingeniería. Todas las herramientas anteriormente mencionadas, así como el lenguaje se utilizan porque son definidas por el CESIM para el desarrollo de software en el Departamento Software Médico Imagenológico (SWMI).

1.8. Modelo de Madurez de la Capacidad de Integración

Modelo de Madurez de la Capacidad de Integración (CMMI, por sus siglas en inglés) es un enfoque de mejora de procesos que provee a las organizaciones de los elementos esenciales para un proceso efectivo. Fue desarrollado en el año 2005 por el Instituto de Ingeniería de Software (Software Engineering Institute). Integra disciplinas como sistemas y software en un solo marco de trabajo. Describe formas efectivas y probadas de hacer las cosas, no es un enfoque radical. CMMI mide los niveles de madurez a través de calificaciones que reciben las organizaciones cuando son evaluadas (64), siendo estas:

1. Inicial
2. Administrado
3. Definido
4. Cuantitativamente Administrado
5. Optimizado

El CESIM perteneciente a la Universidad de las Ciencias Informáticas certificó el nivel dos de CMMI, lo cual significa un gran paso de avance en la profesionalidad del centro.

1.9. Conclusiones del capítulo

Después de realizar un análisis de los métodos de segmentación y de las tendencias de desarrollo de sistemas CAD, se determinó que las transformaciones que se le realizarán a la imagen de tomografía de tórax con el objetivo de identificar las estructuras candidatas serán: umbralización, componentes conexas, cierre con disco y el algoritmo Local Density Maximum (LDM). Se determinó la utilización de las librerías EmguCV 2.4.2 y CALIB por las facilidades que posee para el procesamiento de imágenes médicas, conjuntamente con la utilización del IDE de desarrollo Visual Estudio 2012, C# como lenguaje de programación, Tortoise SVN para el control de versiones, el Enterprise Architect y la metodología de desarrollo de software RUP, porque es una política del Departamento de Software Médico Imagenológico perteneciente al CESIM, para el desarrollo de sus soluciones informáticas.

CAPÍTULO 2. CARACTERÍSTICAS DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX

En el presente capítulo se tiene como objetivo explicar cómo se realiza actualmente en las instituciones de salud el proceso de identificación de nódulos pulmonares a través de las imágenes de tomografía de tórax. Se realiza a partir de lo anterior el Modelo de Dominio correspondiente, para luego enunciar las características con las que contará el algoritmo a desarrollar. Se plantea la propuesta de solución y se muestra el Diagrama de Caso de Uso del Sistema asociados al algoritmo.

2.1. Proceso de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax

El proceso de identificación de nódulos pulmonares solitarios da inicio una vez que el paciente se realiza un estudio de tomografía de tórax. Las imágenes generadas son revisadas por el especialista en las estaciones de visualización de la institución médica, quien las interpreta y emite un diagnóstico a partir de los hallazgos detectados durante el proceso de observación. El proceso de diagnóstico a través de imágenes médicas es engorroso y en varias ocasiones aparecen nódulos muy pequeños o estructuras indefinidas, que tienden a confundir al especialista. Como las estructuras nodulares son de alta densidad el especialista realiza variaciones de este parámetro, en busca de que los nódulos queden resaltados en la imagen que se analiza. Con frecuencia se requiere una segunda opinión por parte de otro radiólogo para la emisión de un diagnóstico eficiente. Los elementos anteriormente descritos pueden provocar retraso en la consulta al paciente. Este inconveniente se puede mitigar con la utilización de sistemas capaces de dirigir la atención de los radiólogos a regiones candidatas a ser nódulos pulmonares dentro de la imagen.

2.2. Modelo de Dominio

Con el objetivo de comprender el ambiente o entorno en el cual está enmarcado el problema que se desea resolver, el Proceso de Desarrollo Unificado (RUP, por sus siglas en inglés) establece en su primera fase de desarrollo la realización de un Modelo de Casos de Uso del Negocio. Cuando los procesos del negocio no se encuentran bien identificados, RUP propone realizar un Modelo de Dominio. El Modelo de Dominio tiene como objetivo comprender y describir solamente las clases más importantes dentro del contexto en el cual se

desempeña el software, con el propósito de sentar las bases del entendimiento del desarrollo y no para definirlo completamente. (65)

Para llevar a cabo el proceso de identificación de estructuras nodulares en imágenes de tomografía de tórax el especialista tiene que visualizarlas en un visor de imágenes médicas. A dichas imágenes debe aplicarles un conjunto de transformaciones que le permitan resaltar zonas de alta densidad, teniendo en cuenta que pueden ser estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios. Ver Figura 1.

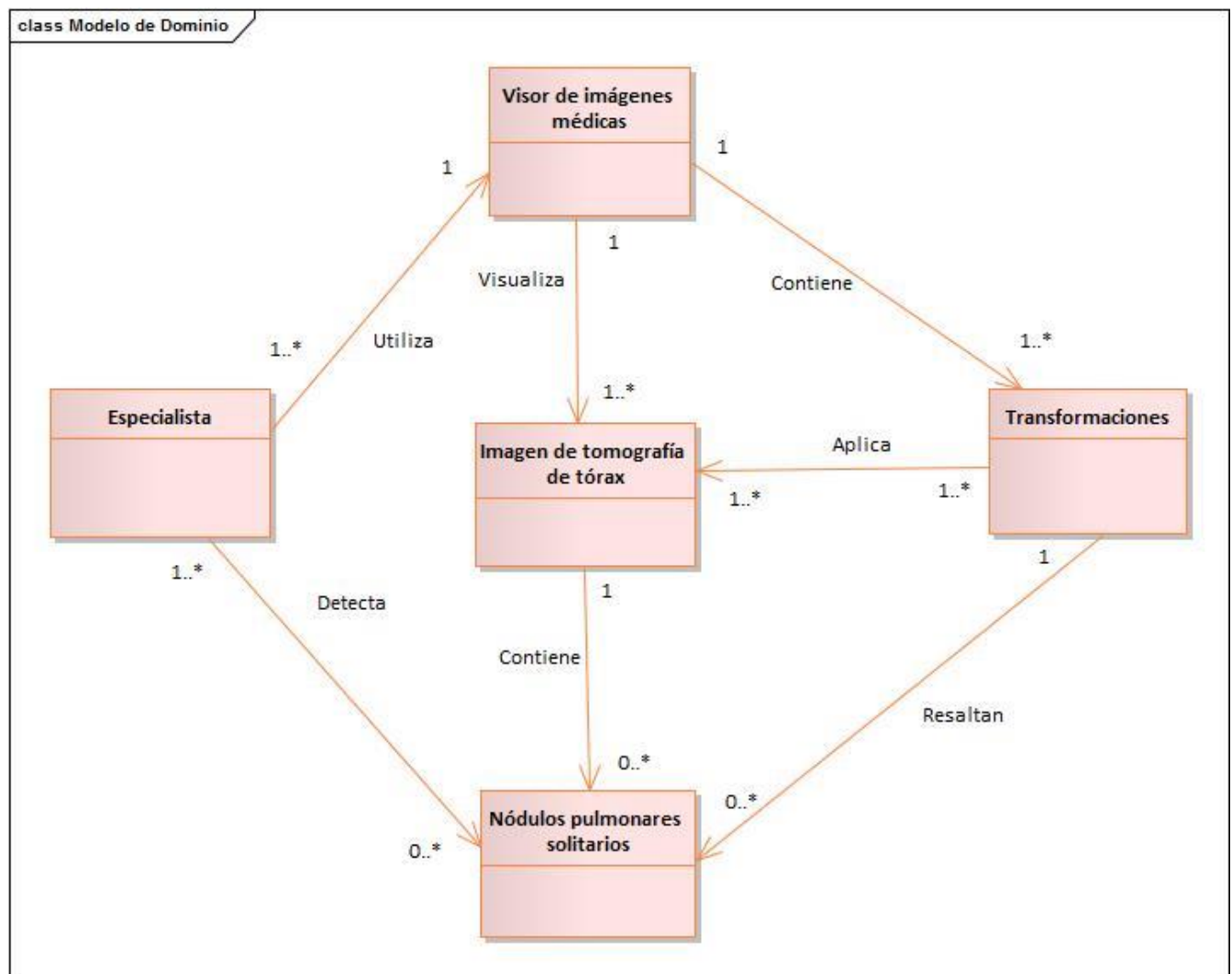


Figura 1. Modelo de Dominio del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

2.2.1. Entidades y Conceptos referentes al Modelo de Dominio

Para conocer la descripción de las entidades y conceptos que conforman el Modelo de Dominio ver la Tabla 1.

Tabla 1. Entidades y conceptos fundamentales (fuente: creada por los autores)

Entidades y Conceptos	Descripción
Especialista	Radiólogo que va a interactuar con el algoritmo.
Nódulos pulmonares solitarios	Representa el resultado que se obtiene de aplicar el algoritmo para la detección de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía.
Transformaciones	Transformaciones que se le aplican a las imágenes de tomografía para resaltar las zonas de alta densidad, , como pueden ser: Máxima Intensidad de Proyección (MIP) y Máxima Intensidad de Proyección Finita (MIPF).
Imagen de tomografía de tórax	Imagen en formato DICOM generada por un tomógrafo axial computarizado.
Visor de imágenes médicas	Entidad que manipula las imágenes a visualizar.

2.3. Requisitos Funcionales

Los requisitos funcionales reflejan las capacidades o condiciones que deben ser alcanzados por el algoritmo, con el objetivo de cumplir con las necesidades del usuario final (66). Deben de ser sencillos para que puedan ser comprendidos por los miembros del equipo de desarrollo (67). Los requisitos funcionales se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Requisitos Funcionales del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

Requisitos	Descripción
RF 1 Identificar estructuras nodulares	Realiza el procesamiento de la imagen seleccionada, ejecutando una serie de modificación sobre la misma. Concluye señalando en ella las posibles estructuras nodulares, en caso de existir alguna.
RF 1.1 Umbralizar imagen	Realiza una umbralización con el fin de distinguir entre las regiones pertenecientes al pulmón y las regiones externas a él.
RF 1.2 Invertir imagen	Invierte los valores de cada píxel de la imagen, donde los píxeles con valores 1 recibirán valores 0 y viceversa.
RF 1.3 Analizar componentes conexas	Identifica las componentes conexas dentro de la imagen y elimina las más pequeñas y las más grandes.
RF 1.4 Obtener la máscara pulmonar	Obtiene una primera aproximación de la máscara pulmonar.
RF 1.5 Corregir la máscara pulmonar	Corrige la máscara pulmonar utilizando la técnica de cierre con disco.
RF 1.6 Identificar la región pulmonar	Utiliza la máscara corregida para identificar la región perteneciente a los pulmones dentro de la imagen original.
RF 1.7 Identificar la región de interés	Determina las estructuras que servirán de entrada al algoritmo <i>Local Density Maximum</i> .
RF 1.8 Aplicar el algoritmo Local Density Maximum	Permite identificar las posibles estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios.
RF 1.9 Mostrar estructuras candidatas	Señala mediante circunferencias las estructuras nodulares existentes en la imagen en análisis.

En la Figura 2 se muestra el Diagrama de Requerimientos Funcionales, agrupados por paquetes lógicos.

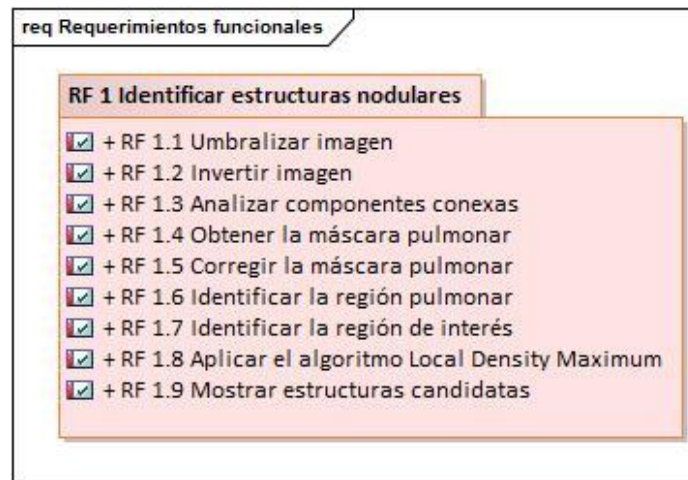


Figura 2. Requisitos Funcionales del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

2.4. Requisitos no Funcionales

Los Requisitos no Funcionales especifican las propiedades con las que cuenta y necesita el producto informático que se está desarrollando para su correcto funcionamiento, restricciones del entorno o de la implementación, rendimiento, así como dependencia de la plataforma. Estas propiedades hacen al producto usable, rápido y confiable (68). Los Requisitos no Funcionales referentes al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax son:

Diseño e Implementación:

- RNDI 1. C# como lenguaje de programación
- RNDI 2. Visual Estudio 2012 como Entorno de Desarrollo Integrado (IDE, por sus siglas en inglés)
- RNDI 3. Utilizar Enterprise Architect 7.5 como herramienta para el modelado del algoritmo

Funcionamiento:

- RNFO 1. Utilizar el sistema operativo Windows 7 o superior.
- RNFO 2. Utilizar un GB de RAM o superior para funcionar de forma óptima.

- RNFO 3. Utilizar disco duro con capacidad de 80 GB o superior, debido que las imágenes de tomografía ocupan un espacio considerable.
- RNFO 4. Utilizar imágenes de tomografía de tórax en formato DICOM.

Legal:

- RNL 1. El algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax es propiedad del Departamento Software Médico Imagenológico (SWMI), del CESIM.

En la Figura 3 se muestra el diagrama de requisitos no funcionales agrupados por paquetes lógicos.



Figura 3. Requisitos no Funcionales del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

2.5. Propuesta de solución

A partir de los estudios realizados a los procedimientos llevados a cabo por varios autores para la realización de sistemas de Diagnóstico Asistido por Computador (CAD, por sus siglas en inglés), útiles para la detección de estructuras nodulares, se propone la realización de un algoritmo capaz de detectar nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. El algoritmo propuesto analiza la imagen seleccionada por el radiólogo, en busca de estructuras de alta densidad dentro de la región pulmonar, mostrando un resultado de forma automatizada, señalando las estructuras nodulares que pudieran ser de interés.

Para obtener la solución deseada, la imagen de tomografía transita por una serie de pasos, comenzando con una umbralización binaria basada en un umbral adaptativo. Para realizar este procedimiento se utiliza el método automático de Otsu, el cual elige umbral óptimo maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva (69). Esta selección está determinada porque los valores de densidad de la imagen de tomografía de tórax no son uniformes, varía según los parámetros de calibración del escáner y el espesor a lo largo del cuerpo del paciente. Con este procedimiento se separan las regiones de alta y baja densidad, Figura 4(b).

Con la imagen umbralizada se procede a la identificación de la región pulmonar, para lo cual se aplica la técnica de detección de componentes conexas. Esta técnica se basa en la identificación de las estructuras de color blanco que se encuentran dentro de la imagen, por lo que es necesario invertir la misma, Figura 4(c). Al concluir la inversión de la imagen se procede a aplicar correctamente la técnica de detección de componentes conexas, Figura 4(d). Dicha técnica permite identificar las estructuras aisladas y eliminar las más pequeñas y las más grandes. Con la finalización de este paso se aplica una depuración sobre las estructuras identificadas previamente, eliminando las regiones más pequeña y las más grandes obteniendo como resultado las regiones correspondientes a los pulmones, como se observa en la Figura 4(e).

Luego de haber identificado las regiones correspondientes a los pulmones, se aplica el método *Flood-Fill*, que identifica todos los píxeles que sean de igual color al punto inicial y a su vez contiguos entre sí y los sustituye por el color de relleno, para obtener una imagen en la que se aprecia el tejido denso dentro de los pulmones. Posteriormente se realiza una operación lógica XOR entre esta imagen y la imagen de la Figura 4(e), esta operación compara los píxeles entre ambas imágenes, si estos son iguales da como resultado 0 y 1 en caso contrario. El resultado de esta operación se invierte para obtener una primera aproximación a la máscara pulmonar, Figura 4(f).

Existen estructuras nodulares que se localizan cerca del borde de los pulmones, estas estructuras de densidad similar al cuerpo y la camilla del paciente pueden ser eliminadas tras la umbralización. Para dar solución a este problema se aplicó un cierre con disco para suavizar los bordes de los pulmones y poder incluir las estructuras que pudieran ser de interés para el especialista, Figura 4(g). Después de haber obtenido la máscara pulmonar corregida, se procede entonces a la identificación de la región pulmonar Figura 4(h), sobre

la que se aplicará una umbralización para identificar todo el tejido denso dentro de esta zona. La imagen resultante se utilizará como máscara para identificar la región de interés que será analizada, Figura 4(i).

Los nódulos pulmonares solitarios aparecen en una imagen de tomografía como una estructura de forma circular con alto valores de densidad, disminuyendo hacia los bordes. Para la detección de estas estructuras se aplicó el algoritmo *Local Density Maximum (LDM)*, el cual comienza aplicando un umbral inicial que pudiera ser el máximo valor de densidad de la imagen y luego irá disminuyendo según el valor de paso con que cambiara al próximo nivel de umbral, hasta alcanzar el valor del umbral de parada. LDM compara las estructuras identificados en el nivel de umbral actual, con las estructuras identificadas en el nivel de umbral previo y analiza cuales de estas estructuras pueden ser incluidas como posibles estructuras nodulares.

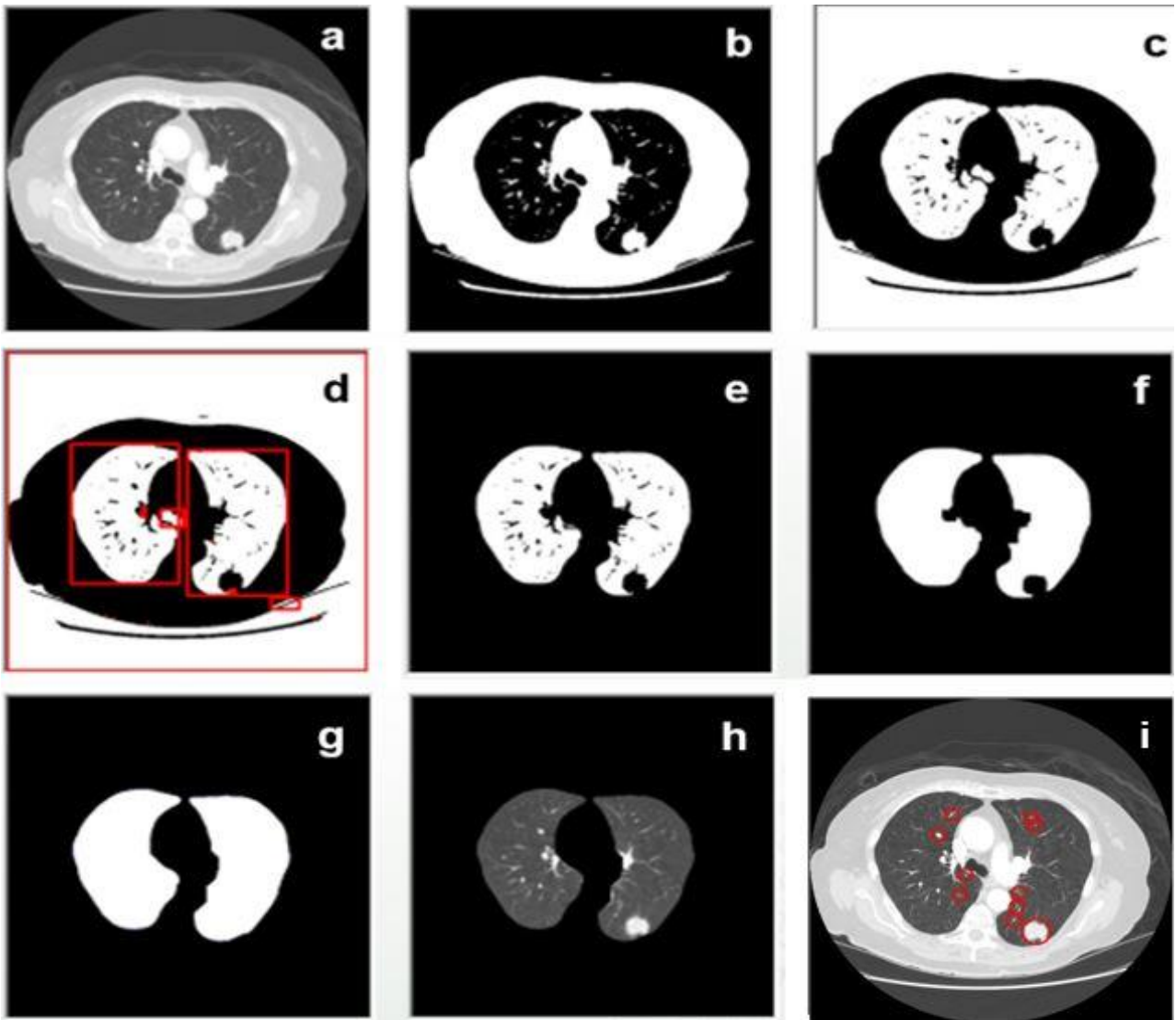


Figura 4: Proceso de identificación de nódulos pulmonares solitarios: (a) imagen original de imagen original de tomografía, (b) umbralización adaptativa con el método de Otsu, (c) inversión de la imagen umbralizada, (d) detección de componentes conexas en (c), (e) identificación de las regiones correspondiente a los pulmones, (f) primera aproximación de la máscara pulmonar, (g) máscara pulmonar corregida luego de haber aplicado cierre con disco, (h) delimitación de la región pulmonar mediante una comparación píxel a píxel entre las figuras (a) y (g), (i) región de interés sobre la que se aplicara el algoritmo LDM para identificar las estructuras candidatas a nódulos pulmonares.

2.6. Definición de los actores

Un actor representa el rol que desempeñan los usuarios que hacen uso del sistema, pueden ser tanto personas como sistemas o algún otro (65). El actor asociado a la presente investigación se muestra en la tabla 3.

Tabla 3. Definición del actor referente al algoritmo (fuente: creada por los autores)

Actor	Justificación
Especialista	Radiólogo que va a interactuar con el algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

2.7. Diagrama de Casos de Uso de Sistema

En la Figura 5 se muestra el Diagrama de Casos de Uso del Sistema referente al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Este diagrama representa el comportamiento y la interacción de los usuarios con el algoritmo.

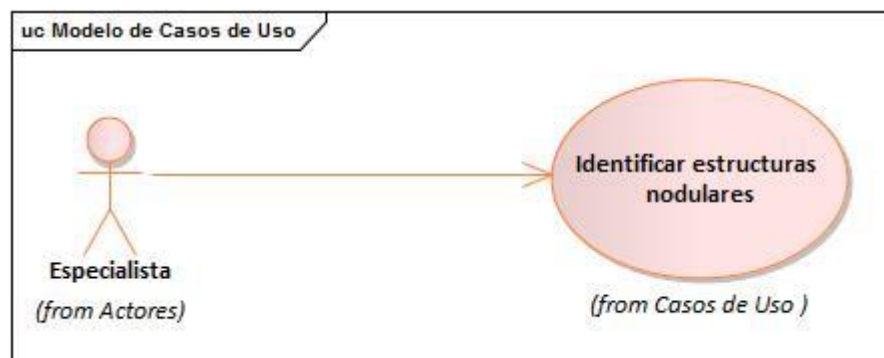


Figura 5. Diagrama de Casos de Uso del Sistema correspondiente al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

2.8. Descripción del Caso de Uso del Sistema Identificar estructuras nodulares

Objetivo	Mostrar la imagen original señalando las posibles estructuras nodulares.
-----------------	--

Actores	Especialista
Resumen	El caso de uso comienza cuando el especialista utiliza la opción de Identificar estructuras nodulares en un visor de imágenes médicas. El algoritmo mostrará los nódulos pulmonares solitarios existentes en la imagen analizada.
Complejidad	Alta
Prioridad	Crítica
Referencias	RF 1.1, RF 1.2, RF 1.3, RF 1.4, RF 1.5, RF 1.6, RF 1.7, RF 1.8, RF 1.9
Precondiciones	Utilizar un visor de imágenes médicas y haber cargado una imagen de tomografía de tórax.
Postcondiciones	Muestra la imagen en la que se señalan las posibles estructuras nodulares.
Flujo de eventos	
Flujo básico < Identificar estructuras candidatas >	
1. El especialista selecciona la opción Identificar estructuras nodulares, existente en un visor de imágenes médicas.	
2. El sistema analiza la imagen y se señalan en ellas las estructuras nodulares.	
3. Termina el caso de uso.	
Flujo alterno <No seleccionó una imagen previamente>	
1. El especialista selecciona la opción Identificar estructuras nodulares sin haber seleccionado una imagen.	
2. El algoritmo muestra un mensaje de error, "You cannot analyze the image if it does not exist, select one".	
Sección 1 < Umbralizar imagen >	
Flujo básico	

1. El sistema aplica una umbralización basado en un umbral adaptativo mediante el método de Otsu, separando las regiones de alta y baja densidad.

Flujo alterno

No aplica

Sección 2 < Invertir imagen >

Flujo básico

1. El algoritmo invierte los valores de la imagen binaria, donde los valores en 0 toman valor 1 y viceversa.

Flujo alterno

No aplica

Sección 3 < Analizar componentes conexas >

Flujo básico

1. El algoritmo aplica una técnica para analizar las componentes conexas dentro de la imagen para identificar las estructuras aisladas y eliminar las más pequeñas y las más grandes.

Flujo alterno

No aplica

Sección 4 < Obtener la máscara pulmonar >

Flujo básico

1. El algoritmo rellena con el método Flood-Fill la imagen obtenida previamente para obtener el tejido denso dentro de los pulmones, luego ejecuta una operación XOR entre esta imagen y la imagen obtenida tras el análisis de componentes conexas.

Flujo alterno

No aplica

Sección 5 < Corregir la máscara pulmonar >

Flujo básico

1. El algoritmo aplica la técnica de cierre con disco sobre la máscara pulmonar obtenida previamente.

Flujo alterno

No aplica

Sección 6 < Identificar la región pulmonar >

Flujo básico

1. El algoritmo identifica la región de interés usando la máscara pulmonar corregida y la compara píxel a píxel con la imagen original.

Flujo alterno

No aplica

Sección 7 < Identificar la región de interés >

Flujo básico

1. El algoritmo aplica una umbralización sobre la región pulmonar para obtener el tejido denso dentro de los pulmones y utiliza esta imagen como máscara para identificar las regiones de interés que serán analizadas.

Flujo alterno

No aplica

Sección 8 < Aplicar el algoritmo Local Density Maximum >

Flujo básico

1. Se aplica el algoritmo Local Density Maximum que permitirá identificar las posibles estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios.

Flujo alterno

No aplica		
Sección 9 < Mostrar estructuras candidatas >		
Flujo básico		
1. El algoritmo muestra una imagen en la cual se señalan las posibles estructuras nodulares.		
Flujo alternativo <No se identificó estructuras candidatas>		
1. No se encuentra ninguna estructura		
2. El algoritmo responde con el mensaje “Not found candidate structures in this CT image”.		
Relaciones	CU incluidos	No aplicable
	CU extendidos	No aplicable
Requisitos no Funcionales	No aplicable	
Asuntos pendientes	No aplicable	

2.9. Conclusiones del capítulo

Luego de haber analizado el flujo actual existente en las instituciones de salud para la realización del proceso de identificación de nódulos pulmonares solitarios, se obtuvo como resultado el Modelo de Dominio con el cual es posible entender cómo se relacionan las entidades y los conceptos del negocio. Al identificar las características con las que debe contar el algoritmo se obtuvieron los Requisitos Funcionales y los Requisitos no Funcionales. Los resultados descritos anteriormente permitieron a los autores de la presente investigación realizar la propuesta de solución del algoritmo para la identificación de estructuras nodulares en los pulmones, aportando una solución a la problemática planteada. Se modeló el Diagrama de Casos de Uso del Sistema garantizando un mejor entendimiento del proceso.

CAPÍTULO 3. ARQUITECTURA Y DISEÑO DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX

En el presente capítulo se formula el diseño del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax, a partir de los Diagramas de Clases del Diseño y el Diagrama de Secuencia del Diseño. Se realiza una descripción detallada de los elementos pertenecientes a estos diagramas. Se describe el estilo arquitectónico y los patrones de diseños utilizados por el algoritmo.

3.1. Diseño

El diseño de software es quizás la etapa más importante y definitoria del proceso de desarrollo de software para que el producto que se obtenga sea de calidad. El propósito del diseño se puede resumir en transformar los requisitos en un diseño que describa cómo debe ser el algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares en imágenes de tomografía de tórax, desarrollar una arquitectura y adaptar el diseño para que se corresponda con el entorno de implementación, diseñando sus funcionalidades. Los elementos de diseño deben estar bien especificado para que el algoritmo pueda ser implementado sin imprecisiones (67).

Los Diagramas de las Clases del Diseño muestran una estructura estática del algoritmo. En este se modelan clases, atributos y las relaciones entre ellos (67; 68). Mediante los Diagramas de Clases del Diseño es posible alcanzar un mejor entendimiento de la forma en que se encuentra estructurado el algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Cada clase del diagrama cuenta con atributos y métodos bien definidos lo que facilita a los programadores el desarrollo del mismo (68). En la Figura 6 se muestra el Diagrama de Clases del Diseño perteneciente al algoritmo, para un mayor entendimiento de las clases del diagrama se realizó una descripción de las mismas. Ver [Anexo](#).

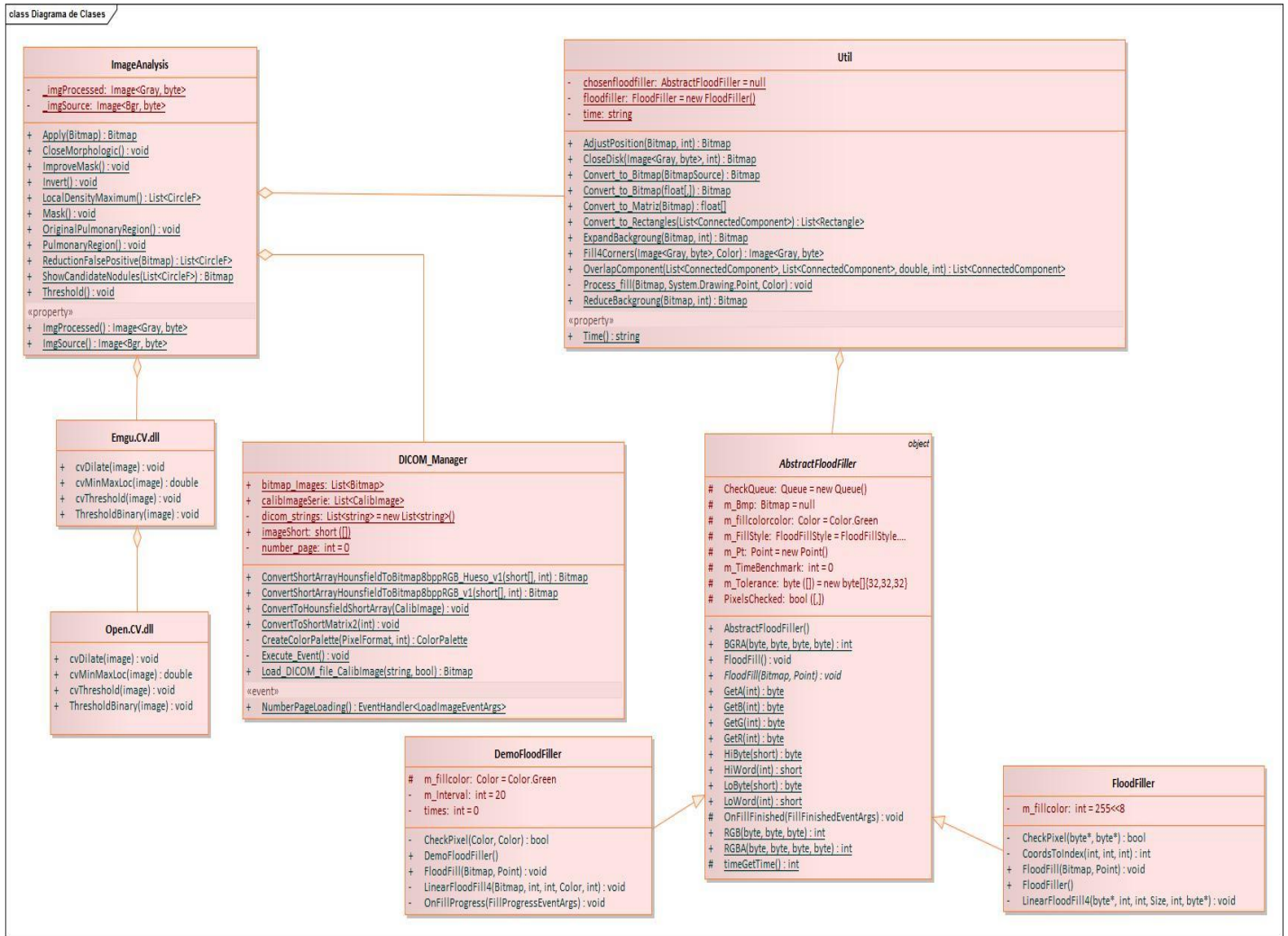


Figura 6. Diagrama de Clases del Diseño asociado al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores).

Al realizar los Diagramas de Secuencia del Diseño, se muestran gráficamente las interacciones existente entre un conjunto de objetos y sus relaciones, incluyendo los mensajes que se pueden enviar entre ellos y destaca la ordenación temporal de los mensajes. Con el objetivo de alcanzar un mayor entendimiento de las actividades que se llevan a cabo en el caso de uso referente al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax se realizó el Diagrama de Secuencia del Diseño del mismo.

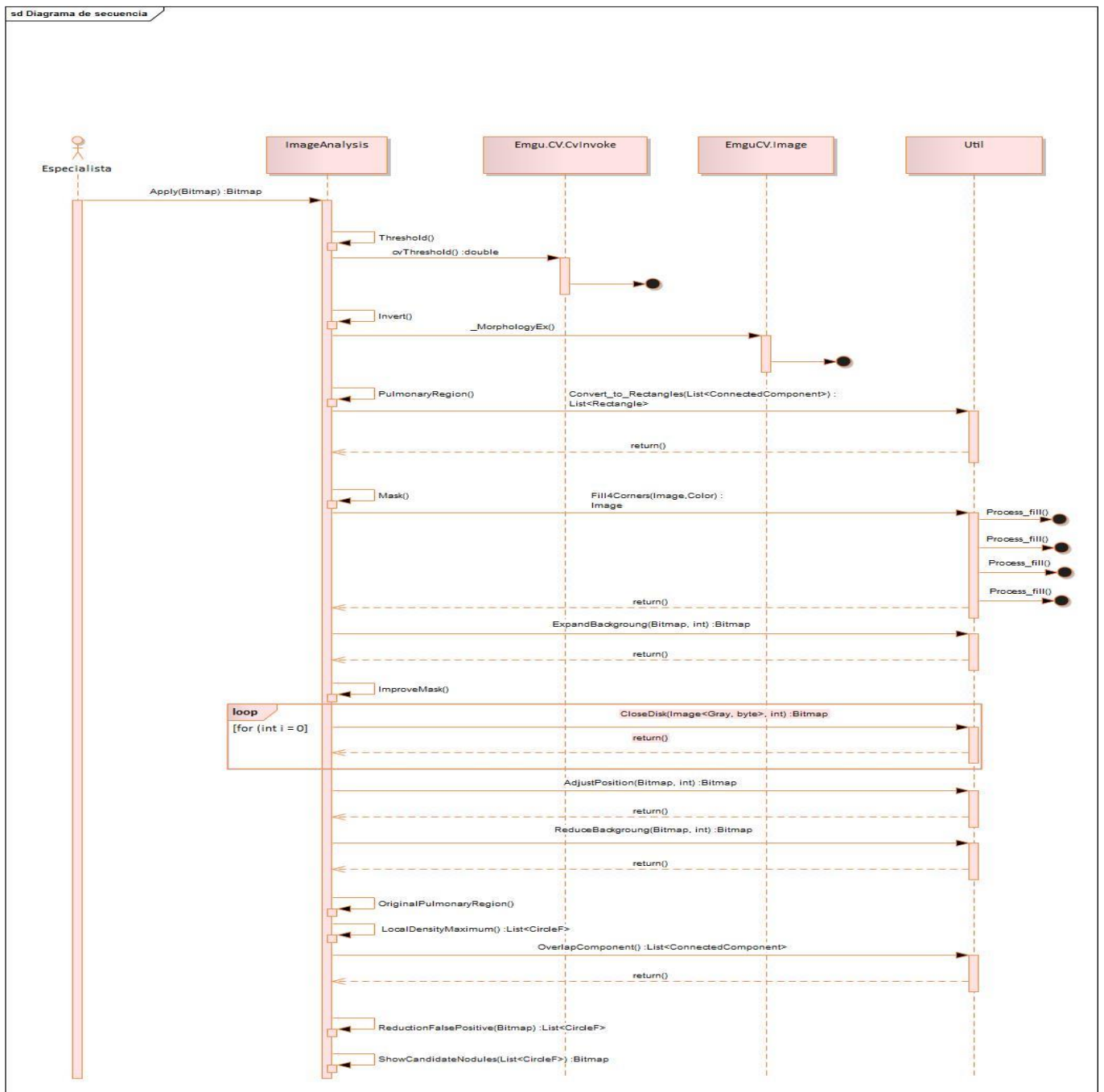


Figura 7. Diagrama de Secuencia del Diseño correspondiente al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

3.1.1. Descripción del diagrama secuencia

Para hacer uso del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax, el especialista debe utilizar un visor de imágenes médicas. Dicho visor permitirá cargar una imagen de tomografía de tórax en formato DICOM. El especialista es el encargado de seleccionar la opción “Identificar nódulos pulmonares”. Para que el sistema visualice las estructuras candidatas, la imagen en análisis transcurre por una serie de transformaciones.

1. Se ejecuta el método *Apply* que posee en su interior todas las técnicas a utilizar, este método se encuentra en la clase *ImageAnalys*.
2. La primera técnica que se ejecuta es *Threshold*, que se implementa en la misma clase *ImageAnalys*; pero requiere de la funcionalidad *cvThreshold* que se encuentra en la librería *Emgu.CV.CvInvoke* para poder obtener el umbral óptimo y con este aplicar el método de umbralización basado en Otsu.
3. Se invierte la imagen con la funcionalidad *Invert* que se encuentra en la clase *ImageAnalys*, esta funcionalidad necesita para su correcta realización del método *_MorphologyEx* que se encuentra en la librería *Emgu.CV.Image*.
4. Al concluir la inversión de la imagen el algoritmo prosigue en la identificación de la región pulmonar, el cual realiza con la utilización de la funcionalidad *PulmonaryRegion* que se implementado en la clase controladora *ImageAnalys*, pero requiere del método *Convert_to_Rectangles* que se encuentra en la clase *Util*.
5. A la región pulmonar resultante en el paso anterior se le aplica la técnica *Mask* que se halla dentro del método *Apply*. Esta técnica ejecuta la funcionalidad *Fill4Corners* que se encuentra en la clase *Util*, permitiendo rellenar la región pulmonar, dando como resultado la máscara pulmonar.
6. Para evitar que los pulmones se peguen al borde de la imagen cuando se está aplicando el cierre con disco, es usado el método *ExpandBackground* que se encuentra en la clase *Util*.
7. Con el fondo expandido se procede a aplicar *ImproveMask*, la misma utiliza iterativamente la funcionalidad *CloseDisk* de la clase *Util*. La técnica *ImproveMask* se utiliza con el fin de incluir los nódulos periféricos que fueron excluidos de máscara pulmonar en el proceso de umbralización.
8. Para que la máscara pulmonar retome su posición y tamaño original se utilizan los métodos *AdjustPosition* y *ReduceBackground*, que se encuentran en la clase *Util*.

9. Con la máscara pulmonar corregida, se procede a la identificación de la región pulmonar, lo cual se realiza con el método *OriginalPulmonaryRegion* que es desarrollado íntegramente en la clase *ImageAnalys*.
10. Cuando se tiene la región de interés, a esta se le aplica el algoritmo LDM, el cual se realiza con el método *LocalDensityMaximum*, con el fin de identificar las estructuras con altos valores de densidad que se encuentran en la imagen que se está analizando. Este método requiere de la funcionalidad *OverlapComponent* que se encuentra en la clase *Util*.
11. Al término de la utilización del algoritmo LDM, se identifican varias estructuras que por sus características no pueden ser nódulos pulmonares solitarios, por lo que se precede a la eliminación de las mismas. Esta acción es ejecutada a través del método *ReductionFalsePositive*, el cual se implementa en su totalidad en la clase controladora *ImageAnalys*.
12. Cuando se han identificado las estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios, el algoritmo las visualiza haciendo uso del método *ShowCandidateNodules*.

3.2. Modelo arquitectónico

La arquitectura de software es la organización fundamental de un sistema referenciado a sus componentes, las relaciones entre ellos, el ambiente y los principios que orientan su diseño y evolución (70). Por ello se identificó Filtros y Tuberías (Pipes and Filters) como el modelo arquitectónico del algoritmo para la detección de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. La arquitectura basada en Filtros y Tuberías es útil cuando el problema principal de la investigación implica el procesamiento de algún objeto mediante una serie de transformaciones comprendidas en varias fases secuenciales, donde la entrada de cada una es la salida de la anterior (65; 71). Esto se evidencia en la serie de transformaciones por las que trascurre las imágenes de tomografía de tórax, en búsqueda de los nódulos pulmonares solitarios, como son la umbralización, inversión, el análisis de regiones conexas, la aplicación del cierre morfológico, relleno por el método Flood-Fill, cierre con disco, el algoritmo LDM y finalizar mostrando las estructuras candidatas.

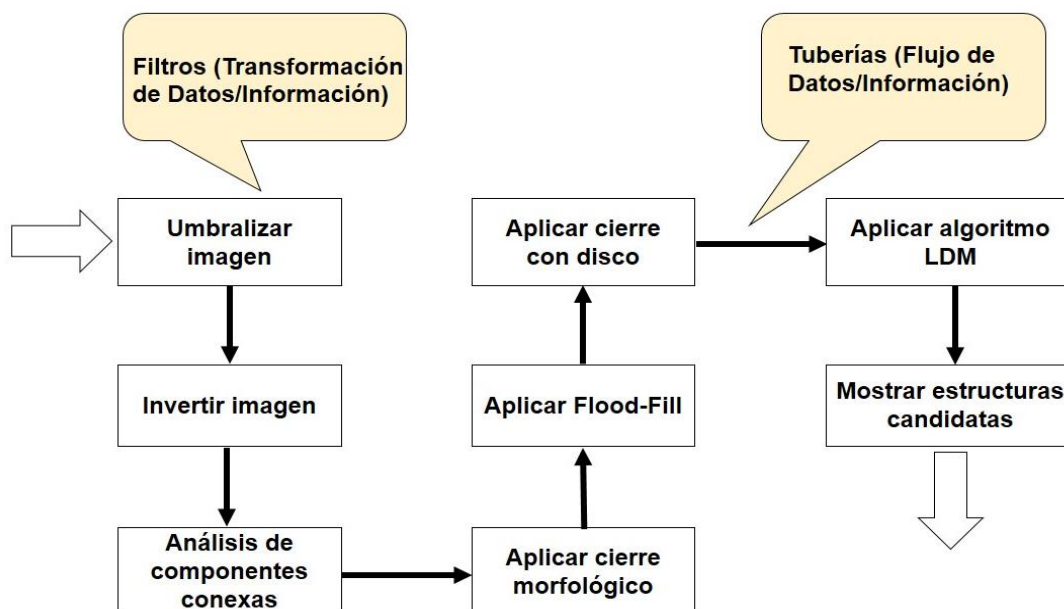


Figura 8: Arquitectura basada Filtros y Tuberías del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

3.3. Patrones de diseño utilizados en el desarrollo del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax

Un patrón de diseño es una descripción de las clases y los objetos comunicándose entre sí. Los patrones se adaptada para resolver un problema en un contexto particular ayudado a obtener un software de calidad posibilitando su reutilización y extensibilidad (72). En el desarrollo del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax se utilizan varios patrones de diseño orientados a objetos para asignar responsabilidades, considerándose una buena práctica en el diseño de un software (65). Entre los patrones utilizados en la presente investigación se encuentran el Polimorfismo y el Controlador perteneciente a los Patrones de Principios Generales para Asignar Responsabilidades (GRASP, por sus siglas en inglés) y de los estructurales el usado fue el Adaptador.

3.3.1. Controlador

Este patrón sugiere que la lógica de negocios debe estar separada de la capa de presentación, para aumentar la reutilización de código y a la vez tener un mayor control. Este patrón es utilizado cuando un objeto que no

pertenece a la interfaz de usuario, es el responsable de recibir o manejar los eventos del sistema, definiendo un método para la operación de los mismos (65). La utilización de este patrón en la presente investigación se evidencia en la Figura 9

Problema ¿Quién debe ser el responsable de gestionar los eventos de entrada al algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax?

Solución: se soluciona con la utilización del patrón Controlador.

Aplicación: la clase ImageAnalysis cuenta con la funcionalidad Apply, la cual ejecuta todas las transformaciones a la imagen de tomografía de tórax con el fin de detectar las estructuras nodulares.

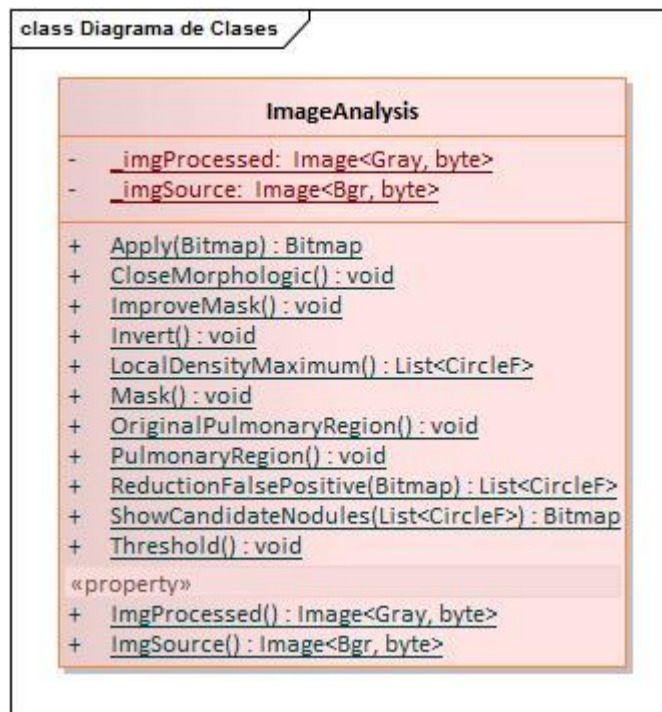


Figura 9. Patrón Controlador utilizado en el algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

3.3.2. Polimorfismo

Este patrón se utiliza cuando las alternativas o comportamientos relacionados varían según el tipo (clase), asigna la responsabilidad para el comportamiento, utilizando operaciones polimórficas a los tipos para los que

varía el comportamiento. Posee como ventajas que se añaden fácilmente las extensiones necesarias para nuevas variaciones y las nuevas implementaciones se pueden introducir sin afectar a los usuarios (65). La utilización de este patrón en la presente investigación se evidencia en la Figura 10.

Problema: ¿Cómo manejar diferentes comportamientos en dependencia del tipo de objeto?

Solución: para dar solución a esto se aplica el patrón Polimorfismo.

Aplicación: la clase AbstractFloodFiller define una serie de métodos que después son redefinidos por las clases DemoFloodFiller y FloodFiller.

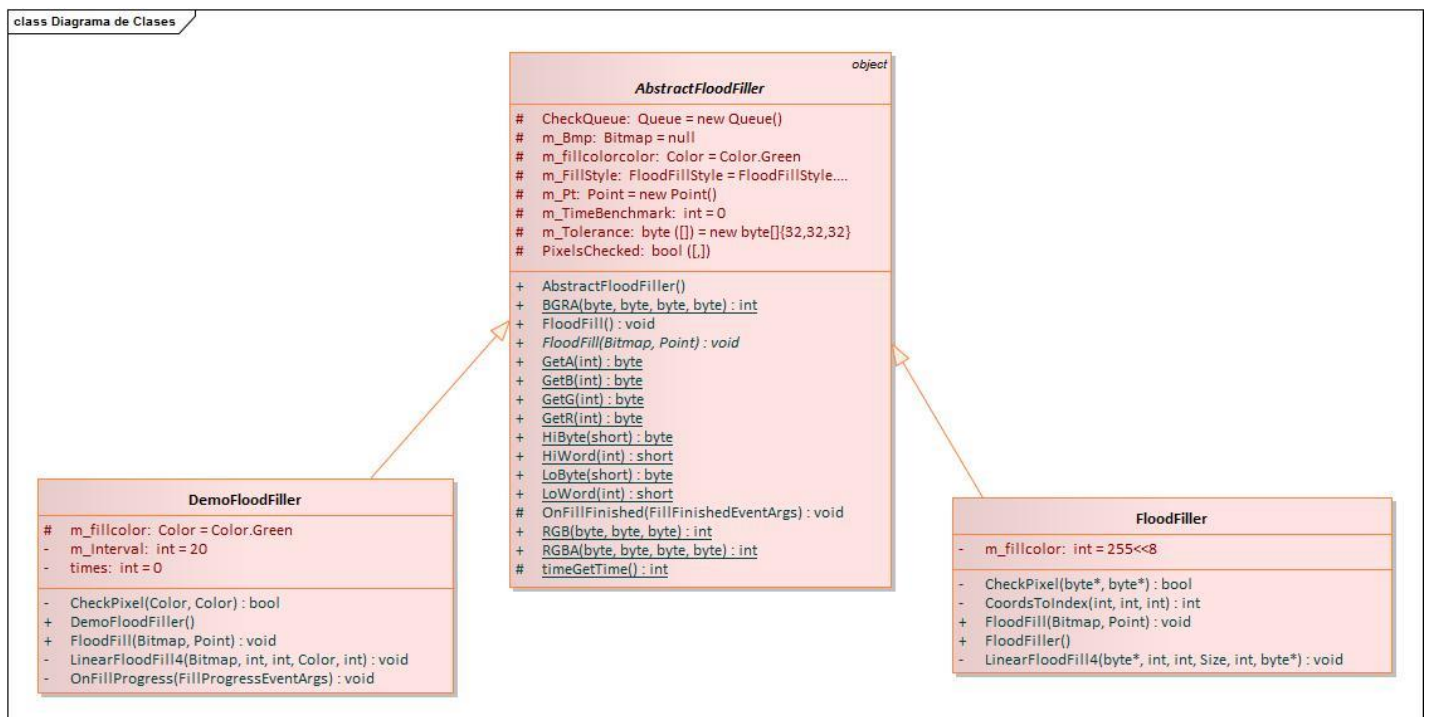


Figura 10. Patrón de diseño Polimorfismo utilizado en el algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

3.3.3. Adaptador

Se utiliza para transformar una interfaz en otra, de tal modo que una clase que no pudiera utilizar la primera, haga uso de ella a través de la segunda. Esto se evidencia en la realización del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax cuando se pretende la utilización de la

librería OpenCV para el procesamiento de imágenes médicas. Dicha librería no es compatible con el Entorno de Desarrollo Integrado Visual Estudio 2012, en el cual se desarrolla la presente investigación. Para dar solución a este inconveniente se utilizó el adaptador (*wrapper*) EmguCV, con el objetivo de utilizar las funcionalidades con que cuenta OpenCV.

Problema: ¿Cómo se puede hacer uso de algo que es útil y no es compatible con el sistema?

Solución: con el objetivo de dar solución al problema se utiliza el patrón Adaptador.

Aplicación: en la presente investigación se hace necesario la utilización de la librería OpenCV pero no es compatible con Visual Estudio 2012 por lo que se utilizó el adaptador EmguCV.

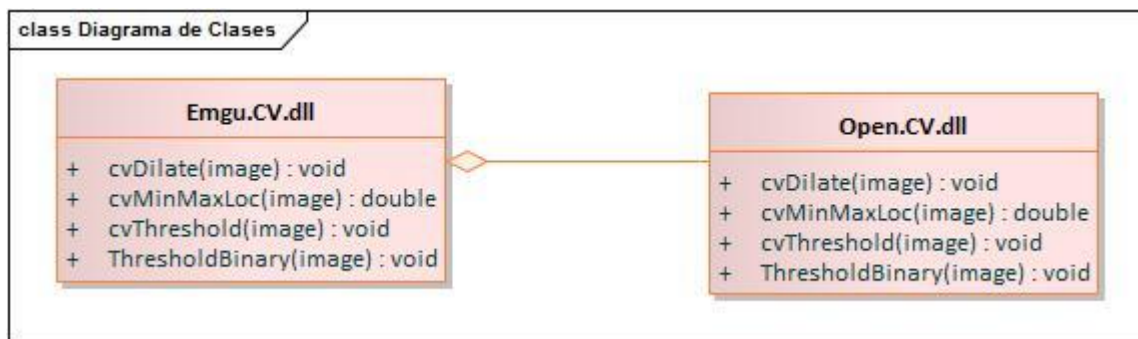


Figura 11. Utilización del patrón Adaptador en el algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

3.4. Conclusiones del capítulo

Luego de desarrollar el Diagrama de Clases del Diseño y el Diagrama de Secuencia del Diseño correspondiente al caso de uso “Identificar estructuras nodulares” se obtuvo una mejor abstracción para la realización del algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Se conformó la arquitectura del algoritmo, empleando para ello un modelo arquitectónico basado en Filtros y Tuberías, debido a la serie de transformaciones por las que va trascurriendo la imagen de tomografía de tórax para identificar las estructuras nodulares.

CAPÍTULO 4. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE NÓDULOS PULMONARES SOLITARIOS EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA DE TÓRAX

En el presente capítulo se muestra el Diagrama de Componentes usados para la implementación del algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Se reflejan los principales métodos desarrollados para lograr la identificación de las estructuras nodulares, así como el estándar de codificación utilizado. A partir del diseño de un experimento se presentan los resultados arrojados por el algoritmo, realizando una comparación con imágenes previamente diagnosticadas disponibles en *The Lung Image Database Consortium Image Collection (LIDC-IDRI)* (73).

4.1. Diagrama de Componentes

El Diagrama de Componentes es utilizado para estructurar el Modelo de Implementación en términos de subsistemas y modelar la vista estática de un sistema, describiendo sus elementos físicos y las relaciones entre estos. Representa cómo un sistema es dividido en componentes y evidencia la organización y las dependencias lógicas entre estos (68). En la Figura 9 se muestra el Diagrama de Componentes referente al algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imagen de tomografía de tórax.

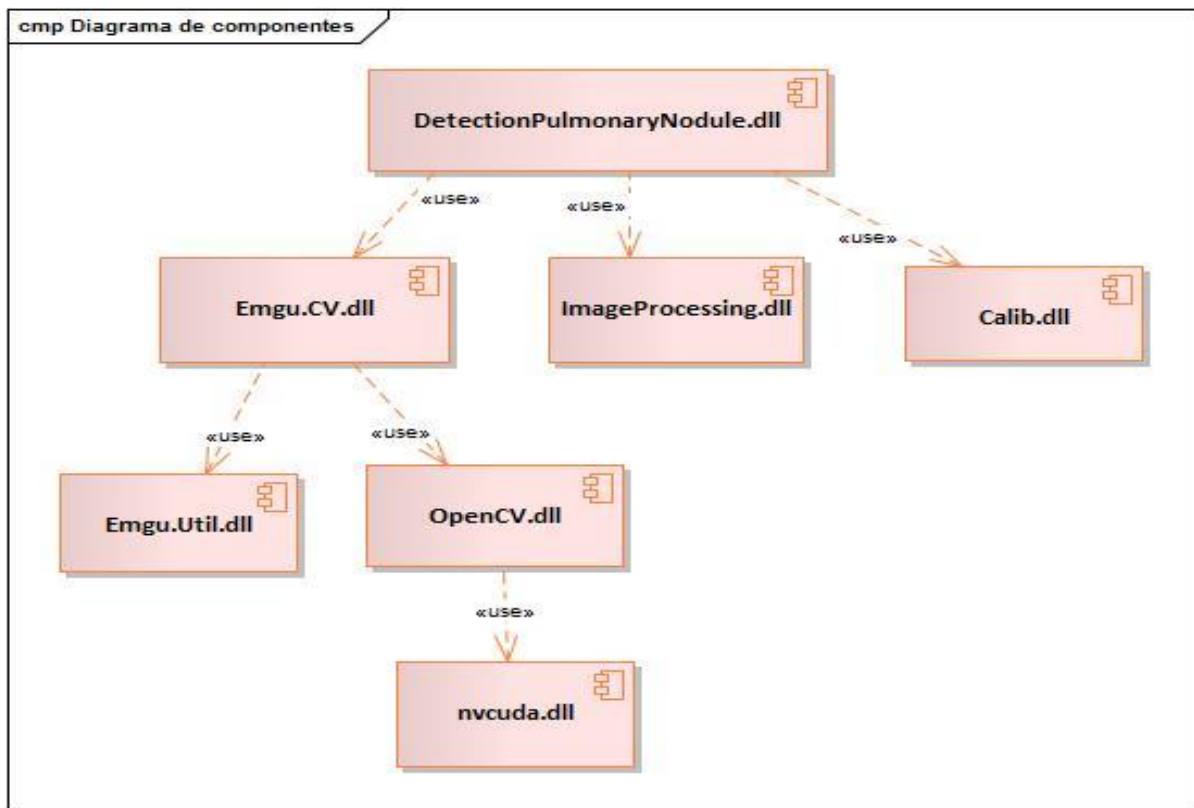


Figura 12: Diagrama de Componentes del algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

A continuación se realiza una descripción de cada uno de los elementos del diagrama de componentes con el objetivo de garantizar una mejor comprensión del mismo.

Tabla 4. Descripción de los elementos que conforman en el Diagrama de Componentes del algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax (fuente: creada por los autores)

Componente	Descripción
DetectionPulmonaryNodule.dll	Resultado de la presente investigación. Librería para la detección de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

EmguCV.dll	<i>Wrapper</i> de la librería OpenCV, para el trabajo en .NET.
ImageProcessing.dll	Librería utilizada para el procesamiento de imágenes médicas.
Calib.dll	Librería utilizada para la visualización de imágenes médicas.
Emgu.Util.dll	Librería que ofrece las utilidades para el trabajo con .NET.
OpenCV.dll	Librería con para el procesamiento de imágenes médicas.
Mvcuda.dll	Librería utilizada por OpenCV, para el procesamiento gráfico.

4.2. Estándar de codificación

Para lograr una mayor comprensión del código perteneciente al algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax por otros desarrolladores y la uniformidad del mismo, se utilizó un estándar de codificación el cual se muestra a continuación:

- Usar nombres descriptivos para los nombres de clases, propiedades y métodos. Asignar los nombres en idioma Inglés, siempre buscando que estén escritos correctamente.
- Declarar los nombres de los atributos de las clases con underscore (`_`) y letra inicial minúscula, si es un nombre compuesto utilizar minúscula y mayúscula. Ejemplos: `_time`, `_imgSource`.
- Declarar los nombres de los métodos en mayúscula y si son palabras compuestas, notación camel case, o sea, Mayúscula y Mayúscula. Ejemplos: `Threshold`, `OriginalPulmonaryRegion`.
- Hacer uso de clases estáticas para colocar métodos que se utilicen en varias partes del algoritmo. Poner comentario en las clases y en los métodos. Agregar comentario a las instrucciones, que sean de mediano a alto nivel de comprensión.

4.3. Fragmentos de código

En este epígrafe se exponen fragmentos del código referente al desarrollo del algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Se hace énfasis en las técnicas y algoritmos utilizados para la segmentación de imágenes médicas e identificación de estructuras con altos valores de densidad.

4.3.1. Región Pulmonar

Con el objetivo de generar la región pulmonar que posteriormente se utilizará para identificar la región de interés, se realiza el siguiente código.

```
public static void PulmonaryRegion()
{
    Image<Gray, byte> aux = _imgProcessed.Convert<Gray, byte>();
    //Scan the connected components of the image
    List<ConnectedComponent> regionsConnected =
    ImageProcessor.ConnectedRegions(_imgProcessed.ToBitmap());
    List<Rectangle> regions = Util.Convert_to_Rectangles(regionsConnected);
    //Removes region very small and very large regions
    ImageProcessor.DepurateRegions(regions, regionsConnected, aux.ToBitmap());
    var temp = new Bitmap(aux.Width, aux.Height);
    ImageProcessor.DrawImage(temp, Color.Black);
    //Draw the refined regions into a new image
    for (int i = 0; i < regions.Count; i++)
        ImageProcessor.DrawRegion(regionsConnected[i].PixelIdxList, temp,
aux.ToBitmap());
    _imgProcessed = new Image<Gray, byte>(temp);
}
```

1. Se obtienen las componentes conexas existentes en la imagen de tomografía computarizada en análisis.
2. Se eliminan las componentes más pequeñas y las más grande, dando como resultando las regiones pertenecientes a la máscara pulmonar.
3. Se le asigna el resultado a la variable `_imgProcessed`, para utilizarlo en el siguiente proceso del algoritmo.

4.3.2. Corregir la máscara pulmonar

Con el fin de corregir la máscara pulmonar y que se puedan incluir los nódulos periféricos que fueron eliminados en el proceso de umbralización se realizó el código que se observa a continuación.

```
public static void ImproveMask()
{
    var imagens = new List<Bitmap>();
```

```
var temp = new Bitmap(_imgProcessed.Width, _imgProcessed.Height);
List<ConnectedComponent> components =
ImageProcessor.ConnectedRegions(_imgProcessed.ToBitmap());
const int iteration = 15;
/*
Draw each component on an image to apply the closure disc
independently and stored in a list */
foreach (ConnectedComponent t in components)
{
    ImageProcessor.DrawImage(temp, Color.Black);
    ImageProcessor.DrawRegion(t.PixelIdxList, temp,
_imgProcessed.ToBitmap());
    imagens.Add(Util.CloseDisk(new Image<Gray, byte>(temp), iteration));
}
var temp2 = new Image<Gray, byte>(_imgProcessed.Width,
_imgProcessed.Height);
/*
Logic OR operation is applied between all images in the list
to join them in a single image */
temp2 = imagens.Aggregate(temp2, (current, t) => current.Or(new Image<Gray,
byte>(t)));
Bitmap mascaraCorregida = Util.AdjustPosition(temp2.ToBitmap(), iteration *
2);
_imgProcessed = new Image<Gray,
byte>(Util.ReduceBackground(mascaraCorregida, 100));
}
```

1. Se aplica la técnica de cierre con disco, la cual permitirá rellenar los orificios con que contaba la máscara pulmonar, corrigiendo la misma.
2. Ajusta la máscara corregida y se le asigna el resultado a la variable `_imgProcessed`, para utilizarlo en el siguiente proceso del algoritmo.

4.3.3. Identificación de la región de interés

La región de interés es útil para identificar las estructuras con altos valores de densidad que posee la imagen de tomografía de tórax. Esta región se obtiene comprobando pixel a pixel la imagen de la máscara pulmonar y la imagen de tomografía computarizada original.

```
public static void OriginalPulmonaryRegion()
{
    Bitmap aux = _imgSource.Convert<Gray, byte>().ToBitmap();
    Bitmap aux2 = _imgProcessed.ToBitmap();
    BitmapData imgDataOrigen = aux.LockBits(new Rectangle(0, 0,
_imgSource.Width, _imgSource.Height), ImageLockMode.ReadWrite,
PixelFormat.Format8bppIndexed);
    BitmapData imgDataMascara = aux2.LockBits(new Rectangle(0, 0,
_imgProcessed.Width, _imgProcessed.Height), ImageLockMode.ReadWrite,
PixelFormat.Format8bppIndexed);
    const int black = 0;
    IntPtr scan01 = imgDataOrigen.Scan0;
    IntPtr scan02 = imgDataMascara.Scan0;
    unsafe
    {
        var p1 = (byte*)(void*)scan01;
        var p2 = (byte*)(void*)scan02;
        for (int y = 0; y < imgDataOrigen.Height; ++y)
        {
            for (int x = 0; x < imgDataOrigen.Width; ++x)
            {
                if (p2[0] == 0)
                {
                    p1[0] = black;
                }
                p1++;
                p2++;
            }
        }
    }
    aux.UnlockBits(imgDataOrigen);
    _imgProcessed = new Image<Gray, byte>(aux);
}
```

}

4.3.4. Algoritmo Local Density Maximun (LDM)

Con el objetivo de identificar las estructuras con altos valores de densidad que se encuentran dentro de la región de interés, se realiza la implementación del algoritmo *LocalDensityMaximun*; el cual permite identificar las estructuras candidatas a ser nódulos pulmonares solitarios que se encuentran en la imagen de tomografía de tórax en análisis.

```
public static void LocalDensityMaximum()
{
    Image<Gray, byte> aux = _imgProcessed.Copy();
    double min = 0;
    Point pmin = new Point(0, 0),
    pmax = new Point(0, 0);
    double thresholdStart = 0; //initial threshold
    const double thresholdStep = 10; //Step with decreasing threshold
value will
    const double thresholdStop = 115; //Stop threshold algorithm
    const double ratio = 1 / 30; //Value greater ration of
Difference between the structures of the previous level and the current level
    const int minSize = 5; //Minimum size of the structures
that will be taken into account
    //Method for determining the maximum density value that the algorithm
starts
    CvInvoke.cvMinMaxLoc(_imgProcessed, ref min, ref thresholdStart, ref pmin,
ref pmax, IntPtr.Zero);
    //Components of the first level thresholding
    aux._ThresholdBinary(new Gray(thresholdStart - 1), new Gray(255));
    List<ConnectedComponent> previous =
ImageProcessor.ConectedRegions(aux.ToBitmap());
    thresholdStart = thresholdStart - thresholdStep;
    while (thresholdStart > thresholdStop || Math.Abs(thresholdStart -
thresholdStop) < 0)
    {
        aux = _imgProcessed.Copy();
        aux._ThresholdBinary(new Gray(thresholdStart), new Gray(255));
    }
}
```

```
        List<ConnectedComponent> current =
ImageProcessor.ConnectedRegions(aux.ToBitmap());
        /*
        Current level structures are validated and become structures in
        previous levels */
        previous = Util.OverlapComponent(previous, current, ratio, minSize);
        thresholdStart = thresholdStart - thresholdStep;
    }
    var temp = new Bitmap(aux.Width, aux.Height);
    ImageProcessor.DrawImage(temp, Color.Black);
    /*
    After the last iteration of the algorithm the local maxima
    identified by the algorithm are drawn */
    foreach (ConnectedComponent t in previous)
        ImageProcessor.DrawRegion(t.PixelIdxList, temp, aux.ToBitmap());
    _ldmResult = new Image<Gray, byte>(temp);
}
```

4.4. Resultados alcanzados por el algoritmo de identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax.

Para la validación del algoritmo de identificación de nódulos pulmonares se realizó un experimento. La población seleccionada son las imágenes del *The Lung Image Database Consortium Image Collection (LIDC-IDRI)*. Se utilizó la técnica de Muestreo Accidental. El muestreo es una herramienta de la investigación científica, cuya función básica es determinar que parte de una población debe examinarse, con la finalidad de hacer inferencias sobre dicha población. El Muestreo Accidental es un tipo de muestreo no probabilístico, en él se incluyen todos los elementos disponibles, seleccionándolos arbitrariamente sin tener en cuenta ninguna técnica especial, hasta llegar a la cantidad deseada. Este muestreo no garantiza la representatividad de la muestra, pero puede usarse en casos donde eso no constituya un requisito (74).

El objetivo del experimento es validar que las estructuras nodulares contenidas en las imágenes de tomografía de tórax analizadas, no han sido eliminadas durante el proceso de segmentación. Se escogieron aleatoriamente 16 series, que contienen un total de 2110 imágenes de tomografía de tórax. Por cada una de las series existe un fichero XML que describe los rasgos que caracterizan los nódulos pulmonares. De las

2110 imágenes contenidas en las series se escogieron 377, teniendo en cuenta que solo estas contienen estructuras nodulares. Los resultados del experimento se muestran en la Tabla 5.

Tabla 5. Experimento para validar los resultados del proceso de segmentación (fuente: creada por los autores)

No. de la serie	CIS	CIN	Cantidad de imágenes en las que se incluyen los nódulos durante el proceso de segmentación utilizando el algoritmo propuesto			CN	CNDAP	CNNDAP
			Todos	Parcial	No incluye			
LIDC-IDRI-0001	133	14	8	4	2	18	12	6
LIDC-IDRI-0003	140	35	29	5	1	45	38	7
LIDC-IDRI-0005	133	13	8	5	0	14	9	5
LIDC-IDRI-0006	133	20	14	3	3	25	18	7
LIDC-IDRI-0008	133	12	8	3	1	14	10	4
LIDC-IDRI-0011	128	38	31	4	3	51	42	9
LIDC-IDRI-0012	128	38	29	6	3	51	41	10
LIDC-IDRI-0013	125	45	38	4	3	84	76	8
LIDC-IDRI-0014	114	9	6	0	3	9	6	3
LIDC-IDRI-0016	141	32	22	5	5	38	28	10
LIDC-IDRI-0018	127	20	15	4	1	21	14	7
LIDC-IDRI-0021	149	23	16	5	2	26	19	7
LIDC-IDRI-0024	133	15	10	3	2	18	13	5
LIDC-IDRI-0027	133	25	19	3	3	27	20	7
LIDC-IDRI-0028	141	10	6	3	1	10	6	4
LIDC-IDRI-0030	119	28	20	4	4	35	26	9

Total	2110	377	279	61	37	486	378	108
			74.00 %	16.18 %	9.82 %		77,78 %	22.22 %

CIS: cantidad de imágenes de la serie

CIN: cantidad de imágenes con nódulos.

Todos: el algoritmo incluye todos los nódulos existentes en la imagen.

Parcial: el algoritmo incluye una parte del total de nódulos existentes en la imagen.

No incluye: el algoritmo no logra incluir durante el proceso de segmentación ninguno de los nódulos existentes.

CN: cantidad de nódulos en la serie.

CNDAP: Cantidad de nódulos detectados por el algoritmo propuesto.

CNNDAP: Cantidad de nódulos no detectados por el algoritmo propuesto.

Del total de imágenes con nódulos identificadas en la muestra, en 279 se incluyen todos los nódulos durante el proceso de segmentación, independientemente a que existan otras estructuras, representando un 74 % del total. En 61 imágenes no se identificaron todos los nódulos existentes y en 37 no se identificaron ninguno de los nódulos, representando un 16.18 % y 9.82 % del total respectivamente. De un total de 486 nódulos pulmonares solitarios existentes en las imágenes de la muestra, el algoritmo propuesto identificó 378 representando un 77.78 %.

4.5. Conclusiones del capítulo

A partir de los resultados obtenidos en este capítulo se logró implementar el algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. La utilización de un estándar de codificación permitió homogenizar el código generado y posibilitó que el algoritmo sea entendible por otros implementadores. Se validó el algoritmo a través de un experimento, arrojando como resultado que el algoritmo cuenta con un 77.78 % de acierto.

CONCLUSIONES

Una vez finalizado el proceso de investigación se puede arribar a las siguientes conclusiones:

- Se definió la arquitectura Filtros y Tuberías, puesto que esta arquitectura se adapta con mayor precisión, al flujo del proceso de detección de nódulos pulmonares solitarios por el que transita la imagen de tomografía tórax.
- Con la culminación de la presente investigación se logró el desarrollo de un algoritmo capaz de detectar estructuras nodulares en imágenes de tomografía de tórax.
- Al analizar 377 imágenes de tomografía de tórax que contienen estructuras nodulares utilizando el algoritmo desarrollado, se evidenció que en 279 se identificaron todas las estructuras nodulares existentes, en 61 se identificaron parcialmente y en 37 no se incluyó ninguna; representado un 74%, 16.18% y 9.82 % del total respectivamente. Se obtuvo un 77.78 % de acierto.

RECOMENDACIONES

Teniendo en cuenta el estudio realizado durante todo el proceso de desarrollo de la presente investigación y en aras de enriquecer la solución, los autores recomiendan:

- Integrar el resultado de la investigación a la solución PACS desarrollada en el CESIM.
- Desarrollar un algoritmo para la clasificación de nódulos pulmonares en benignos y malignos, con el objetivo de culminar el desarrollo del Sistema de Diagnóstico Asistido por Computador.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. PEDROSO MENDOZA, Luis E a Belkis S VÁZQUEZ RÍOS. *Imagenología*. 1a ed. La Habana: Ciencias Médicas, 2005. ISBN 959-212-170-0.
2. MONTAÑO ZETINA, Luis Manuel. *Imagenología y detectores en medicina*. *Cinvestav*. 2007, vol 26, p. 16–23.
3. RAMÍREZ GIRALDO, Juan Carlos, Carolina ARBOLEDA CLAVIJO a Cynthia H. MCCOLLOUGH. Tomografía computarizada por rayos X: fundamentos y actualidad. *Revista Ingeniería Biomédica*. 2008, vol 2, núm 4. ISSN 1909–9762.
4. CHAVARRÍA GÓMEZ, Noelia a David PINILLA RAMIRO. *RESONANCIA MAGNÉTICA*. Universidad de Alcalá. 2011.
5. OPORTO DÍAZ, Samuel. Detection of Microcalcification in Digital Mammograms by Improved-MMGW Segmentation Algorithm. *International Conference on Cloud & Ubiquitous Computing & Emerging Technologies* [En línea]. ISBN 978-0-4799-2235-2. doi:10.1109/CUBE.2013.47
6. LLOBET AZPITARTE, Rafael, Juan Carlos PÉREZ CORTÉS a Roberto PAREDES PALACIOS. Técnicas Reconocimiento de Formas Aplicadas al Diagnóstico de Cáncer Asistido por Ordenador. *Revista e Salud* [En línea]. 2006, vol 2, núm 6. <http://www.revistaesalud.com/index.php/revistaesalud/article/view/110>
7. *Imágenes Médicas. Adquisición, Análisis, Procesamiento e Interpretación* [En línea]. 1a ed. Equinoccio, 1995. ISBN 980-237-092-4.
8. *Densidad, Contraste y nitidez o definición de la imagen* [En línea]. Radiógrafos. 2014. <http://radiografos.wikispaces.com/Densidad,+Contraste+y+nitidez+o+definici%C3%B3n+de+la+imagen>.
9. MARTÍNEZ NISTA, Ángel. Bases Teóricas, Digitalización y Análisis de Imágenes. *Manual de Telepatología* [En línea]. p. 11–16. https://www.seap.es/c/document_library/get_file?uid=531cceca-9c9f-4f58-8855-3229e8307924&groupId=10157
10. ORDOÑEZ SANTIAGO, Cristian Andrés. FORMATOS DE IMAGEN DIGITAL. *Revista Digital Universitaria* [En línea]. 2005, vol 5, núm 7. ISSN 1067-6079. http://www.revista.unam.mx/vol.6/num5/art50/may_art50.pdf
11. MUGARRA GONZÁLEZ, C. Fernando a Miguel CHAVARRÍA DÍAZ. *La Radiología Digital: Adquisición de imágenes* [En línea]. 2003. http://www.conganat.org/SEIS/is/is45/IS45_33.pdf
12. *Relación Entre La Radiología Convencional Y La Radiología Digital* [En línea]. Radiodiagnóstico digital oral. http://www.radiodiagnosticodigitaloral.com/joomla/index.php?option=com_content&view=article&id=90:relacion-entre-la-radiologia-convencional-y-la-radiologia-digital&catid=47:modulo-1&Itemid=76
13. BARBIERI, Petrelli G, Guillén J FLORES, Bermejo M ESCRIBANO a Discepoli N. Actualización en radiología dental. Radiología convencional Vs digital [En línea]. 2006, vol 22, núm 2. ISSN 0213-1285. doi:<http://dx.doi.org/10.4321/S0213-12852006000200005>
14. ARMATO III, Samuel G., Maryellen L. GIGER a Heber MACMAHON. Automated detection of lung

nodules in CT scans: Preliminary results. *American Association of Physicists in Medicine*. 2001, vol 28, p. 1552.

15. *Cáncer* [En línea]. Organización Mundial de la Salud (OMS). 2014. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs297/es/>

16. DIRECCIÓN DE REGISTROS MÉDICOS Y ESTADÍSTICAS DE SALUD. *ANUARIO ESTADÍSTICO DE SALUD 2013* [En línea]. La Habana: MINISTERIO DE SALUD PÚBLICA. 2014. <http://files.sld.cu/dne/files/2014/05/anuario-2013-esp-e.pdf>

17. *Cáncer de pulmón* [En línea]. discapnet. 2009. <http://salud.discapnet.es/Castellano/Salud/Enciclopedia/C/Paginas/Cancer%20de%20pulmon.aspx>

18. YOUNG KIM, Ha, Young MOG SHIM, Kyung SOO LEE, Joung-ho HAN, Chin A YI a Yoon KYUNG KIM. Persistent Pulmonary Nodular Ground-Glass Opacity at Thin-Section CT: Histopathologic Comparisons. *Radiology*. 2007, vol 245, núm 1. doi:<http://dx.doi.org/10.1148/radiol.2451061682>

19. ERASMUS, Jeremy J, Jhon E CONNOLLY, H. Pages MACADAMS a Victor L ROGGLI. Solitary Pulmonary Nodules: Part I. Morphologic Evaluation for Differentiation of Benign and Malignant Lesions. *RadioGraphics*. 2000, vol 20, núm 1, p. 43–58.

20. WINER-MURAM, Helen T. The Solitary Pulmonary Nodule. *Radiology*. 2006, vol 239, núm 1, p. 34–49. doi:<http://dx.doi.org/10.1148/radiol.2391050343>

21. SUÁREZ CUENCA, Jorge Juan. *Desarrollo de un sistema de diagnóstico asistido por computador para detección de nódulos pulmonares en tomografía computarizada multicorte*. Tesis PhD. 2009.

22. CARRILLO DE GEA, Juan Manuel a Ginés GARCÍA MATEOS. *DETECCIÓN DE NORMALIDAD Y ANORMALIDAD EN RADIOGRAFÍAS DE TÓRAX USANDO LBP* [En línea]. Universidad de Murcia. 2008. <http://dis.um.es/~ginesgm/files/inv/pfc-jmccg/pfc-jmccg.pdf>

23. SLUIMER, Ingrid, Arnold SCHILHAM, Mathias PROKOP a Bram van GINNEKEN. Computer Analysis of Computed Tomography Scans of the Lung: A Survey. *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*. 2006, vol 25, núm 4.

24. HERNÁNDEZ HERNÁNDEZ, J.R. Cáncer de pulmón (I). *Medicine*. 2006, vol 9, p. 4257–4264.

25. *Cáncer de pulmón* [En línea]. Junta editorial de Cancer.Net: American Society of Clinical Oncology. 2013. <http://www.cancer.net/cancernet-en-espa%C3%B1ol/tipos-de-c%C3%A1ncer/c%C3%A1ncer-de-pulm%C3%B3n>

26. SOUTOA, M., P.G. TAHOCES, J. J. SUÁREZ CUENCA, M.J. LADO, M. REMY-JARDIN, J. REMY a J.J. VIDAL. Detección automática de nódulos pulmonares en tomografía computarizada. Un estudio preliminar*. *Radiología*. 2008, vol 50, núm 05, p. 387–392. ISSN 0033-8338.

27. RUIZ ALONSO, Ana, M^a Auxiliadora CABEZÓN PONS, Marta Lloret SÁEZ BRAVO a Pedro C. LARA JIMÉNEZ. CÁNCER DE PULMÓN. *Biocáncer* [En línea]. 2004, vol 1. http://www.biocancer.com/sites/default/files/Cancer_de_pulmon.pdf

28. OST, David, Alan M. FEIN a Steven H. FEINSILVER. The Solitary Pulmonary Nodule. *The New England Journal of Medicine*. 2003, vol 348, p. 2535–2542. doi:10.1056/NEJMcp012290

29. SEPÚLVEDA T, Cristián, Alfredo SEPÚLVEDA R a Esteban FUENTES G. Nódulo pulmonar solitario. *Rev. Chilena de Cirugía* [En línea]. 2008, vol 60, núm 1, p. 71–78. ISSN ISSN 0718-4026. doi:<http://dx.doi.org/10.4067/S0718-40262008000100016>
30. MEZA CONEJO, Pilar, Katherine GUTREIMAN RUBINSTEIN a Sonia NÚÑEZ NÚÑEZ. NÓDULO PULMONAR SOLITARIO. *REVISTA MEDICA DE COSTA RICA Y CENTROAMERICA*. 2007, p. 155–159.
31. PAPADOPOULOS FOTIADIS, Athanassios N a Marina E. PLISSITI. Medical-Image Processing and Analysis for CAD Systems. V: *Medical Image Analysis Methods* [En línea]. 2005. ISBN 978-0-203-50045-3. <http://www.crcnetbase.com/doi/abs/10.1201/9780203500453.ch2>
32. SENDRA PORTERO, Francisco. *CAD - Diagnóstico Asistido por Ordenador* [En línea]. Málaga, España: Departamento de Radiología y Medicina Física. Facultad de Medicina. 2009. <http://www-rayos.medicina.uma.es/Rmf/RadiolDigital/cadintro.htm>
33. DOI, Kunio. Computer-Aided Diagnosis in Medical Imaging: Historical Review, Current Status and Future Potential. *Computerized Medical Imaging and Graphics* [En línea]. 2007, vol 31, p. 198–211. doi:10.1016/j.compmedimag.2007.02.002.
34. HUAI, Li, Liu RAY a Lo SHIH-CHUNG. Fractal modeling and segmentation for the enhancement of microcalcifications in digital mammograms. *IEEE transactions on Medical Imaging* [En línea]. 1997, vol 16, s. p. 785 – 798. ISSN 0278-0062. doi:10.1109/42.650875
35. H.D, Li, Kallergi M, Clarke L.P. a Jain V.K. Markov random field for tumor detection in digital mammography. *IEEE transactions on Medical Imaging* [En línea]. 1995, vol 14, p. 565 – 576. ISSN 0278-0062. doi:10.1109/42.414622
36. RETICO, Alessandra, Pasquale DELOGU, Maria Evelina E FANTACCI, I GORI a A PREITE MARTINEZ. Lung nodule detection in low-dose and thin-slice computed tomography [En línea]. 2008, vol 38, p. 525–534. doi:10.1016/j.compbiomed.2008.02.001
37. DOLEJŠÍ, Martin a Jan KYBIC. Detection of Pulmonary Nodules from CT Scans [En línea]. 2007. doi:10.1117/12.709161
38. BW, Wong, Luk JM, Ng IO, Hu MY, Liu KD a Fan ST. Identification of liver-intestine cadherin in hepatocellular carcinoma - A potential disease marker. *Biochemical And Biophysical Research Communications* [En línea]. 2003, vol 311, núm 3, p. 618–624. ISSN 0006-291X. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.bbrc.2003.10.032>
39. GURCAN, Metin N., Berkman SAHINER, Nicholas PETRICK, Heang-Ping CHAN, Ella A. KAZEROONI, Philip N. CASCADE a Lubomir HADJIISKI. Lung nodule detection on thoracic computed tomography images: Preliminary evaluation of a computer-aided diagnosis system. *Medical Physics* [En línea]. 2002, vol 29. doi:<http://dx.doi.org/10.1118/1.1515762>
40. GURCAN, Metin N., Berkman SAHINER, Nicholas PETRICK, Heang-Ping CHAN, Ella A. KAZEROONI, Philip N. CASCADE a Lubomir HADJIISKI. Lung nodule detection on thoracic computed tomography images: Preliminary evaluation of a computer-aided diagnosis system. *Medical Physics* [En línea]. 2002, vol 29. doi:<http://dx.doi.org/10.1118/1.1515762>
41. EJAZ, Naveed, Shazia JAVED a Zeeshan SAJID. Implementation of Computer Aided Diagnosis

- System for Lung Cancer Detection. *Lecture Notes on Software Engineering* [En línea]. 2013, vol 1, núm 4, p. 364–369. doi:10.7763/LNSE.2013.V1.78
42. BAE, Kyongtae T., Jin-Sung KIM, Yong-Hum NA, Kwang GI KIM a Jin-Hwan KIM. Pulmonary Nodules: Automated Detection on CT Images with Morphologic Matching Algorithm— Preliminary Results1. *Radiology* [En línea]. 2005, vol 236, p. 286–294. doi:10.1148/radiol.2361041286
43. BELLOTTI, Roberto, F. DE CARLO, Gianfranco GARGANO, Sabina TANGARO, Donato CASCIO, Ezio CATANZARITI, P. CERELLO, S.C. CHERAN, P. DELOGU, Ivan DE MITRI, Christian FULCHERI, Daniele GROSSO, Alessandra RETICO, S. SQUARCIA, Eleonora TOMMASI a Bruno GOLOSIO. A CAD system for modele detecction in low-dose lung CTs based on region growing and new active contour model. *Medical Physics* [En línea]. 2007. doi:10.1118/1.2804720
44. COTO, Ernesto. Métodos de Segmentación de Imágenes Médicas. *Universidad Central de Venezuela. Facultad de Ciencias*. 2003. ISSN 1316 - 6239.
45. GASPARRI, Juan Pablo. Segmentación de Imágenes Médicas utilizando espacio de color [En línea]. 2011. http://www.academia.edu/download/31026667/LinkClick.pdf&sa=X&scisig=AAGBfm0ynRAU6IGI-NODAbV04EEy_EO6YQ&oi=scholar&ei=EFaeU6PyKJPgsATXyYFI&ved=0CBkQgAMoADAA
46. ACHARYA, Tinku a Ajoy K. RAY. *Image Processing: Principles and Applications*. 2005. ISSN 0-471-71998-6.
47. FUENTES GÓMEZ, Ernesto. *Segmentación de imágenes médicas mediante el algoritmo Snakes*. Tesis de Grado. La Habana: Universidad de las Ciencias Informáticas, Facultad 5. 2012.
48. PIORNO CHARCHABAL, Karel. *Componente de segmentación de tumores cerebrales en imágenes de resonancia magnéticas para vismedic*. Tesis de Grado. La Habana: Universidad de las Ciencias Informáticas, Facultad 5. 2012.
49. ORLANDO, José Ignacio a Hugo Luis MANTEROLA. Segmentación y caracterización de volúmenes en imágenes médicas tridimensionales. [En línea] 2012, p. 481–491. ISSN 1850-2946. http://www.41jaiio.org.ar/sites/default/files/27_EST_2012.pdf
50. XU, Rui a Donald C WUNSCH II. *Clustering* [En línea]. New Jersey: IEEE Press Editorial Board, 2009. ISBN 978-0-470-27680-8. <http://acadmedia.wku.edu/Zhuhadar/eBooks/Clustering%20%28IEEE%20Press%20Series%20on%20Computational%20Intelligence%29%20By%20Rui%20Xu,%20Don%20Wunsch.pdf>
51. LA SERNA PALOMINO, Nora a Ulises ROMÁN CONCHA. Técnicas de Segmentación en Procesamiento Digital de Imágenes. *Revista de Ingeniería de Sistemas e Informática*. 2009, vol 6, núm 2, p. 9–16.
52. CHAPLE MIRALLES, Andrés. *Módulo de segmentación de imágenes médicas digitales mediante técnicas de watershed*. Tesis de Grado. La Habana: Universidad de las Ciencias Informáticas, Facultad 5. 2011.
53. *RUP: Best practices for design, implementation and effective project management* [En línea]. IBM. 2014. <http://www-01.ibm.com/software/rational/rup/>
54. *OMG Unified Modeling Language (OMG UML), Infrastructure, V2.1.2* [En línea]. 2007.

<http://homepage.cs.uiowa.edu/~tinelli/classes/181/Spring08/Papers/UML-2.1.2.pdf>

55. *Unified Modeling Language™ (UML®)* [En línea]. 2014. <http://www.uml.org/>
56. *Visual C# resources* [En línea]. 2014. <http://msdn.microsoft.com/en-us/vstudio/hh341490.aspx>
57. *Visual Studio* [En línea]. 2014. <http://www.visualstudio.com/>
58. BRADSKI, Gary a Adrian KAEHLER. *Computer Vision with the OpenCV Library* [En línea]. 2008. ISBN 978-0-596-51613-0. <http://www.cs.haifa.ac.il/~dkeren/ip/OReilly-LearningOpenCV.pdf>
59. GARCÍA COLLAZOS, Bryan Felipe a Jorge Anibal BORRAY RUSSI. *SISTEMA DE TELEMETRÍA 3D PARA UN MANIPULADOR ROBÓTICO DE CORTE SUPERFICIAL*. [En línea]. Tesis de Grado. Nueva Granada: Universidad Militar Nueva Granada Facultad De Ingeniería. 2012. <http://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/10654/9361/1/GarciaCollazosBryanFelipe2012.pdf>
60. *EmguCV* [En línea]. 2014. http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page
61. SÁNCHEZ DIEGUEZ, Maikel a Antonio Enrique VALLÉS GÁMEZ. *Framework CALIB. Procesos de lectura, procesamiento y visualización de imágenes médicas*. Tesis de Grado. Ciudad de La Habana: Universidad de las Ciencias Informáticas, Facultad 7. 2010.
62. *Enterprise Architect-Herramienta de diseño UML* [En línea]. 2014. <http://www.sparxsystems.com.ar/products/ea.html>
63. *TortoiseSVN the coolest interface to (Sub)version control. TortoiseSVN* [En línea]. 2014. <http://www.tortoisesvn.net/>
64. SHERER, Wayne. *Contrasting CMMi and the PMBOK®*. CMMi Technology Conference and User Group. 2005.
65. LARMAN, Craig. *UML y Patrones. Una introducción al análisis y diseño orientado a objeto y al proceso unificado*. 2a ed. Prentice Hall.
66. JACOBSON, Ivar, Grady BOOCH a James RUMBAUGH. *El proceso unificado de desarrollo de software. Madrid*. Madrid: Addison Wesley, 2000.
67. SOMERVILLE, Ian. *Software Engineering*. 8a ed. 2006. ISBN 13:978-0-321-31379-9.
68. PRESSMAN, Roger S. *Software Engineering. A Partitioner's Approach*. 7a ed. Mc Graw Hill, 2010. ISBN 978-0-07-337597-7.
69. RODRÍGUEZ ARAÚJO, Jorge. *Segmentación por Umbralización. Método Otsu* [En línea]. 2010. <http://iaci.unq.edu.ar/materias/vision/archivos/apuntes/Segmentaci%C3%B3n%20por%20umbralizaci%C3%B3n%20-%20M%C3%A9todo%20de%20Otsu.pdf>
70. SANDRA ALMEIRA, Adriana a Vanina PÉREZ CAVENAGO. *Arquitectura de Software: Estilos y Patrones* [En línea]. Tesis de Grado. Universidad Nacional De La Patagonia San Juan Bosco Argentina. 2007. <http://www.dit.ing.unp.edu.ar/graduate/bitstream/123456789/203/1/Tesina%20Arquitectura%20de%20Soft.pdf>
71. GUTIERREZ, Demián. *Arquitectura de Software*. Mérida: Universidad de los Andes. 2011.

-
- 72.** PAVÓN MESTRAS, Juan. *Patrones de diseño orientado a objetos*. Madrid: Universidad Complutense Madrid, Dep. Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial. 2004.
- 73.** G. ARMATO III, Samuel. The Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI): A Completed Reference Database of Lung Nodules on CT Scans. *Med. Phys.* 2011, vol 38, núm 2, p. 915–931.
- 74.** HERNÁNDEZ LEÓN, Rolando Alfredo a Zayda COELLO GONZÁLEZ. *El Proceso de Investigación Científica*. Ciudad de La Habana: Editorial Universitaria, 2011. ISBN 978-959-16-1307-3.

BIBLIOGRAFÍA

1. VALENCIA A., Luz Stella, Paula Andrea VILLA S a Carlos Alberto OCAMPO. Modelo de calidad de software. *Scientia et Technica*. 2009.
2. WANG, Peng, Andrea DENUNZIO, Paul OKUNIEFF a Walter G. O'DELL. Lung metastases detection in CT images using 3D template matching. *Med. Phys.* [En línea]. 2007, vol 34, núm 3, p. 915–922. doi:10.1118/1.2436970
3. GONZÁLEZ RAMOS, Ana, Francisco Javier MARTÍNEZ, Alpha Verónica PERNÍA, Fernando ALBA ELÍAS, Manuel CASTEJÓN LIMAS, Joaquín ORDIERES MERÉ a Eliseo VERGARA GONZÁLEZ. *Técnicas y Algoritmos Básicos de Visión Artificial*. Universidad de la Rioja. Servicio de Publicaciones. 2006. ISBN 84-689-9345-X.
4. ALLEVATO, Emiliano, Rodrigo PEDARRÉ, Mariana DEL FRESNO a Marcelo VÉNERE. SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES DIGITALES 3D BASADO EN REGIONES Y CONTORNOS ACTIVOS PARA LA GENERACIÓN DE MALLAS DE SUPERFICIE. *Asociación Argentina de Mecánica Computacional*. 2006, vol 25, p. 1149–1161.
5. ORTEGA DÍAZ, Alejandro Luis, Luis Carlos GONZÁLEZ BÁRCENAS a Filiberto LÓPEZ PALENZUELA. Librería de Segmentación de Estructuras en Imágenes Médicas Digitales Bidimensionales y Tridimensionales. *IX Congreso Internacional de Informática en Salud 2013*. ISSN 978-959-7213-02-4.
6. GÓMEZ DE TERREROS CARO, F.J., C. GÓMEZ-ESTERN AGUILAR a C. DISDIER VICENTE. ACTUALIZACIÓN EN EL NÓDULO PULMONAR SOLITARIO. *Neumosur*. 2008, vol 19, núm 4, p. 207–217.
7. ROA, Sandra a Luis GARRETA. Determinación de Masas en Imágenes Radiológicas de Tórax Usando Técnicas de Reconocimiento de Patrones. *Departamento de Sistemas – Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad del Cauca*. 2005, vol 4, núm 1.
8. HERNÁNDEZ SAMPIERI, Roberto, Carlos FERNÁNDEZ COLLADO a Pilar BAPTISTA LUCIO. *Metodología de la investigación*. 4a ed. B.m.: Mc Graw Hill, 2006.
9. GONZÁLEZ, Rafael C a Richard E WOODS. *Digital Image Processing*. 2a ed. Prentice Hall, 2002. ISBN 0-201-18075-8.
10. LAGANIÈRE, Robert. *OpenCV 2 Computer Vision Application Programming Cookbook*. Birmingham - Mumbai: Packt Publishing, 2011. ISBN 978-1-849513-24-1.

ANEXO

DESCRIPCIÓN DE LAS CLASES

Nombre: ImageProcess	
Tipo de clase: Controladora	
Atributo	Tipo
_imgProcessed	Image
_imgSource	Image
Para cada responsabilidad:	
Nombre:	Apply
Descripción:	Método principal del algoritmo, ejecuta las funcionalidades necesarias para realizar las transformaciones de la imagen de tomografía de tórax, con el objetivo de identificar las estructuras nodulares.
Nombre:	CloseMorphologic
Descripción:	Aplica un cierre morfológico sobre una imagen.
Nombre:	ImproveMask
Descripción:	Aplica el cierre con disco, para corregir la máscara pulmonar.
Nombre:	Invert
Descripción:	Invierte los valores de una imagen binaria, donde es 1 pone 0 y viceversa.
Nombre:	LocalDensityMaximum
Descripción:	Permite identificar las estructuras con mayor densidad de la imagen.
Nombre:	Mask
Descripción:	Permite obtener una primera aproximación a la máscara pulmonar.

Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax

ANEXO

Nombre:	OriginalPulmonaryRegion
Descripción:	Permite obtener la región de interés.
Nombre:	PulmonaryRegion
Descripción:	Identifica la región de los pulmones mediante componentes conexas.
Nombre:	ReductionFalsePositive
Descripción:	Discrimina las estructuras que fueron seleccionadas con altos valores de densidad y no son nódulos.
Nombre:	ShowCandidateNodules
Descripción:	Permite mostrar las estructuras candidatas identificadas al trascurso de todo el proceso.
Nombre:	Threshold
Descripción:	Permite umbralizar la imagen de tomografía de tórax mediante el método de Otsu.

Nombre: Util	
Tipo de clase: Controladora	
Atributo	Tipo
chosenfloodfiller	AbstractFloodFiller
floodfiller	FloodFiller
time	string
Para cada responsabilidad:	
Nombre:	AdjustPosition

Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax

ANEXO

Descripción:	Ajusta la posición de máscara pulmonar.
Nombre:	CloseDisk
Descripción:	Aplica sobre una imagen binaria.
Nombre:	Convert_to_Bitmap
Descripción:	Convierte una matriz a Bitmap.
Nombre:	Convert_to_Bitmap
Descripción:	Convierte un BitmapSouce a Bitmap.
Nombre:	Convert_to_Matriz
Descripción:	Convierte un Bitmap a matriz.
Nombre:	Convert_to_Rectangles
Descripción:	Convierte una lista de componentes conexas a una lista de rectángulos.
Nombre:	ExpandBackground
Descripción:	Expande el fondo negro de la imagen.
Nombre:	Fill4Corners
Descripción:	Aplica el método Process_fill por las cuatro esquinas de la imagen.
Nombre:	OverlapComponent
Descripción:	Método auxiliar del método LocalDensityMaximum.
Nombre:	Process_fill
Descripción:	Aplica el método Flood-Fill en un punto.
Nombre:	ReduceBackground
Descripción:	Reduce el fondo de la imagen.

GLOSARIO DE TÉRMINOS

2D: 2 dimensiones, bidimensional.

3D: 3 dimensiones, tridimensional.

Algoritmo: es un conjunto ordenado y finito de operaciones sistemáticas que permiten el cálculo y hallar la solución a un tipo de problema.

Borde: en una imagen, es el lugar en el que coinciden dos formas. Por ejemplo, la unión del cielo con la tierra. La línea que separa dos formas, o una forma y un espacio.

Contorno: conjunto de las líneas que limitan una figura.

Diagnóstico por imágenes: cuando un paciente se realiza un estudio de tomografía de tórax el especialista interpreta la imagen y emite diagnóstico a partir de las imágenes digitales generadas de dicho estudio.

Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM): estándar para el tratamiento de imágenes digitales y comunicaciones para el campo de la medicina que facilita el manejo de la información médica entre hospitales y centros de investigación.

Escala de Unidades Hounsfield (HU): escala cuantitativa utilizada para describir los valores de radiodensidad de los tejidos en los estudios de tomografía de tórax.

Imagen: figura, representación, semejanza y apariencia de algo. En computación es formada por la unión de MxN píxeles (imagen 2D) o vóxeles (imagen 3D).

Imagenología: comprende la realización de todo tipo de exámenes diagnósticos y terapéuticos en los cuales se utilizan equipos que reproducen imágenes del organismo.

Ministerio de Salud Pública (MISAP): organismo rector del Sistema Nacional de Salud de Cuba, encargado de dirigir, ejecutar y controlar la aplicación de la política del Estado y del Gobierno en cuanto a la salud pública, el desarrollo de las Ciencias Médicas y la industria médico-farmacéutica.

PACS: Sistema para el Almacenamiento, Transmisión y Visualización de Imágenes Médicas. Compuesto por dispositivos para la adquisición de imágenes médicas, unidades de almacenamiento, estaciones de visualización, computadoras y bases de datos; todos ellos conectados a través de una red de comunicación.

Patrón arquitectónico: expresa un esquema estructural fundamental de la organización para un sistema de software, que consiste en subsistemas, sus responsabilidades e interrelaciones.

Organización Mundial de la Salud (OMS): es el organismo de la Organización de las Naciones Unidas (ONU) especializado en gestionar políticas de prevención, promoción e intervención en salud a nivel mundial.

Requisitos: capacidades, condiciones o cualidades que la presente investigación debe cumplir y tener.

Píxel: abreviatura de *picture element*. Es la mínima unidad de información dentro de una imagen bidimensional.

Segmentación: se utiliza en el procesamiento de imágenes para el reconocimiento de objetos o estructuras de interés en la imagen.

RNDI: Requisitos no Funcionales de Diseño e Implementación.

RNFO: Requisitos no Funcionales de Funcionamiento.

RNL: Requisitos no Funcionales Legales.

Wrapper: permite convertir la interfaz de una clase en otra interfaz que el cliente espera. Un wrapper permite a las clases trabajar juntas, lo que de otra manera no podría hacerse debido a sus interfaces incompatibles.

XML: Lenguaje de Marcas Ampliable (Extensible Markup Language). Es un metalenguaje extensible de etiquetas desarrollado por el World Wide Web Consortium (W3C).