



Universidad de las Ciencias Informáticas

Facultad 2

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

Título

Componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal

Autores

Yosvel Feijoo Ortiz

Luis Miguel García Portal

Tutores

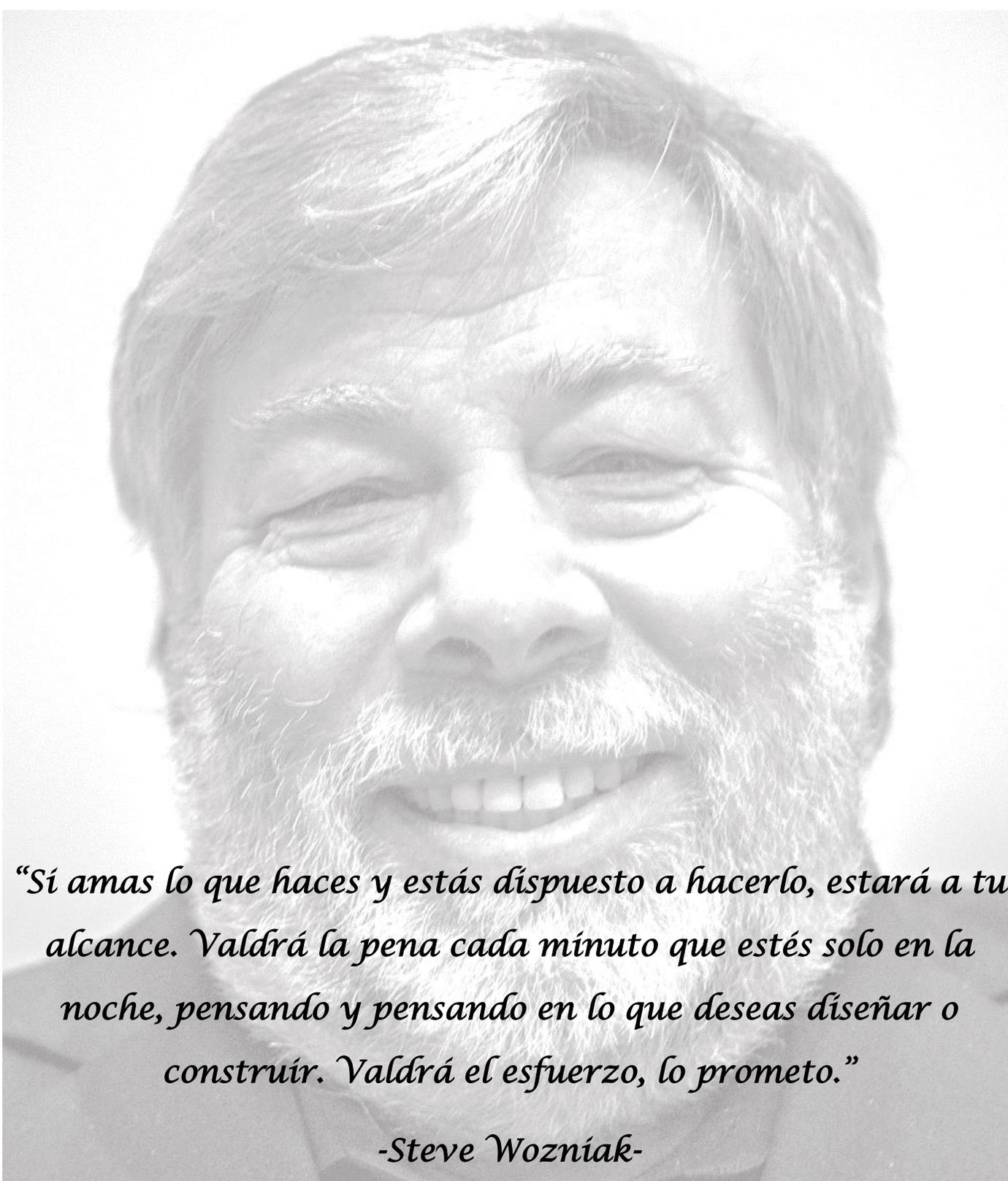
Dr.C. Arturo Orellana García

Ing. Gerardo Ceruto Marrero

Ing. Emilio Enrique Cardero Álvarez

La Habana, 12 de junio del 2019

“Año 60 de la Revolución”



“Sí amas lo que haces y estás dispuesto a hacerlo, estará a tu alcance. Valdrá la pena cada minuto que estés solo en la noche, pensando y pensando en lo que deseas diseñar o construir. Valdrá el esfuerzo, lo prometo.”

-Steve Wozniak-

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 ____ días del mes de junio del 2019.

Autores:

Yosvel Feijoo Ortiz

Luis Miguel García Portal

Tutores:

Dr.C. Arturo Orellana García

Ing. Gerardo Ceruto Marrero

Ing. Emilio Enrique Cardero Álvarez

DATOS DE CONTACTO.

Dr.C. Arturo Orellana García: graduado de Ingeniería en Ciencias Informáticas en la Universidad de las Ciencias Informáticas en el año 2012. Se desempeña como líder del Grupo de Investigación de Minería de procesos y Asesor de Capacitación, Desarrollo e Investigación del Centro de Soluciones de Informática Médica. Ha liderado proyectos I+D+i de desarrollo de componentes de software a partir de minería de procesos para el análisis de procesos de negocio del entorno hospitalario. Investiga la Ingeniería de comportamiento, la medicina de precisión y el procesamiento de imágenes médicas. Tutora varias tesis de grado, maestrías y doctorados enfocados al análisis de procesos de negocio, la informática médica y otras áreas del conocimiento. Obtuvo el grado de Máster en Informática Aplicada en 2015 desarrollando una herramienta informática basada en técnicas de minería de procesos para identificar problemas en la ejecución de procesos de negocio. Doctor en Ciencias Técnicas desde 2016 presentando un modelo computacional para la detección de variabilidad en procesos de negocio del entorno sanitario aplicando minería de procesos.

Correo electrónico: aorellana@uci.cu

Ing. Gerardo Ceruto Marrero: graduado de Ingeniero en Ciencias Informáticas en la Universidad de las Ciencias Informáticas en el año 2010. Se desempeña como desarrollador en el Proyecto XAVIA PACS del Departamento de Desarrollo de Aplicaciones del Centro de Informática Médica (CESIM).

Correo electrónico: gceruto@uci.cu

Ing. Emilio Enrique Cardero Álvarez: graduado de Ingeniero en Ciencias Informáticas en la Universidad de las Ciencias Informáticas en el año 2017. Se desempeña como desarrollador en el Proyecto XAVIA PACS del Departamento de Desarrollo de Aplicaciones del Centro de Informática Médica (CESIM).

Correo electrónico: eecardero@uci.cu

DEDICATORIA.

Dedicamos esta investigación a las personas que diariamente luchan contra el carcinoma renal, tanto los que lo padecen como aquellos que de una forma u otra ayudan a su combate. Esta investigación es nuestro aporte a la comunidad científica y a las entidades de salud que cada día realizan su compleja labor con el fin de mantener uno de los bienes más preciados que existe, la vida.

AGRADECIMIENTOS.*Luis Miguel García Portal:*

A mis padres Sergio Camilo y Vivian, que me han apoyado siempre, dándome su amor y dedicación en todo momento, siendo ambos ejemplos tanto en el plano profesional como en el personal para mi persona, nunca voy a agradecerles lo suficiente por todo.

A mi hermana Lisbeth por ayudarme siempre, sin importar que seamos agua y aceite, pero que me quiere y se preocupa por mi como nadie es capaz de imaginar.

A mi abuela Cira que tanto ha sufrido por mi tesis, que me quiere y se preocupa muchísimo por mí y que es una de las personas más lindas que conozco.

A mis abuelos Ángela, Arnaldo, Lilian, Rafael, Dorado y Senaida, que no están conmigo hoy, pero los tengo muy presente en mi memoria y forman parte clave de quien soy hoy.

A los miembros de mi familia linda que tanto llevo en mi mente y corazón.

A mi novia Tatiana, la persona que tanto amo pero que durante todo mi paso por la UCI no ha dejado de sufrir por la distancia, espero que no sufras más mi vida.

A mis compañeros del barrio y la universidad, que gracias a ustedes no me aburro nunca, siempre tengo a quien echarle la culpa y nunca he entregado un trabajo mi nombre solo.

A quienes han formado parte de mi proceso de enseñanza-aprendizaje, desde mis profesores de la UCI a los de mi primaria Antonio Luis Moreno, a aquellas personas que hacen posible el funcionamiento de esos centros y a mi profesor de violín Gilberto.

A mis tutores el Dr.C. Arturo Orellana García, el Ing. Gerardo Ceruto Marrero y el Ing. Emilio Enrique Cardero Álvarez gracias a los cuales esta investigación fue posible, siempre estuvieron ahí para nosotros y nunca llegaron a demostrarnos el hecho de querer matarnos.

A la UCI, por regalarme estos 5 años maravillosos de mi vida que nunca olvidaré.

Yosuel Feijoo Ortiz:

Esta tesis está dedicada la memoria de mi abuela Clara Luz Reyes Jiménez, quién me animó en este campo de estudio. Su fuerza y su fe durante el último año de su vida me dieron una nueva apreciación del significado de la familia. Vivió su vida, actuando concienzudamente sobre sus valores, ayudando tanto a familiares como a extraños necesitados. Se enfrentó valientemente a su muerte por una enfermedad muy semejantes a la expuesta en este trabajo siendo uno de los motivos y motores impulsores de la investigación.

Me gustaría agradecer en estas líneas la ayuda que muchas personas y colegas me han prestado durante el proceso de investigación y redacción de este trabajo. En primer lugar, quisiera agradecer a mis padres que me han ayudado y apoyado en todo mi ser, a mis tutores, por haberme orientado en todos los momentos que necesité sus consejos.

Así mismo, deseo expresar mi reconocimiento a la institución y a los profesores que laboran en ella por todas las atenciones prestadas a lo largo de esta carrera.

A todos mis amigos, que me ayudaron de una manera desinteresada, gracias infinitas por toda su ayuda y buena voluntad en especial a esos que siempre tienen un minuto para compartir un buen libro.

A esos familiares que, aunque su acento sea tan distinto al nuestro siempre estén tan preocupados por mis estudios. Como no agradecer a Dios por darme la oportunidad de estar en estos momentos delante de todos vosotros.

Por último y no por ello menos importante a mi hermana a la cual si no le diera mi agradecimiento nada de esto fuese válido.

RESUMEN.

Una de las campañas más reconocidas en el mundo es la lucha contra el cáncer, siendo el sistema renal uno de los más afectados por esta patología. El carcinoma de células renales (CCR), el más común de cáncer renal en los adultos, representa la sexta causa de muerte por cáncer. Debido al aumento en el uso de las técnicas de diagnóstico por imagen, las lesiones renales pueden ser diagnosticadas en forma incidental aproximadamente en 50% de los casos. Cuba apuesta por el uso de la tecnología en la salud y en la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) se ha desarrollado un sistema para el almacenamiento, transmisión y visualización de imágenes médicas (XAVIA PACS), el cual se encuentra implantado en varios hospitales del país, pero no cuenta con un componente que pueda realizar la detección del CCR en imágenes tomográficas, haciendo más lento el diagnóstico, lo que se traduce en menos posibilidades para el paciente.

La presente investigación tiene como objetivo desarrollar un componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografías abdominal. Para ello, se utilizó como IDE el Visual Studio 2019, como lenguaje de programación C# 7, como metodología de desarrollo de software Agile Unified Process (AUP) versión UCI y como herramienta CASE el Enterprise Architect 14.1 con UML 2.1 como lenguaje de modelado. La propuesta propicia el apoyo al diagnóstico del CCR por los especialistas de los centros de salud donde está desplegado el XAVIA-PACS. Se realizaron pruebas de aceptación y de integración del componente sobre el sistema XAIA PACS, las cuales arrojaron resultados satisfactorios.

Palabras clave: carcinoma renal, detección, diagnóstico, XAVIA-PACS.

ABSTRACT.

One of the most recognized campaigns in the world is the fight against cancer, being the renal system one of the most affected by this pathology. Renal cell carcinoma (RCC), the most common form of kidney cancer in adults, is the sixth leading cause of cancer death. Due to the increased use of imaging techniques, kidney lesions can be diagnosed incidentally in approximately 50% of cases. Cuba bets on the use of technology in health and the University of Informatics Sciences (UCI) has developed a system for the storage, transmission and visualization of medical images (XAVIA PACS), which is deployed in several hospitals in the country, but does not have a component that can perform the detection of RCC in tomographic images, making the diagnosis slower, which translates into fewer possibilities for the patient.

In the present work, a computer component was developed for the detection of renal carcinomas in abdominal tomography images. This component supports the diagnosis of RCC by specialists in the health centers where the XAVIA-PACS is deployed. For this purpose, Visual Studio 2019 was used as an IDE, as a C# 7 programming language, as an Agile Unified Process (AUP) UCI version software development methodology and as a CASE tool, Enterprise Architect 14.1 with UML 2.1 as a modeling language. Acceptance and integration tests were carried out, with satisfactory results.

Key words: renal carcinoma, detection, diagnosis, XAVIA-PACS.

ÍNDICE.

INTRODUCCIÓN..... 1

1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL. 6

1.1. El diagnóstico por imágenes en la detección del cáncer..... 6

 1.1.1. *Tomografía Axial Computarizada..... 7*

 1.1.2. *Estándar DICOM..... 8*

1.2. Carcinoma renal. 9

 1.2.1. *Formas no invasivas de detección del CCR. 10*

 1.2.2. *Representación de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal..... 12*

1.3. Segmentación de imágenes. 13

 1.3.1. *Tipos de segmentación de imágenes..... 15*

1.4. Sistemas de diagnóstico asistido por ordenador (CAD). 16

 1.4.1. *Resultados del estudio sobre las tendencias en el desarrollo de sistemas CAD para la detección de carcinomas renales 17*

1.5. Algoritmos para identificar carcinomas renales en sistemas CAD 18

 1.5.1. *Algoritmo Watersheds 20*

 1.5.2. *Algoritmo K-MEANS..... 21*

 1.5.3. *Elección del algoritmo para la detección de carcinomas renales a utilizar. 22*

1.6. Metodologías, tecnologías y herramientas. 23

1.7. Conclusiones del capítulo. 24

2. ARQUITECTURA, DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL. 26

2.1. Identificación de carcinomas renales. 26

2.2. Modelo de dominio. 26

2.3. Especificación de los requisitos funcionales. 28

2.4. Especificación de los requisitos no funcionales. 29

2.5. Propuesta de solución. 30

2.6.	Definición de los actores.	32
2.7.	Diagrama de Casos de Uso del Sistema.....	32
2.8.	Descripción del caso de uso del Sistema Detectar carcinomas renales.	33
2.9.	Estándar de codificación	36
2.10.	Modelo arquitectónico.....	36
2.11.	Diseño del componente.	37
2.11.1.	<i>Diagrama de clases del diseño.....</i>	<i>37</i>
2.11.1.	<i>Diagrama de secuencia</i>	<i>38</i>
2.11.2.	<i>Descripción del diagrama de secuencia.....</i>	<i>39</i>
2.12.	Diagrama de Componentes del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.	40
2.13.	Pseudocódigo correspondiente a la implementación de los principales métodos del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.	41
2.13.1.	<i>Preprocesamiento de la imagen.....</i>	<i>41</i>
2.13.2.	<i>Transformación de la imagen y obtención de contornos para aplicar Watersheds.....</i>	<i>42</i>
2.13.3.	<i>Aplicación del algoritmo Watersheds.....</i>	<i>43</i>
2.14.	Conclusiones del capítulo.	44
3.	VALIDACIÓN Y PRUEBAS DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL.	45
3.1.	Pruebas de Caja Blanca.....	45
3.1.1.	<i>Prueba de Camino Básico.....</i>	<i>45</i>
3.2.	Pruebas de caja negra.	49
3.2.1.	<i>Composición del banco de pruebas utilizado para la validación del componente desarrollado.</i> <i>49</i>	
3.2.2.	<i>Selección de la muestra utilizada en el experimento para la validación del componente desarrollado.....</i>	<i>50</i>
3.2.3.	<i>Análisis de los resultados obtenidos</i>	<i>50</i>
3.3.	Pruebas de integración.....	51

3.4. Pruebas de aceptación.....	53
3.4.1. Pruebas de Aceptación de tipo alfa.....	54
3.5. Conclusiones del capítulo.....	54
CONCLUSIONES GENERALES.....	55
RECOMENDACIONES.....	56
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.	57
ANEXOS.....	61
LOSARIO DE TÉRMINOS.....	66

ÍNDICE DE FIGURAS.

Figura. 1 Máquina para realizar TAC. (Fuente: (SANTANA NÚÑES, 2010))	7
Figura. 2 Estructura de un archivo DICOM. (Fuente: (PASCAU 2017))	9
Figura. 3 Imagen de riñones con CCR. (Fuente: (ACOSTA-JIMÉNEZ et al., 2016))	10
Figura. 4 TAC de abdomen con presencia de CCR en el riñón derecho. (Fuente: (AMERICAN CANCER SOCIETY, 2017)).....	11
Figura. 5 MRI de abdomen (Fuente: (BERICURTUA PÉREZ 2016)).....	12
Figura. 6 CCR de ocupación hilar en Riñón Derecho (Fuente: (AMERICAN CANCER SOCIETY, 2017))	13
Figura. 7 CCR en tercio superior y medio posterior del Riñón Derecho. (Fuente: (AMERICAN CANCER SOCIETY 2017)).....	13
Figura. 8 Segmentación de imagen usando Watersheds. (Fuente: (ALI, HASSAN y NAZZAR, 2016)).....	15
Figura. 9 Aplicación del algoritmo Watersheds sobre una TAC de riñón. (Fuente: (ALI, HASSAN y NAZZAR 2016)).....	21
Figura. 10 Modelo de dominio. (Fuente: Elaboración Propia)	27
Figura. 11 Requisitos funcionales del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía axial computarizada. (Fuente: Elaboración Propia)	29
Figura. 12 Creación de la Máscara. (Fuente: (ALI, HASSAN y NAZZAR 2016)).....	31
Figura. 13 Caso de uso del sistema (Fuente: Elaboración Propia)	32
Figura 14 Arquitectura basada en Tuberías y filtros para la identificación de carcinomas renales en imágenes de TAC. (Fuente: Elaboración Propia)	37
Figura. 15 Diagrama de Clases del Diseño asociado al componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. (Fuente: Elaboración propia).....	38
Figura. 16 Diagrama de Secuencia del Diseño del componente informático para la detección de carcinomas renales. (Fuente: Elaboración Propia)	39
Figura. 17 Diagrama de Componentes del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. (Fuente: Elaboración propia)	40

Figura. 18 Fragmento de pseudocódigo para el preprocesamiento de la imagen. (Fuente: Elaboración Propia)	42
Figura 19 Pseudocódigo de los métodos utilizados en la transformación de la imagen y obtención de contornos para aplicar Watersheds. (Fuente: Elaboración Propia)	43
Figura 20 Pseudocódigo correspondiente a los pasos finales del algoritmo Watersheds. (Fuente: Elaboración Propia)	44
Figura. 21 Grafo de flujo asociado al componente. (Fuente: Elaboración propia).....	46
Figura. 22 Resultados visibles al ojo humano arrojados por el componente en los distintos nodos del camino básico. (Fuente: Elaboración propia)	48
Figura. 23 Resultados visibles al ojo humano arrojados por el componente en los distintos nodos del camino básico. (Fuente: Elaboración propia)	48
Figura. 24 Resultados visibles al ojo humano arrojados por el componente en los distintos nodos del camino básico. (Fuente: Elaboración propia)	49
Figura. 25 Resultados arrojados por el componente desarrollado y el KiTS. (Fuente: (KiTS 2019))	51
Figura. 26 Anexo_3 Acta de aceptación. (Fuente: Elaboración Propia)	61
Figura. 27 Anexo_4 Ejemplo 1 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)	62
Figura. 28 Anexo_5 Ejemplo 2 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)	63
Figura. 29 Anexo_6 Ejemplo 3 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)	64
Figura. 30 Anexo_7 Ejemplo 4 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)	65

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Comparación entre Watersheds y K-MEANS (Fuente: (RODRÍGUEZ GUTIERREZ, 2012)).....	22
Tabla 2 Conceptos del Modelo de Dominio. (Fuente: Elaboración Propia)	27
Tabla 3 Requisitos Funcionales. (Fuente: Elaboración Propia).....	28
Tabla 4 Actor asociado a la investigación. (Fuente: Elaboración Propia).....	32
Tabla 5. Descripción del caso de uso del sistema Detectar carcinomas renales. (Fuente: Elaboración Propia)	33
Tabla 6 Descripción de los elementos que conforman en el Diagrama de Componentes del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. (Fuente: Elaboración propia).....	41
Tabla 7 Cálculo de la complejidad ciclomática y elección conjunto básico de caminos posibles (Fuente: Elaboración propia).....	47
Tabla 8 Descripción del camino básico # 1. (Fuente: Elaboración propia).....	47
Tabla 9 Resultados de pruebas de integración del componente. (Fuente: Elaboración Propia).....	52

INTRODUCCIÓN.

El cáncer es una de las principales causas de muerte en todo el mundo, representa alrededor de un 13% de las mismas en el siglo XXI, cifra dada por la Organización Mundial de la Salud. Debido a su incidencia, la mayoría de las personas saben algo de la enfermedad e inevitablemente la mayoría también conoce a alguien que la ha padecido. (PATUZZI et al. 2012)

El cáncer de riñón es una enfermedad que generalmente comienza en los mismos, se produce cuando las células renales de uno o ambos riñones se vuelven cancerosas y luego crecen fuera de control y forman un bulto (llamado tumor). El CCR es el tipo más común de cáncer renal en los adultos. De forma global, el CCR representa la sexta causa de muerte por cáncer y se estima que es la causa de la muerte de 95.000 personas por año en el mundo. Además, es de destacar que en las últimas 5 décadas se ha apreciado un constante incremento de su incidencia, que está en torno a un 2-4% por año. (TRIGO y BELLMUNT 2008)

Los estudios por imagen favorecen el advenimiento de nuevas técnicas quirúrgicas en el tratamiento del CCR y forman parte esencial en la evaluación de esta enfermedad. Las técnicas invasivas utilizadas para su diagnóstico, tales como biopsias quirúrgicas, estudios laparoscópicos o exploraciones, a veces pueden ser reemplazadas por técnicas no invasivas con imagen médica como la Tomografía Axial Computarizada (TAC o CT por sus siglas en inglés) y la resonancia magnética (RM o MRI por sus siglas en inglés), con beneficios evidentes para el paciente. Con el fin de ayudar a los radiólogos y cirujanos en una planificación fiable de la intervención, son necesarios nuevos métodos y herramientas precisas y eficientes para localizar y segmentar adecuadamente el órgano de interés y las patologías presentes. La técnica de MRI ofrece mayor información para fines de diagnóstico. Sin embargo, la segmentación del riñón en imágenes de MRI representa un desafío debido a la presencia de artefactos característicos, como los volúmenes parciales, ruido, y en general, baja nitidez y escaso contraste entre órganos, de manera que el límite entre los diferentes tejidos suele ser confuso. (AMERICAN CANCER SOCIETY 2017)

Actualmente, debido al aumento en el uso de las técnicas de imagen, las lesiones renales (benignas o malignas) pueden ser diagnosticadas en forma incidental aproximadamente en 50% de los casos. El incremento en las exploraciones abdominales mediante TAC, está favoreciendo la identificación, caracterización y estadística de los tumores renales descubiertos incidentalmente, así como la corroboración de la sospecha diagnóstica. (MIRJANA 2007)

Las imágenes obtenidas en una TAC, son almacenadas en estándar utilizado internacionalmente que es el DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine) pensado para el manejo, visualización, almacenamiento, impresión y transmisión de imágenes médicas. El estándar describe el formato de archivos

y la especificación de los datos primordiales de un paciente en la imagen, así como el encabezado requeridos, describiendo un lenguaje común a distintos sistemas médicos. De esta forma las imágenes vienen acompañadas de mediciones, cálculos e información descriptiva relevante para diagnósticos, por ejemplo: se agregan datos demográficos y de identificación del paciente, información acerca de las condiciones de adquisición y, en algunos casos, información del examen, serie a la que pertenece la imagen y orden que guarda en un estudio. (PASCAU 2017)

Los sistemas PACS (Archivos de Imágenes y Sistemas de Comunicación) ofrecen una alternativa en el manejo de imágenes digitales en forma eficiente y a gran escala, a través de dispositivos conectados en red. El conjunto de estos dispositivos ofrece una serie de servicios que dan soporte a la operatividad de un área (radiología en el caso de aplicaciones médicas). Entre las características que los sistemas PACS deben ofrecer para obtener una buena aceptación en el medio clínico, se deben considerar: la facilidad, rapidez, seguridad en el acceso de imágenes y la calidad en su presentación. (GRUPO PAS 2018)

Todo cubano tiene acceso a médicos, enfermeros, especialistas y medicinas, la Salud Pública de la isla ha ganado el reconocimiento de los organismos mundiales y regionales especializados, tanto por el apoyo brindado a distintas naciones como por los avances en medicina. Cuba brinda ayuda médica a otros países como Bolivia, Honduras, Venezuela y muchos otros en prácticamente todos los continentes. El uso de las tecnologías en la salud, cualesquiera sean, son fundamentales para garantizar los más altos niveles de atención médica. Desgraciadamente el país lleva más de 60 años bajo la injerencia de la potencia más grande del planeta, los Estados Unidos de Norteamérica, el cual, en el ámbito de la salud, no permite obtener ni medicamentos, ni materiales necesarios para la atención médica, ni tecnología de punta por lo cual el país se ve obligado a recurrir a la capacidad de sus especialistas para poder mantener su estatus a nivel internacional y garantizar la calidad de los servicios médicos.

En la Universidad de Ciencias Informáticas (UCI) se ha desarrollado un sistema para el almacenamiento, transmisión y visualización de imágenes médicas (XAVIA PACS), el cual se encuentra desplegado en varios hospitales del país, algunos de ellos son el Hospital Clínico Quirúrgico Hermanos Almejeiras, el Cardio-centro Ernesto Che Guevara y el Instituto Nacional de Nefrología en La Habana, el Hospital General Docente Abel Santamaría en Pinar del Río, el Hospital Universitario Arnaldo Milian Castro en Santa Clara y el Hospital Provincial de Matanzas Comandante Faustino Pérez. Este sistema cuenta con un visor de propósito general, con varias funcionalidades para el manejo de imágenes como la reconstrucción multiplanar y tridimensional de estudios tomográficos, permite determinar el área y perímetro de cualquier elemento en la imagen médica, y el acceso a una base de datos con las imágenes de todos los pacientes. Este no cuenta con un componente especializado para la segmentación de riñones y la detección de carcinomas renales, lo cual

representa para los especialistas no contar con una herramienta de apoyo en el diagnóstico que les permita obtener una mejor apreciación de la patología, lo que se traduce en más tiempo para determinar el diagnóstico del paciente, esto disminuye el número de casos que se pueden atender en los hospitales y la posibilidad de gastar más recursos por tener que repetir exámenes por no poder apreciarse a simple vista.

El procesamiento de imágenes médicas es una herramienta necesaria para diversas ramas de la medicina. Permite y facilita la captura, transmisión y el análisis de las imágenes resultantes de los estudios realizados al paciente; además, permite realizar un diagnóstico más preciso. Los casos de cáncer son cada vez más comunes en los hospitales cubanos y estos no cuentan con una herramienta informática especializada en la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal, los especialistas usan el visor de imágenes para realizar el diagnóstico a simple vista trayendo consigo mayor tiempo para realizarlo por tanto mayor es la demora para diagnosticar el estado de los pacientes.

Por lo antes planteado se identifica como **problema a resolver**: ¿cómo detectar carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal desde el sistema XAVIA-PACS?

Este problema se enmarca en el **objeto de Estudio**: proceso de diagnóstico utilizando imágenes de tomografía abdominal.

Para dar solución al problema se define como **objetivo**: desarrollar un componente informático que permita realizar la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal en el sistema XAVIA-PACS.

El objeto delimita el **campo de acción**: Los componentes para la identificación de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

Para guiar la investigación se definen las siguientes **tareas a cumplir por los estudiantes**:

1. Análisis de las necesidades del proceso de detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.
2. Determinación de los principales referentes teóricos de las técnicas de procesamiento de imágenes médicas para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal, estableciendo similitudes con la investigación en curso.
3. Generación de artefactos ingenieriles para el proceso de desarrollo de software de acuerdo a la metodología AUP-UCI.
4. Desarrollo del componente para detectar carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

5. Validación y pruebas de los resultados alcanzados por el componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

Los métodos científicos utilizados en esta investigación son:

1. **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 detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. 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 componentes de procesamiento de imágenes más utilizados.
2. **Analítico Sintético:** para descomponer el problema de la investigación en elementos concretos de la solución.
3. **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.
4. **Modelación:** para confeccionar modelos y diagramas que ayudan a la comprensión de los procesos a desarrollar como parte de la investigación.
5. **Experimento:** para realizar la validación de los resultados obtenidos por el componente de detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

Los beneficios de la realización del componente para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal:

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

Resultados esperados:

Obtener un componente informático para la segmentación del riñón a partir de un estudio de tomografía axial computarizada, que permita detectar carcinomas en este órgano y que sirva de apoyo a los especialistas médicos para la correcta realización de diagnósticos y tratamientos.

Estructura del contenido

CAPÍTULO 1: FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL:

Agrupar 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 carcinomas renales. Como parte de la revisión bibliográfica se detallan los pasos a seguir durante el proceso a la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. 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: ARQUITECTURA, DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL

Aborda los elementos de diseño del componente para la detección de carcinomas renales. Se propone un modelo arquitectónico idóneo para el desarrollo del componente referente a la presente investigación y se describen los patrones de diseño que se utilizan. Se describe la fase de implementación y se muestra el pseudocódigo del método más significativo del componente propuesto para dar solución a la problemática planteada en la presente investigación

Capítulo 3. VALIDACIÓN Y PRUEBAS DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL:

En este capítulo se presentan las validaciones realizadas al componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal

1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL.

1.1. El diagnóstico por imágenes en la detección del cáncer.

El diagnóstico por imágenes desempeña un rol principal en la detección del cáncer ya que proporciona información detallada de la ubicación exacta y la extensión de la enfermedad. También puede proporcionar información detallada sobre los cambios estructurales o relacionados con el cáncer. Hay varias formas de detectar el cáncer usando métodos de diagnóstico por imágenes. El cáncer se puede detectar de casualidad, cuando se realiza una exploración por otros motivos, o puede haber síntomas evidentes y es posible que el paciente se someta a diagnóstico por imágenes para confirmar, localizar y determinar la extensión de la enfermedad. Otra posibilidad sería la detección de un cáncer mientras se participa en un programa de detección. (CELESTA DÍAZ, 2017)

La tecnología médica moderna ofrece una considerable variedad de métodos de diagnóstico por imágenes a los especialistas de esa rama. Los métodos conocidos utilizados para la detección del cáncer son la ecografía, la TAC, MRI y la mamografía (la mamografía se utiliza específicamente para detectar el cáncer de mama).

En muchos casos el cáncer se identifica en función del descubrimiento de anomalías en el aspecto del tejido blando y de los huesos. Pero también existen técnicas de diagnóstico por imágenes funcionales, que detectan cambios fisiológicos o funcionales, como cambios específicos en el flujo sanguíneo que también indican la presencia de cáncer. (YÉPEZ et al., 2018)

En lo que respecta a la caracterización de un hallazgo, o la diferenciación entre una anomalía maligna o benigna, a veces es difícil llegar a un diagnóstico definitivo. Para evitar procedimientos invasivos innecesarios y ahorrarle más molestias al paciente, el primer paso hacia un diagnóstico definitivo es una comparación de varias imágenes, con frecuencia obtenidas mediante distintos métodos. Si aún no se puede hacer un diagnóstico definitivo, es necesaria una biopsia, en la que se toman pequeñas muestras de la anomalía para una exploración más detallada.

El cáncer es objeto de diversas investigaciones científicas, muchas de las cuales se dedican al desarrollo de métodos de detección y tratamiento. Sin embargo, muchos de estos desarrollos también pueden beneficiar al paciente que está luchando contra la enfermedad. Las mejoras dentro del campo del

diagnóstico por imágenes podrían tener el potencial de ganar tiempo valioso para los pacientes al identificar una posible recidiva y actuar lo más rápido posible para que no se extienda otra vez la enfermedad. En lo que concierne al cáncer, cuanto antes siempre es mejor, y esto es particularmente verdadero en lo que respecta a la detección inicial de los tumores y la recidiva posterior al tratamiento.

Los beneficios que el diagnóstico por la imagen aporta en la actualidad al cuidado del cáncer son claros. Permite al médico, en cooperación con el radiólogo, apreciar signos de cáncer de forma eficiente y no invasiva. Mientras que esta función, por sí misma, ya tiene un gran impacto en el cuidado del cáncer, continuamente está en desarrollo, y nuevas técnicas para mejorar el cuidado del paciente deben aparecer en los próximos años.

1.1.1. Tomografía Axial Computarizada

La TAC es un procedimiento radiológico basada en captar la atenuación de los rayos X que atraviesan el cuerpo del paciente en múltiples puntos como muestra la Figura 1. El método dispone de un emisor de rayos X que gira en el plano axial del paciente, un detector, que capta la radiación tras haber atravesado una sección del cuerpo del paciente, y una plataforma donde se deposita al paciente y que tiene un movimiento longitudinal.

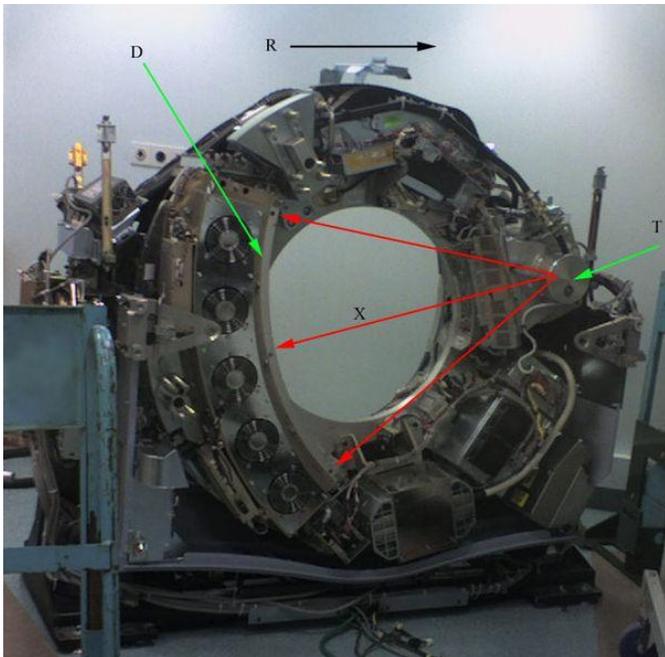


Figura. 1 Máquina para realizar TAC. (Fuente: (SANTANA NÚÑES, 2010))

(R) Eje de Rotación, (T) Rayo de Tubos, (X) Haz de rayos X, (D) Detector

El emisor y el detector están estrictamente acoplados y rotan continuamente alrededor del cuerpo del paciente, emitiendo un haz de rayos X en abanico determinado por el foco del tubo de rayos. La sección que atraviesan estos rayos se determina corte o secciones axiales o transversales. El dispositivo escáner se compone, por tanto, de un emisor de rayos X y de un detector que determina como la intensidad de estos ha sido alterada por el cuerpo del paciente. Estos dos elementos rotan dentro de un anillo llamado gantry.

1.1.2. Estándar DICOM

El estándar DICOM es el utilizado en la presente investigación para el manejo de imágenes médicas, este surge gracias a las necesidades de almacenamiento y manipulación de imágenes médicas surgidas a partir en los años 70's como consecuencia del nacimiento de la TAC como medio de diagnóstico basado en imágenes digitales. Desde entonces, se han desarrollado diferentes técnicas en la obtención de imágenes como la medicina nuclear, la resonancia magnética, la radiografía computarizada y la angiografía por sustracción digital entre otras. Estas técnicas han con tribuido a la generación de diferentes tipos de imágenes médicas digitales para diagnóstico, junto con el consecuente te incremento en la producción de las mismas. Esto ha complicado el manejo de las imágenes principalmente en la impresión y almacenamiento posterior, produciendo una gran demanda de medios de almacenamiento más apropiados y, a su vez, métodos de transferencia en re dispositivos manufacturados por diferentes compañías. (BARRIENTOS DE LA CRUZ e HIGA TAKO, 2016)

DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) es una estándar desarrollado en 1983, el Colegio Estadounidense de Radiología (ACR) y la asociación Nacional de Fabricantes eléctricos (NEMA) formó un comité cuya misión era hallar o desarrollar una interfase entre el equipamiento y cualquier otro dispositivo que el usuario quiera conectar. Además de las especificaciones para la conexión de hardware, el estándar se desarrollaría para incluir un diccionario de los elementos de datos necesarios para la interpretación y exhibición de imágenes. El estándar describe el formato de archivos y la especificación de los datos primordiales de un paciente en la imagen, así como el encabezado requeridos, describiendo un lenguaje común a distintos sistemas médicos. De esta forma las imágenes vienen acompañadas de mediciones, cálculos e información descriptiva relevante para diagnósticos. (BARRIENTOS DE LA CRUZ e HIGA TAKO, 2016)

Un solo archivo de DICOM contiene una cabecera que almacena la información sobre el nombre del paciente, el tipo de exploración, imagen dimensiona, etc. así como todos los datos de la imagen que pueden contener la información en tres dimensiones. El formato genérico del archivo de DICOM consiste en dos partes: Header seguido inmediatamente por un Data Set de DICOM. El Data Set de DICOM contiene la

imagen o las imágenes especificadas. El Header contiene sintaxis de transferencia con un identificador único que especifica la codificación y la compresión del Data Set, la Figura 2 muestra la estructura de un archivo DICOM.

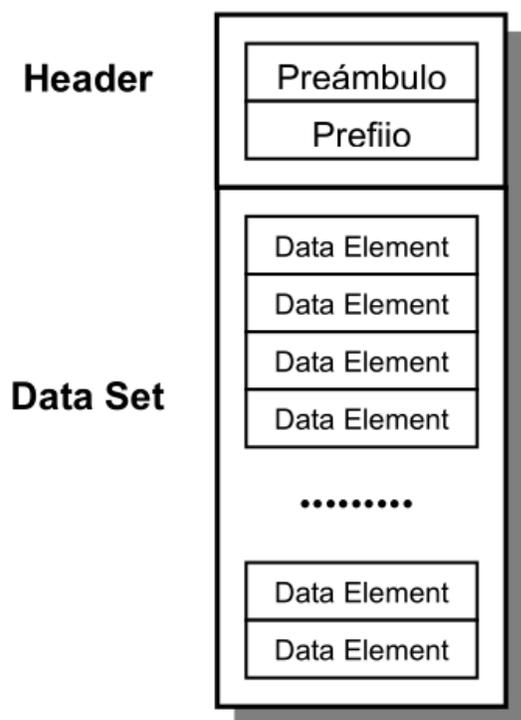


Figura. 2 Estructura de un archivo DICOM. (Fuente: (PASCAU 2017))

1.2. Carcinoma renal.

Los riñones extraen las impurezas de la sangre. Estas impurezas se eliminan por medio de la orina, un proceso básico para la salud. Cualquier enfermedad o lesión en los riñones puede ser muy grave, dado que provocará una acumulación de productos tóxicos en la sangre que no pueden ser eliminados de otro modo. (DE LA CRUZ 2018)

El CCR empieza por una sola célula del riñón. Esta célula se divide sin control y una vez que se han generado suficientes células cancerosas, se forma un tumor dentro del riñón (como muestra la Figura 3). Las células del tumor van perdiendo progresivamente algunas de sus características originales y va creciendo. Algunas células pueden incluso entrar al torrente sanguíneo, y de ahí extenderse a otras partes del cuerpo. De esta forma se pueden diseminar a otros órganos, y se estaría ante un carcinoma renal metastásico (CRM). A pesar que estas células hayan viajado, estos tumores seguirán siendo CCR, dado

que las células originales eran renales. Por ejemplo, si se extendiese a los pulmones, no sería un carcinoma de pulmón, sino que sería un CCR con metástasis pulmonares. (DE LA CRUZ 2018)

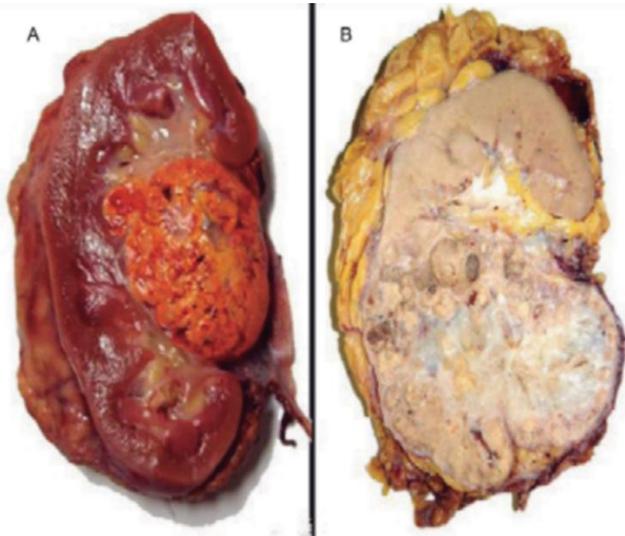


Figura. 3 Imagen de riñones con CCR. (Fuente: (ACOSTA-JIMÉNEZ et al., 2016))

(A) localizado en tercio medio, (B) localizado en polo medio e inferior.

EL CCR en sí, engloba diferentes tipos, con características histopatológicas y genéticas específicas. Hay un predominio 1,5:1 de los varones sobre las mujeres y la incidencia máxima tiene lugar entre los 60 y 70 años de edad. Entre los factores etiológicos figuran factores relacionados con los hábitos de vida como tabaquismo, obesidad e hipertensión arterial. El hecho de tener un pariente de primer grado con cáncer de riñón también se asocia a un mayor riesgo de CCR. La profilaxis más eficaz consiste en evitar el tabaquismo y la obesidad. (LJUNGBERG et al. 2010)

1.2.1. Formas no invasivas de detección del CCR.

Aunque muchos casos de cáncer de riñón se detectan relativamente en las etapas iniciales, cuando aún se encuentran confinados al riñón, otros casos son detectados en etapas más avanzadas de la enfermedad. Esto se debe a varias razones: (ACADEMIA NACIONAL DE MEDICINA, 2015)

- Algunas veces, estos cánceres se vuelven bastante grandes sin causar ningún dolor u otros problemas.
- Debido a que los riñones se encuentran en un área profunda del cuerpo, los tumores pequeños del riñón no se pueden ver o palpar durante un examen físico.
- No existen pruebas de detección recomendables que se puedan usar para detectar el cáncer de riñón en personas que no presentan un riesgo aumentado.

Una prueba rutinaria de la orina (análisis de orina), la cual algunas veces forma parte de un examen médico completo, puede encontrar pequeñas cantidades de sangre en la orina de algunas personas con cáncer de células renales en etapa inicial. Pero esta prueba no es una forma efectiva para detectar el cáncer de riñón. Existen otras causas además del cáncer de riñón que resultan en sangre en la orina, incluyendo infecciones del tracto urinario, infecciones de la vejiga, cáncer de vejiga y padecimientos benignos (no cancerosos) del riñón como los cálculos renales. Además, algunas personas con cáncer de riñón no presentan sangre en la orina hasta que el tumor se encuentra bastante grande y pudiera haberse propagado a otras partes del cuerpo. (NATIONAL KIDNEY FOUNDATION, 2017)

El uso de la TAC (Figura 4) y la MRI (Figura 5), pueden llevar a la detección de carcinomas pequeños de células renales. Sin embargo, estos estudios son costosos y no siempre pueden distinguir los tumores benignos de los carcinomas pequeños de células renales. Por estas razones, los médicos por lo general recomiendan la TAC y la MRI para la detección temprana del cáncer de riñón sólo en personas que presentan condiciones hereditarias que elevan su riesgo de esta enfermedad, como el hecho de padecer la enfermedad de von Hippel-Lindau. Algunos médicos también recomiendan que las personas con enfermedades del riñón que son tratadas con diálisis a largo plazo deben someterse a pruebas periódicas para detectar el cáncer de riñón. (ACOSTA-JIMÉNEZ et al., 2016)



Figura. 4 TAC de abdomen con presencia de CCR en el riñón derecho. (Fuente: (AMERICAN CANCER SOCIETY, 2017))

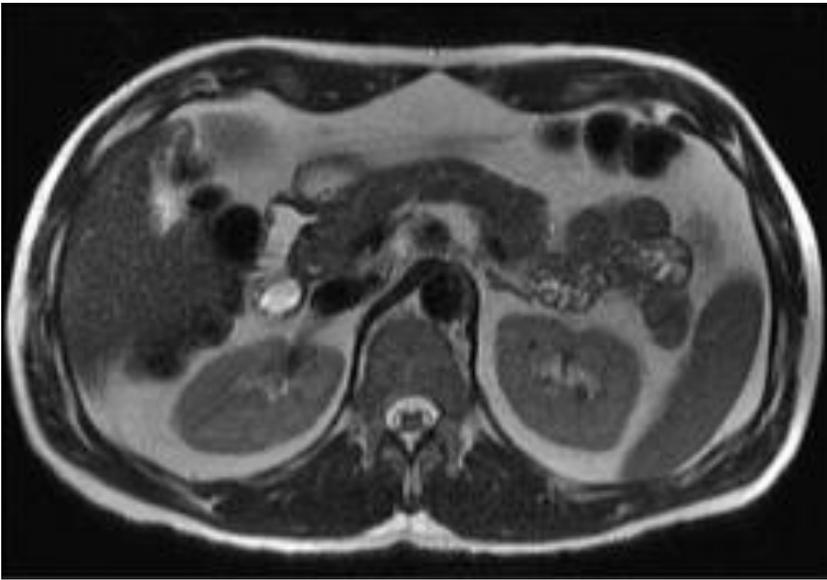


Figura. 5 MRI de abdomen (Fuente: (BERICURTUA PÉREZ 2016))

La ecografía es menos costosa y también puede detectar temprano el cáncer de riñón. Sin embargo, para recomendar pruebas de detección en personas sin factores de riesgo o síntomas de un cáncer, los estudios tienen que demostrar que la prueba mejora la supervivencia. Ningún estudio por imágenes para la detección de cáncer de riñón ha logrado esto. A menudo, los cánceres de riñón se detectan accidentalmente (de forma incidental) durante exámenes médicos debidos a otras enfermedades, como una enfermedad de la vesícula. Estos cánceres usualmente no causan dolor ni molestia al momento de la detección. La tasa de supervivencia del cáncer de riñón que se detecta de esta forma es muy alta porque estos cánceres se detectan generalmente en una etapa muy temprana.

1.2.2. Representación de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

Microscópicamente, los CCR son de arquitectura heterogénea; muestran áreas de hemorragia, necrosis y cambios quísticos secundarios, fibrosis y calcificación. El adenocarcinoma papilar, por ejemplo, tiene un crecimiento rápido y tienen una alta incidencia de componentes quísticos. Estos tumores tienen bordes definidos en relación al parénquima. Todas estas características macroscópicas tienen su representación en los distintos modos de diagnóstico por imagen, vistos en las Figuras 6 y 7, donde ambas masas exhiben realces heterogéneos, inferior al del parénquima renal. (MENA, GÓMEZ y GUARDIA, 2009)

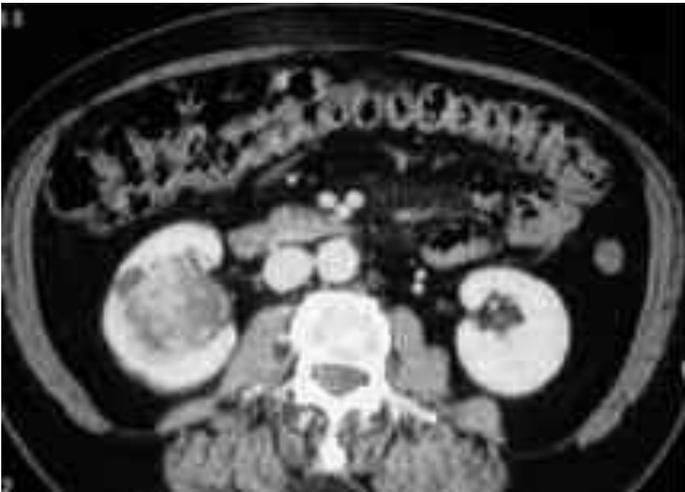


Figura. 6 CCR de ocupación hilar en Riñón Derecho (Fuente: (AMERICAN CANCER SOCIETY, 2017))



Figura. 7 CCR en tercio superior y medio posterior del Riñón Derecho. (Fuente: (AMERICAN CANCER SOCIETY 2017))

El CCR es el tumor que afecta con mayor frecuencia al riñón en adultos, representa del 80-90% de las neoplasias malignas del riñón. Los tumores generalmente aparecen encapsulados, pueden ser sólidos, quísticos o con componente mixto, incluyendo la presencia de calcificaciones y grasa. Hasta en el 10% de los tumores se identifican componentes quísticos, éstos suelen ser más agresivos. Como tal el CCR en la imagen de TAC presenta una coloración más oscura que el parénquima renal. (FERLAY et al., 2007)

1.3. Segmentación de imágenes.

La segmentación puede considerarse como la partición de una escena en un conjunto de regiones no solapadas, homogéneas con respecto a algún criterio, cuya unión cubre la imagen completa. En otras

palabras, el objetivo fundamental de la segmentación en el proceso del análisis de imágenes es el de separar los objetos de interés del resto no relevante el cual es considerado como fondo.

En ocasiones la segmentación suele considerarse como un proceso de clasificación de los objetos presentes en una escena, y también en cierta medida, equivale a su reconocimiento puesto que como consecuencia de la segmentación los diferentes objetos (entendidos como realizaciones físicas de clases o patrones abstractos) se encuentran perfectamente ubicados dentro de la imagen digital. Realizar la clasificación no es trivial ya que el nivel al que se lleva a cabo esta subdivisión depende del problema a resolver y de la imagen de partida. Es por ello que se han originado diferentes técnicas de segmentación y no se conoce de la existencia de una estrategia única que pueda resolver todos los problemas que se puedan presentar. A decir de muchos autores la segmentación termina cuando satisfaga los intereses u objetivos del observador. (SHAH et al. 2017)

La segmentación es la división de una imagen en un conjunto de regiones homogéneas y significativas, de tal manera que los píxeles en cada región particionada poseen un conjunto similar de propiedades o atributos. Estos conjuntos de propiedades de la imagen pueden incluir los niveles de grises, el contraste o propiedades texturales. Los métodos de segmentación a emplear están determinados por el tipo de imagen, la estructura anatómica u objeto a identificar y el objetivo específico que se quiere lograr con el proceso. Elementos como el ruido, volúmenes parciales y movimientos en la imagen, también pueden tener consecuencias significativas en el desempeño de los algoritmos de segmentación, porque cada imagen y tipo de tejido tiene un conjunto de características propias. Existen diversos métodos de segmentación y no es factible la utilización de una técnica genérica que se aplique a todas las situaciones que requieren de procesamiento de la imagen médica. Se utiliza una combinación de las técnicas de segmentación existentes, en función de la imagen y lo que se quiera alcanzar como resultado. (RUÍZ, ÁLVAREZ y CORREA 2017)

Las técnicas clásicas de segmentación de imagen son útiles cuando las imágenes son sencillas, el objeto y el fondo son uniformes, y la presencia de ruido y otros elementos contaminantes no son muy importantes. En situaciones más complejas es necesario realizar un procesado posterior, a nivel más alto, para interpretar, reconocer o clasificar los objetos segmentados a bajo nivel, y así dar conectividad o eliminar los falsos positivos y negativos. (SANTANA NÚÑES 2010)

La segmentación de imágenes de los órganos (como muestra la Figura 8) es un paso importante en los diagnósticos asistidos por ordenador y la detección de enfermedades. La correcta segmentación de imágenes del riñón en TAC abdominal es crucial para poder tomar decisiones médicas a la hora de realizar una cirugía. No obstante, la segmentación de imágenes del riñón en TAC abdominal es un trabajo desafiante debido a la similitud entre el parénquima del riñón y las estructuras adyacentes. (SONG et al., 2014)

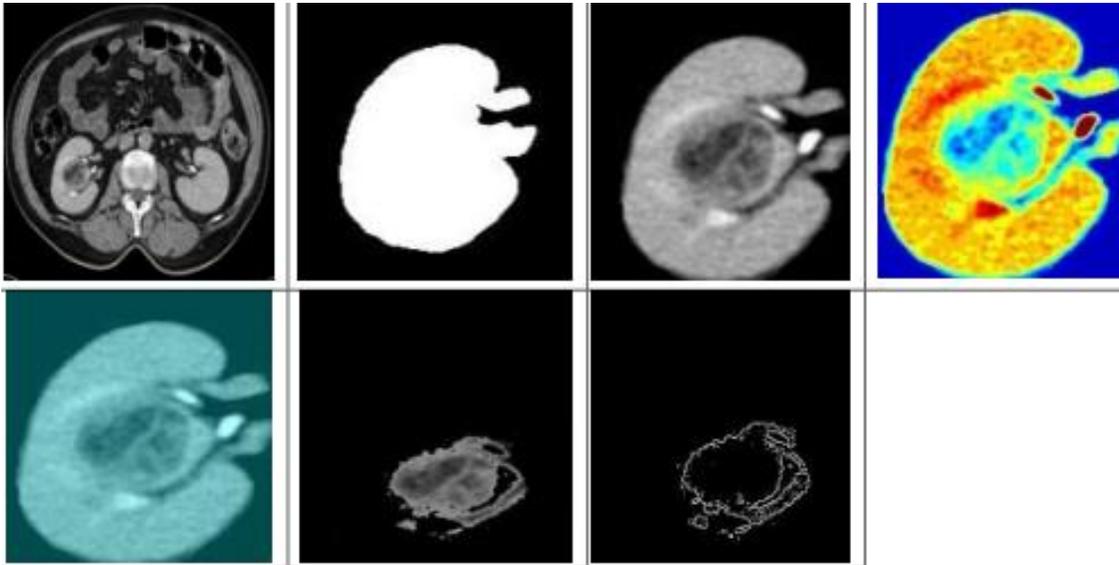


Figura. 8 Segmentación de imagen usando Watersheds. (Fuente: (ALI, HASSAN y NAZZAR, 2016))

(A) TAC de abdomen, (B) Máscara del riñón, (C) Imagen del riñón, (D) Riñón coloreado, (E) Aplicación de Watersheds, (F) Área correspondiente al CCR, (G) Bordes del CCR.

1.3.1. 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. (BERICURTUA PÉREZ, 2016)

✓ 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.

✓ 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.

✓ **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.

En la presente investigación fue seleccionada la segmentación semiautomática, ya que el riñón constituye un órgano difícil de identificar de manera automático debido a la proximidad con otros órganos y tejidos, por lo tanto, es mejor que el especialista determine de forma manual el área comprendida por el riñón y el sistema se encargue de la segmentación de la imagen.

1.4. Sistemas de diagnóstico asistido por ordenador (CAD).

La segmentación de imágenes de órganos como el hígado, el páncreas y los riñones en las tomografías computarizadas abdominales son necesarios en la actualidad para los sistemas CAD y la asistencia en cirugía laparoscópica. Sin embargo, diferentes tejidos tienen diferentes tamaños y formas dependiendo de los pacientes y la similitud de escala de grises entre el riñón y sus tejidos vecinos, como el hígado y el bazo. La segmentación precisa de los riñones en las secuencias de TAC abdominal es una tarea esencial y crucial para la planificación quirúrgica y la cirugía para la extirpación de tumores renales. Sin embargo, la segmentación renal en la TC es un trabajo sustancialmente desafiante porque los valores de intensidad del parénquima renal son similares a los de las estructuras adyacentes. Muchos métodos diferentes han sido estudiados a lo largo de los años. los últimos años para la segmentación de estructuras u órganos de interés. Los métodos más utilizados incluyen modelo deformable, método basado en agrupamiento, crecimiento regional, modelos estadísticos de forma, segmentaciones basadas en el conocimiento y en el conjunto de niveles. (FALEH H., NADA A. y AABDUL RAHMAN H., 2017)

En Singapur, Moe and Theingi, desarrollaron un algoritmo en Matlab para la segmentación efectiva de los riñones en los exámenes abdominales de TAC. Realizaron el pre procesamiento en secuencias y segmentaron las imágenes de los riñones con las más parecidas estructuras morfológicas. La segmentación fue implementada, especificando las regiones de interés (ROI) para obtener un exacto, volumen del riñón, forma y textura. Como resultado, se observaron 250 imágenes de TAC de 20 pacientes, de los cuales se seleccionaron 14 a 73 imágenes por un experto radiólogo. Se aplicaron umbrales, el método de CANNi para la detección de bordes y el ROI definiendo los bordes de interés, permitiendo la segmentación de los riñones mostrando un mejor resultado en base del gradiente con el 82% para el riñón izquierdo y 89% para el riñón derecho. (MYINT y MYINT, 2015)

La investigación del grupo de Ciencias de la Computación e Ingeniería (CSE) de la Universidad de Sathyabama en la India realiza la implementación de un método de segmentación semiautomática DE riñones para la imagen médica. En su investigación definen que la segmentación de las imágenes de nivel de gris se utiliza para proporcionar información como la estructura anatómica y la identificación de la Región de Interés, es decir, localizar tumores, lesiones y otras anomalías. Determinan que los métodos basados exclusivamente en imágenes realizan segmentación basada únicamente en la información disponible en la imagen, entre ellas se incluyen los umbrales, la región de crecimiento, operaciones morfológicas, conjuntos de niveles de contornos activos, cuencas hidrográficas, conectividad difusa y cortes de gráficos. Los métodos basados en imágenes funcionan bien con imágenes de alta calidad. Sin embargo, establecen que los resultados no son tan buenos cuando la calidad de la imagen es inferior o falta información sobre los límites. una ventaja de los métodos basados en modelos es que, incluso cuando falta alguna información de objeto, estos huecos pueden rellenarse basándose en la información previa. La detección de tumores es una de las principales aplicaciones de la segmentación de imágenes médicas. usando c-fuzzy significa que la agrupación también se implementa en este documento. La segmentación de órganos como el hígado, el páncreas y los riñones en TAC abdominales puede constituir un insumo para los sistemas CAD y la asistencia en cirugía laparoscópica. (MREDHULA.L 2017)

En la investigación de la facultad de informática e ingeniería del instituto de tecnología de Vellore en la India, sobre la segmentación del riñón en TAC, afirman que los procesamientos morfológicos de imágenes son importantes en la extracción y filtrado de imágenes. Las imágenes usadas en su investigación fueron pre procesadas utilizando las técnicas de escala de grises, ecualización de histogramas y filtrado, donde las características del procesamiento de imágenes ayudaron a generar una plantilla que conduce a un menor número de iteraciones que se realizan en la imagen para Luego se realiza la segmentación de umbrales en la plantilla para extraer la región deseada, y finalmente la sustracción de imágenes se usó para obtener una imagen que contiene el riñón extraído de la imagen de la tomografía. (NATARAJAN et al., 2013)

1.4.1. Resultados del estudio sobre las tendencias en el desarrollo de sistemas CAD para la detección de carcinomas renales

Luego de realizar un análisis pertinente al conjunto de autores que han trabajado varios años en sistemas CAD (Computer Aided Design), se ha llegado a detectar que existen varias soluciones para el problema planteado. Existen en la actualidad una gran parte de trabajos que aprovechan arquitecturas de procesamiento conocidas como redes neuronales artificiales que logran demostrar su adaptabilidad para fungir como plataformas para la segmentación, agrupación y clasificación.

Los sistemas CAD estudiados, independientemente de la metodología empleada definen la necesidad de segmentar la imagen del riñón, luego pre procesar las imágenes para poder aplicar algún algoritmo de detección para finalmente mostrar un resultado, por tanto, el siguiente paso en la presente investigación sería elegir un algoritmo para identificar carcinomas renales.

1.5. Algoritmos para identificar carcinomas renales en sistemas CAD

La elección del algoritmo para detectar CCR a aplicar en el componente informático para la detección de CCR en imágenes de tomografía abdominal es fundamental para lograr cumplir el objetivo de la investigación. Luego de buscar algoritmos de interés, serán elegidos los que según el estudio resulten idóneos, serán descritos estos para luego ser comparados y decidir cual resulta electo.

Uno de los algoritmos par la identificación de CCR más reconocidos es Watersheds, este se ocupa del grupo de píxeles y es un algoritmo basado en el integrador. El algoritmo se basa en un proceso morfológico combinado con una segmentación basada en bordes para producir una técnica híbrida. El algoritmo Watersheds cuando se quiere segmentar una imagen, pero no se puede determinar el fondo de la imagen. Convierte las líneas de una imagen en montañas y las regiones uniformes en valles que pueden ser usados para segmentar objetos. El algoritmo primero toma la gradiente de la intensidad de la imagen, lo cual forma valles donde no hay texturas y forma montañas donde existen líneas dominantes en la imagen. Sucesivamente llena los valles hasta que las regiones se encuentran, en este sentido los valles son conectados a un punto en común al cual pertenecen. Posteriormente se segmenta la imagen de acuerdo a los marcadores encontrados. Permite al usuario marcar partes de un objeto o de un fondo que son conocidos, para que el algoritmo agrupe puntos similares. (ALI, HASSAN y NAZZAR, 2016)

K-MEANS es uno de los algoritmos de aprendizaje sin supervisión más simples. Este algoritmo fácil de resolver el conocido problema de agrupación. El procedimiento sigue una manera fácil de clasificar un conjunto de datos dado a través de un número diferente de agrupaciones. Después de leer y mostrar la imagen original, especifique el escritorio del elemento estructural con diámetro y reconstruya la imagen, luego reconstruya la salida y luego complemente el resultado, porque significa que el grupo depende del conjunto de datos (al azar). necesario para volver a asignar la imagen en un vector, después de eso se determinó el número de grupos, se remodela en la imagen y luego se crea un segmento de imagen, los últimos pasos extraen el tumor.

K-MEANS es un algoritmo de clasificación no supervisada (clustering) que agrupa objetos en k grupos basándose en sus características. El agrupamiento se realiza minimizando la suma de distancias entre cada

objeto y el centroide de su grupo o cluster. Se suele usar la distancia cuadrática. El algoritmo consta de tres pasos: (MUSTAFA D. y MAWIA A., 2016)

- Inicialización: una vez escogido el número de grupos, k , se establecen k centroides en el espacio de los datos, por ejemplo, escogiéndolos aleatoriamente.
- Asignación objetos a los centroides: cada objeto de los datos es asignado a su centroide más cercano.
- Actualización centroides: se actualiza la posición del centroide de cada grupo tomando como nuevo centroide la posición del promedio de los objetos pertenecientes a dicho grupo.

El algoritmo Fuzzy C-MEANS plantea técnicas analíticas de clustering “difuso” se basan en la optimización de la función objetivo o alguna modificación de la misma. Este método solo tiene en cuenta la intensidad de la imagen con la salvedad de que las imágenes con ruido tienen problemas. Hay muchas modificaciones para aumentar la inmunidad al ruido, pero todavía no hay ninguna que funcione bien en todos los casos. La clasificación probabilística es sensible a la estimación precisa de la función de densidad de probabilidad. (MENGUAL, 2016)

Por otro lado, el método KNN como todos los métodos de clasificación supervisados, precisa de acceso a parejas de ejemplo y clase conocidas y de otra serie de imágenes para prueba y clasificación. En la fase de entrenamiento se proporcionan una serie de ejemplos pertenecientes a diferentes clases, de manera que se pueden visualizar los agrupamientos de clases en el espacio de características n -dimensional, siendo n el número de elementos del vector de características descriptoras. Ante una nueva entrada de la que se extraen dichas características, el clasificador le asigna la clase más común a la que pertenecen sus k vecinos más cercanos, siendo k un valor típicamente pequeño. Los vecinos más cercanos se estiman mediante el cálculo de una distancia, habitualmente la distancia Euclídea, y estos vecinos más cercanos son aquellos con los que se presenta menor distancia. (BERICURTUA PÉREZ, 2016)

De los algoritmos hasta ahora investigados, K-MEANS y Watersheds son los dos más utilizados en lo que a detección por imagen se refieren, también constituyen algoritmos probados en sistemas de procesamiento de imágenes de primer nivel. (BERICURTUA PÉREZ, 2016) (RODRÍGUEZ GUTIERREZ 2012)

El algoritmo K-MEANS presenta mejores resultados que Watersheds, más acertados y precisos, pero presenta un tiempo de ejecución mucho mayor, lo que, a la hora de establecer un equilibrio entre precisión de la segmentación y tiempo de ejecución, es mejor utilizar Watersheds. (RODRÍGUEZ GUTIERREZ, 2012)

La investigación proporcionada por MUSTAFA y MAWIA, compara los algoritmos Watersheds y K-MEANS, específicamente para la detección de tumores cerebrales, la misma permite dar una aproximación de cual

algoritmo permite obtener un mejor resultado, siendo Watersheds más adecuado. (MUSTAFA D. y MAWIA A., 2016)

Para la elección del algoritmo se realizará primero una descripción de ambos algoritmos para finalmente decidir cual algoritmo será utilizado en el componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

1.5.1. Algoritmo Watersheds

La transformada Watersheds es un método de segmentación que se basa en el análisis de una representación tridimensional de la superficie de intensidad en una imagen. La palabra Watersheds designa las crestas que dividen las áreas de drenaje en un sistema hidrográfico, asociando el concepto de cuenca, o área geográfica que drena hacia un río o embalse. (DOUGHERTY y LOTUFO, 2003),(GONZALEZ y WOODS, 2008)

Una imagen en escala de gris puede interpretarse como la imagen topográfica de un relieve terrestre; en este sentido podemos decir que las intensidades de gris de mayor amplitud se corresponden con llanuras o montañas mientras que las intensidades de menor valor se corresponden con valles y ríos. A partir de estas características de las imágenes se define una técnica de procesamiento digital de imágenes denominada Watersheds que, mediante la inundación de los valles, es capaz de reconocer los contornos de zonas topográficas similares, rodeadas por cadenas montañosas. Watersheds es un método de segmentación basado en regiones. Este método clasifica los píxeles según su proximidad espacial, el gradiente de sus niveles de gris y la homogeneidad de sus texturas. (WIECLAWEK, 2018)

Watersheds inunda la imagen gradiente a partir de sus mínimos regionales. En imágenes no homogéneas y/o embebidas en ruido no existe un mínimo regional para cada objeto de interés. Esto hace que en estos casos se produzca una sobre segmentación; es decir, cada uno de los objetos está delimitado por más de una región resultado de Watersheds. Para evitar la sobre segmentación se recurre a la definición de marcadores unívocos para cada uno de los objetos de interés. Estos marcadores o semillas inician los algoritmos de inundación indicando los sectores que darán lugar a las *basins* (semillas). En consecuencia, el éxito de Watersheds depende principalmente de las características de los marcadores. (GONZALEZ y BALLARIN, 2018)

La Figura 9 presenta el resultado de la aplicación del algoritmo Watersheds para la detección del CCR, luego de seleccionada la máscara del riñón y de coloreada la misma, se da paso a la aplicación del algoritmo lo que resulta en la obtención del área dañada por el carcinoma y finalmente el contorno de la misma.

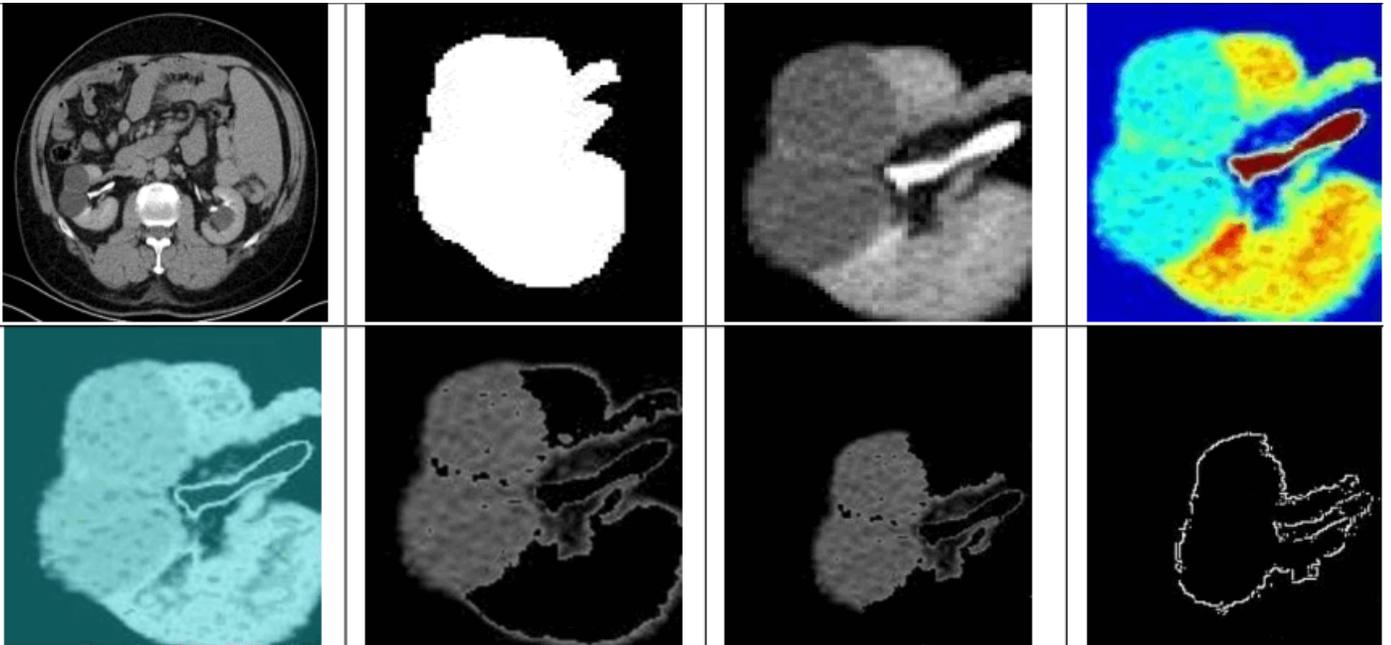


Figura. 9 Aplicación del algoritmo Watersheds sobre una TAC de riñón. (Fuente: (ALI, HASSAN y NAZZAR 2016))

(A) Imagen de TAC de Riñón, (B) Máscara del riñón, (C) Área del riñón, (D) Imagen a colores, (E) Aplicación del algoritmo, (F) Área afectada, (G) Área con presencia de CCR, (H) Bordes del CCR.

1.5.2. Algoritmo K-MEANS

El algoritmo K-MEANS, es un algoritmo para agrupamiento de puntos de datos dentro de determinado número de categorías, usado para el agrupamiento según el método conocido como k-medias. El diseño básico del algoritmo fue descrito por primera vez por LLOYD en 1982 K-MEANS es usado en este contexto para la segmentación de imágenes utilizando la información del color. (LLOYD., 1982).

K-MEANS, comienza con un parámetro de entrada k y parte un conjunto de n objetos en k grupos, tal que la similitud resultante dentro de un grupo es alta, pero la similitud con otros grupos es baja. Busca una partición óptima de los datos minimizando el criterio de la suma del error cuadrado con un procedimiento iterativo de optimización. Aplicándolo al tema imágenes, consiste en tomar k píxeles aleatorios y buscar para los demás píxeles con cual de esos k píxeles tiene menor diferencia de intensidad, para agruparlo en su clase. Luego en cada clase se buscará el píxel más representativo y con ellos se procederá nuevamente a buscar cual de cada uno de estos píxeles tiene menor diferencia de intensidad respecto de los demás píxeles, para agregarlo a su clase. Si todos los píxeles quedaron en la primera clase en que estaban, se asume que el algoritmo es estable y esa es la respuesta, sino se repite el algoritmo desde el comienzo, usando como los k objetos a los que se había obtenido como los más representativos antes de hacer la última comprobación. (GIMÉNEZ, 2010), (GOWDA, 2017)

El algoritmo realiza en esta aplicación una discretización o particionamiento del espacio de color, generando las llamadas regiones de VORONI, que se definen mediante el uso de una medida de distancia, obteniéndose un conjunto de ejemplos representativos (prototipos o centroides de color). El objetivo del mismo es generar el conjunto de prototipos que minimice una determinada medida de distorsión o de distancia promedio. (ZURAX y WILLIE, 2017)

1.5.3. Elección del algoritmo para la detección de carcinomas renales a utilizar.

La evaluación de los resultados de un proceso de segmentación mediante la comparación con imágenes de referencia o *groundtruth* exige disponer de imágenes segmentadas en una forma que pueda ser considerada totalmente exacta. El cálculo de los coeficientes de Dice, de Jaccard y la distancia de Vinet son algunos de los métodos de evaluación de los algoritmos de segmentación utilizados por RODRÍGUEZ GUTIERREZ para comparar distintos algoritmos de segmentación de imágenes, los cuales explica en su investigación. (RODRÍGUEZ GUTIERREZ 2012)

En la tabla número 1 se muestra una comparación entre ambos algoritmos:

Tabla 1 Comparación entre Watersheds y K-MEANS (Fuente: (RODRÍGUEZ GUTIERREZ, 2012))

Comparación entre Watersheds y K-MEANS			
#	Valores a tomar en cuenta para comparar.	K-MEANS	Watersheds
1.	Valor medio de Coeficiente de Dice (mejor resultado de segmentación)	0.9838	0.9822
2.	Valor medio de Coeficiente de Jaccard (una medida de similitud entre los objetos en la imagen de referencia y los objetos segmentados)	0.9723	0.9650
3.	Valor medio de Coeficiente de Vinet (medida de desigualdad entre los resultados de dos segmentaciones)	3.8815	3.2163
4.	Tiempo de ejecución.	38.3437977	1.57335113

Se seleccionará para la identificación de carcinomas renales el algoritmo Watersheds, ya que permite la obtención de un resultado semejante a K-MEANS, en un menor tiempo de ejecución, aunque represente mayor complejidad a la hora de programar.

Gracias la búsqueda de algoritmos de interés se tuvo tomo en cuenta las distintas variantes para lograr un mismo objetivo que es detectar CCR. Los elegidos, tanto Watersheds como K-MEANS resultan idóneos, pero gracias a que fueron descritos y comparados, fue electo Watersheds como el algoritmo para realizar la detección de CCR en el componente para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

1.6. Metodologías, tecnologías y herramientas.

La selección adecuada de las metodologías, tecnologías y herramientas a utilizar a la hora de crear software es fundamental. El empleo de las metodologías, tecnologías y herramientas a utilizar fueron definidas por el Centro de Informática Médica (CESIM) para el desarrollo de software en el proyecto PACS-RIS.

Metodología de Desarrollo: Agile Unified Process (AUP) versión UCI (AUP-UCI).

AUP describe de una manera simple y fácil de entender la forma de desarrollar aplicaciones de software de negocio usando técnicas ágiles y conceptos que aún se mantienen válidos en RUP. La UCI utiliza una versión de AUP, la cual está dividida en tres fases: (RODRÍGUEZ SÁNCHEZ, 2015)

1. Inicio: se llevan a cabo las actividades relacionadas con la planeación del proyecto. En esta fase se realiza un estudio inicial de la organización que permite obtener información fundamental acerca del alcance del proyecto, realizar estimaciones de tiempo, esfuerzo y costo y decidir si se ejecuta o no el proyecto.
2. Ejecución: en esta fase se ejecutan las actividades requeridas para desarrollar el software, incluyendo el ajuste de los planes del proyecto considerando los requisitos y la arquitectura. Durante el desarrollo se modela el negocio, obtienen los requisitos, se elaboran la arquitectura y el diseño, se implementa y se libera el producto.
3. Cierre: en esta fase se analizan tanto los resultados del proyecto como su ejecución y se realizan las actividades formales de cierre del proyecto.

La metodología presenta cuatro escenarios de los cuales es elegido el segundo porque este aplica a los proyectos en los que no sea necesario incluir las responsabilidades de las personas que ejecutan las actividades, de esta forma modelarían exclusivamente los conceptos fundamentales del negocio. Es recomendado este escenario para proyectos donde el objetivo primario es la gestión y presentación de información. (RODRÍGUEZ SÁNCHEZ, 2015)

Los productos de trabajo generados y su disciplina dentro del ciclo de vida de desarrollo de software al cual responde a utilizar en la presente investigación son los relacionados a la modelación del negocio con la representación del modelo de dominio y el modelo conceptual, el relacionado a los requisitos con la especificación de requisitos, el relacionado a el análisis y diseño con los diagramas de clases del diseño, el relacionado a la implementación con el modelo de implementación y el relacionado a las pruebas con el diagrama de despliegue y el diseño de casos de prueba.

Lenguaje Unificado de Modelado: Unified Modeling Language 2.1

En la investigación se empleó el lenguaje de modelado unificado (UML) para la construcción del modelo conceptual, es un lenguaje estándar para escribir diseños de software. Puede usarse para visualizar, especificar, construir y documentar los artefactos de un sistema de software intensivo. (PRESSMAN 2010)

Herramienta CASE Enterprise Architect 14.1

Las herramientas de Ingeniería de Software Asistida por Computadora (CASE, por sus siglas en inglés), comprenden diferentes programas que se utilizan para auxiliar el análisis y modelado del proceso de software. (SOMERVILLE 2011)

Enterprise Architect es una herramienta que ofrece salida de documentación de alta calidad. Posee un entorno fácil de usar, rápido y flexible. Facilita realizar ingeniería inversa de código fuente en 10 lenguajes. Se integra fácilmente con *Visual Studio*. Por estas características es que se decide utilizar como herramienta CASE para el modelado del algoritmo para la disminución de falsos positivos en la identificación de CCR en imágenes de TAC. (SPARX SYSTEMS 2018)

Entorno Integrado de Desarrollo Visual Studio 2017.

Visual Studio es un IDE que permite escribir código de manera precisa y eficiente. Soporta el lenguaje de programación C#. Provee funcionalidades para re factorizar, identificar y corregir problemas de código. (Microsoft 2019)

Lenguaje de programación C# 6.0.

C# es un lenguaje de programación orientado a objetos que permite a los desarrolladores crear un código fácil de mantener. Su sintaxis permite el empleo de encapsulación, herencia y polimorfismo en la creación de aplicaciones. (MICROSOFT 2010)

Librería OpenCV 4.2

OpenCV es una biblioteca libre de visión artificial originalmente desarrollada por Intel. Desde que apareció su primera versión se ha utilizado en infinidad de aplicaciones, desde sistemas de seguridad con detección de movimiento, hasta aplicaciones de control de procesos donde se requiere reconocimiento de objetos. (OpenCV team 2019)

1.7. Conclusiones del capítulo.

Con el análisis los métodos de segmentación y las tendencias del desarrollo de sistemas CAD para la detección de carcinomas renales en imágenes de TAC, se concluye que existen distintas tendencias en el uso de técnicas para la detección de CCR.

La técnica que mejor resultados presenta según la literatura corresponde al algoritmo Watersheds, la cual es seleccionada como propuesta para la solución. Fueron seleccionadas las metodologías, tecnologías y herramientas fundamentales para el desarrollo de la presente investigación y que permiten compatibilidad con los estándares utilizados por el proyecto XAVIA-PACS de CESIM.

2. ARQUITECTURA, DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL.

En el capítulo se especifican los requisitos funcionales y no funcionales asociados al componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal, queda de forma precisa una representación y descripción de los casos de usos con los que contará el componente. Se realiza la descripción del Modelo de Dominio correspondiente y de la solución propuesta.

2.1. Identificación de carcinomas renales.

El médico hace uso de un sistema de visualización de imágenes médicas contenido en una estación de trabajo para detectar la presencia de Carcinomas Renales. Selecciona la tomografía de abdomen a la cual desea aplicar las transformaciones necesarias que permitan la detección de Carcinomas Renales. El especialista evalúa ciertos parámetros, de contenido interno e incluso de representación de los carcinomas renales para determinar el diagnóstico médico. El proceso de diagnóstico a través de imágenes médicas es engorroso y en varias ocasiones aparecen estructuras indefinidas, que tienden a confundir al especialista. Como las estructuras son de alta densidad el especialista realiza variaciones de este parámetro, en busca de que los objetivos queden resaltados en la imagen que se analiza. (FALEH H., NADA A. y AABDUL RAHMAN H., 2017)

2.2. Modelo de dominio.

Las clases del dominio y las relaciones entre ellas son mostradas en el Modelo de Dominio. El Modelo de Dominio correspondiente a la detección de carcinomas renales en tomografía de abdomen, donde el especialista desde una estación de trabajo tiene que visualizarlas mediante un sistema de visualización de imágenes médicas se muestra en la Figura 10. Este 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. A dichas imágenes debe aplicarles un conjunto de transformaciones que le posibiliten resaltar zonas de alta densidad, teniendo en cuenta que pueden ser estructuras candidatas a ser carcinomas.

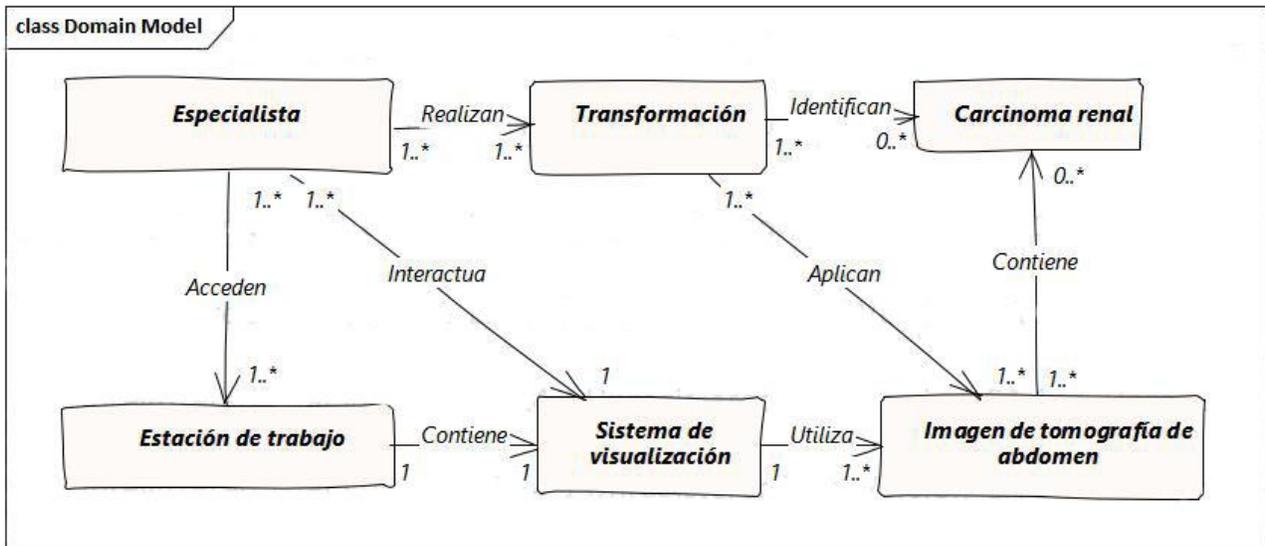


Figura. 10 Modelo de dominio. (Fuente: Elaboración Propia)

Para una mejor comprensión del modelo de dominio en la tabla 2 se describen brevemente los conceptos que lo conforman.

Tabla 2 Conceptos del Modelo de Dominio. (Fuente: Elaboración Propia)

Conceptos del Modelo de Dominio	
Clases	Descripción
Especialista	Médico que realiza la identificación de los Carcinomas Renales.
Sistema de visualización	Sistema informático que utiliza el especialista para visualizar y procesar las imágenes médicas.
Estación de trabajo	Computadora que contiene al sistema de visualización.
Imagen de tomografía de abdomen	Imagen generada por un tomógrafo.
Carcinomas Renales	Estructuras identificadas como parte del diagnóstico médico.
Transformaciones	Modificaciones aplicadas a las imágenes de tomografía con el objetivo de ayudar al especialista en la detección de los Carcinomas Renales.

2.3. Especificación de los requisitos funcionales.

Las descripciones detalladas de las funciones que debe realizar el sistema, sus propiedades esenciales y deseables con el objetivo de cumplir las necesidades de los usuarios finales corresponden a los requisitos del sistema. (SOMERVILLE, 2011) .

El requisito funcional de alto nivel en el componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal es la aplicación del algoritmo Watersheds, ya que es requisito fundamental para poder realizar dicha detección de CCR en las imágenes de TAC. Para poder ejecutar este requisito de alto nivel son necesarios otros de bajo nivel, ambos se muestran en la tabla número 3.

Tabla 3 Requisitos Funcionales. (Fuente: Elaboración Propia)

Requisitos Funcionales	
Requisitos	Descripción
RF 1 Aplicar ROI manualmente	Determina el área objetivo para luego obtener de ella la máscara. Se realiza una operación de tipo Free Hand.
RF 2 Umbralizar imagen.	Luego de haber leído la imagen se realiza una umbralización con el fin de distinguir entre las regiones pertenecientes a los riñones y las regiones externas a él.
RF 3 Invertir imagen.	Invierte los valores de cada píxel de la imagen, donde los píxeles con valores 1 recibirán valores 0 y viceversa.
RF 4 Pre procesar imagen.	La imagen es pre procesada, se realizan una serie de pasos necesarios para el correcto funcionamiento del algoritmo.
RF 5 Aplicar el algoritmo Watersheds.	Luego de preparada la imagen y de creada una paleta de colores aleatorios, es aplicado el algoritmo.
RF 6 Mostrar estructuras detectadas.	Se muestra una imagen con el resultado de la aplicación del algoritmo donde muestra el riñón y la zona con presencia de CCR.

En el proyecto PACS-RIS existe una tendencia a la organización de requisitos por paquetes funcionales, con el objetivo de facilitar la comprensión de los elementos modelados. Un paquete es un mecanismo de propósito general para organizar un modelo de manera jerárquica. A pesar de ser sencilla y breve la

descripción de los requisitos para la identificación de CCR en imágenes de TAC, es idóneo mantener la estructura de representación utilizada en el proyecto. En la Figura 11 se muestra el Diagrama de Requerimientos Funcionales, agrupados por paquetes. (CRAIG, 2003)

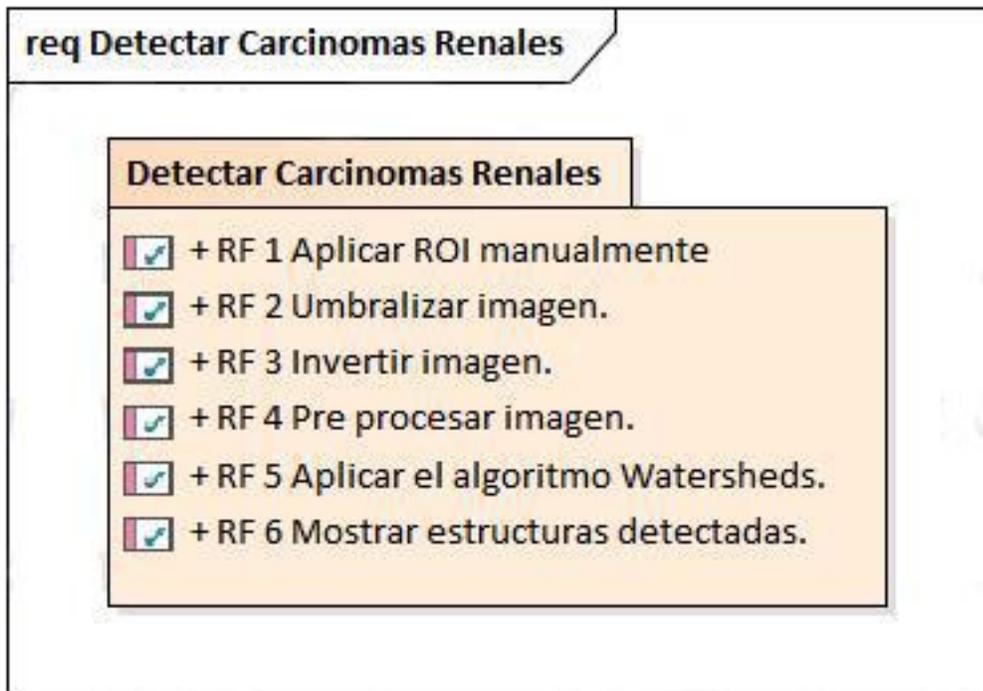


Figura. 11 Requisitos funcionales del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía axial computarizada. (Fuente: Elaboración Propia)

2.4. Especificación de los requisitos no funcionales.

Los requisitos especifican o restringen las características del sistema en su conjunto. Se relacionan con propiedades emergentes del sistema tales como fiabilidad y tiempo de respuesta y/o definir restricciones en la implementación del sistema como la capacidad de almacenamiento u otras. (SOMERVILLE, 2011)

Los requisitos no funcionales correspondiente al componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal a desarrollar en la presente investigación, utiliza los requisitos propuestos para el Sistema para la Visualización, Transmisión y Almacenamiento de Imágenes Médicas en la especificación de requisitos de software del Proyecto Desarrollo de la Plataforma para la gestión de la información imagenológica (PACS-RIS). (PÉREZ y HEREDIA, 2018)

2.5. Propuesta de solución.

Luego de una investigación de los diferentes procedimientos que se ejecutaron por varios autores para realizar un sistema de Diagnóstico Asistido por Computador (CAD, por sus siglas en inglés), para la detección y segmentación carcinomas renales, se propone la realización de un componente capaz de detectar carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. El componente propuesto analiza la imagen seleccionada por el radiólogo, en busca de estructuras de alta densidad dentro de la región abdominal, mostrando un resultado de forma semiautomatizada. 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. Existen estructuras que se localizan cerca del borde del abdomen, estas estructuras de densidad similar al cuerpo pueden ser eliminadas tras la umbralización.

Luego de esto se prosigue señalando las estructuras que pudieran ser de interés con la ayuda del profesional de la salud que se encuentra laborando utilizando un algoritmo ROI. Para separar el riñón de la imagen TAC, es importante crear una máscara que será una imagen binaria (0 o 1). Esta máscara se utiliza para restar las características no deseadas en las imágenes. El riñón aparece blanco, que es el valor de (1) y el fondo, que es la información de escariado, aparece (0). Esta máscara que tiene el tamaño del riñón y su valor y forma difieren de una imagen a otra se aplica sobre la imagen original para descartar la información irrelevante que multiplica la imagen de la máscara con la imagen de estudio que produjo la imagen enmascarada. La Figura 12 muestra la creación de la máscara como se establece la creación de la máscara.

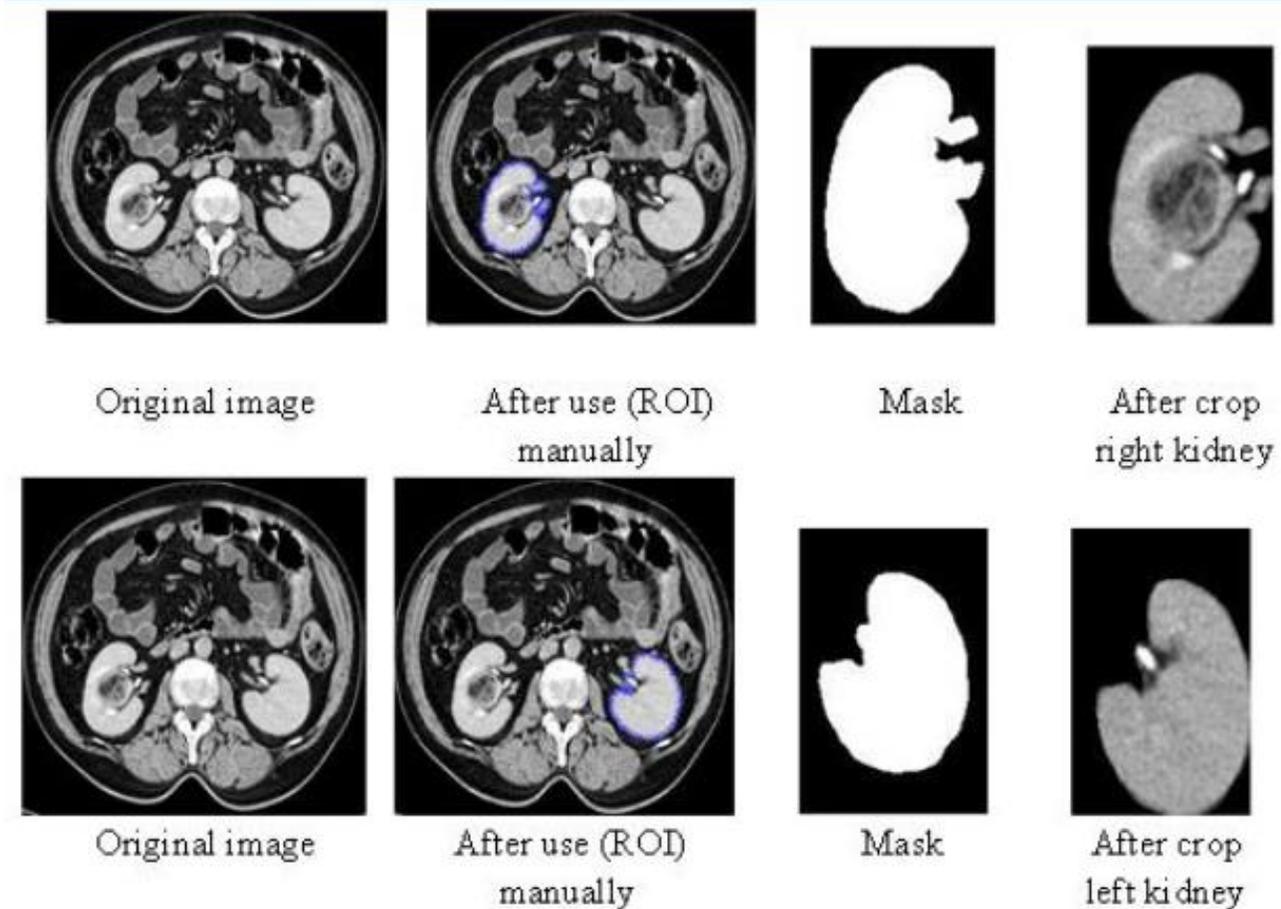


Figura. 12 Creación de la Máscara. (Fuente: (ALI, HASSAN y NAZZAR 2016))

Luego de estos procedimientos se introduce a realizar una de las partes más complejas e importantes de la solución, la segmentación, la cual es un proceso de extracción de sujetos o estructuras de interés desde el fondo y entre sí. La segmentación de la TAC implica separar la información importante que se utiliza para estudiar la región de interés del fondo. Separar objetos en una imagen es una de las operaciones de procesamiento de imágenes más difíciles. La transformación de la cuenca se aplica a menudo para hacer este problema. La transformación de la Watersheds encuentra cuencas de captación y líneas de cresta de la Watersheds en una imagen tratándola como una superficie donde los píxeles de luz son altos y los píxeles oscuros son bajos. La segmentación mediante las transformaciones de Watersheds funciona bien si puede identificar, o marcar, los objetos de primer plano y las ubicaciones de fondo. (SHARMA et al., 2017)

El componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal, propuesto en la presente investigación, siempre que el médico seleccione el área del riñón, detecta el CCR mientras este sea visible en la imagen (detecta aquellas variantes de CCR que no sean solo detectables

por biopsias o cualquier otro tipo de muestras), además de todas aquellas áreas que presenten hemorragias o necrosis, o sean en sí mismas estructuras que no forman parte del parénquima del riñón.

2.6. Definición de los actores.

Un actor representa a cualquier ente externo que interactúa con el sistema, pueden ser humanos u otros sistemas. El actor asociado a la presente investigación se muestra en la tabla 4. (SOMERVILLE, 2011)

Tabla 4 Actor asociado a la investigación. (Fuente: Elaboración Propia)

Actor asociado a la investigación	
Actor	Descripción
Especialista	Médico de cualquier especialidad que interactúa con el componente informático para la segmentación y detección de carcinomas renales.

2.7. Diagrama de Casos de Uso del Sistema.

Las interacciones entre el sistema y sus usuarios, son representadas por los diagramas de caso de uso, los cuales determinan las funciones a ejecutar por el sistema (SOMERVILLE, 2011) El Diagrama de Casos de Uso del Sistema que corresponde al componente para la detección de carcinomas renales en tomografías de abdomen se muestra en la Figura 13.

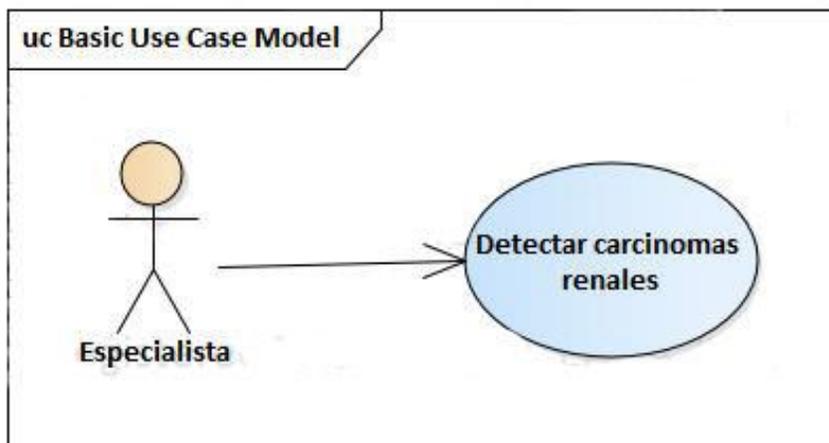


Figura. 13 Caso de uso del sistema (Fuente: Elaboración Propia)

2.8. Descripción del caso de uso del Sistema Detectar carcinomas renales.

La tabla 5 muestra la descripción del Caso de Uso del Sistema Detectar carcinomas renales. Con el objetivo de especificar cada uno de los elementos que componen el caso de uso se realiza una descripción de los mismos, así como los flujos de eventos por los que está compuesto.

Tabla 5. Descripción del caso de uso del sistema Detectar carcinomas renales. (Fuente: Elaboración Propia)

Descripción del caso de uso del sistema Detectar carcinomas renales	
Objetivo	Mostrar la imagen original con el posible carcinoma renal señalado
Actores	Especialista
Resumen	El caso de uso comienza cuando el especialista selecciona la opción Detectar carcinoma renal en el sistema de visualización de imágenes médicas. Como resultado se mostrará los posibles NPS en la imagen analizada.
Complejidad	Alta
Prioridad	Crítica
Precondiciones	La imagen seleccionada debe ser de tomografía de abdomen
Pos condiciones	No aplica.
Flujo de eventos	
Flujo básico Detectar carcinomas renales	
1.	El especialista selecciona la opción Detectar carcinoma renal en el sistema de visualización de imágenes médicas.
2.	EL especialista selecciona el área correspondiente al riñón.
3.	El sistema procesa la imagen y señala en ella las posibles áreas afectadas por el carcinoma.
4.	Termina el caso de uso
Sección 1: Aplicar el algoritmo ROI	
Flujo Básico	
1.	El especialista selecciona el área del riñón.
2.	El sistema construye una nueva imagen a partir del área que estableció el especialista tomando como borde los puntos mínimos y máximos de la imagen seleccionada.
Flujo alternativo: No aplica	
1.	No aplica.
Sección 2: Ecuilización del histograma	
Flujo Básico	

1.	El sistema lleva a escala de grises la imagen y aplica una ecualización de histograma que va a permitir normalizar los valores de brillo y contraste de la imagen en escala de grises.
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 3: Umbralización de la imagen	
Flujo Básico	
1.	El componente aplica una umbralización para separar los píxeles de la imagen en valores de blanco o negro utilizando el tipo de umbralización binaria inversa y Otsu.
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 4: Crear el primer plano	
Flujo Básico	
1.	El sistema crea el primer plano de la imagen erosionando la máscara obtenida cuando se umbraliza la imagen.
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 5: Crear el background de la imagen	
Flujo Básico	
1.	El sistema construye el background de la imagen dilatando la máscara obtenida en la umbralización utilizando un kernel de morfología elíptica de tamaño 2 x 2.
2.	El sistema detecta los bordes del background utilizando el algoritmo CANNI.
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 6: Substracción del background del primer plano	
Flujo Básico	
1.	El sistema realiza una substracción de las imágenes del background al primer plano y de la misma se obtiene la imagen sobre la que se va a aplicar las transformaciones.
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 7: Transformaciones para aplicar Watersheds	
Flujo Básico	

1.	El sistema realiza una serie de transformaciones necesarias para preparar la imagen antes de aplicar el algoritmo Watersheds
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 8: Detección del contorno de la imagen	
Flujo Básico	
1.	El sistema detecta el contorno de la imagen obtenida luego de aplicar las transformaciones usando una aproximación simple.
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 9: Crear imagen con nuevos contornos	
Flujo Básico	
1.	El sistema crea una nueva imagen para dibujar el primer plano de los contornos detectados
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 10: Aplicar Watersheds	
Flujo Básico	
1.	El sistema aplica Watersheds a la imagen seleccionada por el especialista usando la imagen que contiene los contornos obtenidos
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 11: Colorear imagen	
Flujo Básico	
1.	Es sistema colorea la imagen utilizando valores aleatorios de color, obteniendo el resultado de la aplicación de Watersheds a la imagen
Flujo alterno	
1.	No aplica.
Sección 12: Mostrar área detectada	
Flujo Básico	
1.	El sistema sombrea en la imagen original el área detectada donde probablemente exista CCR al especialista.
Flujo alterno	

1.	No aplica.	
Relaciones	CU incluidos.	No aplicable.
	CU extendidos.	No aplicable.
Requisitos no funcionales	RND1, RND2, RNF1	
Asuntos pendientes	No aplicable.	

2.9. Estándar de codificación

Con el objetivo de lograr mayor comprensión y uniformidad del código correspondiente al componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal por otros desarrolladores, se utilizó el estándar de codificación que se muestra a continuación, utilizado en el proyecto PACS-RIS perteneciente al CESIM («Microsoft, Capitalization Styles», 2017):

- Usar nombres descriptivos para los nombres de clases, propiedades y métodos. Asignar los nombres en idioma inglés, siempre garantizando que estén escritos correctamente.
- Se utiliza la notación CamelCase para declarar los nombres de los atributos de las clases con letra inicial minúscula. Si es un nombre compuesto se utiliza minúscula y mayúscula. Ejemplos: background, firstPlane.
- Se utiliza la notación PascalCase para declarar los nombres de los métodos, clases y valores enumerables en mayúscula. Si son palabras compuestas se escribe mayúscula al inicio de cada palabra. Ejemplo: RenalCarcinomaFilter.
- Escribir comentarios en las clases y en los métodos, así como a las instrucciones, que sean de mediano a alto nivel de complejidad.

2.10. Modelo arquitectónico.

Para poder comprender cómo debe organizarse un sistema y diseñar la estructura general de ese sistema es necesario realizar el diseño arquitectónico. Los principales componentes estructurales de un sistema y las relaciones entre ellos son identificados en el mismo ya que es el vínculo crítico entre el diseño y la ingeniería de requisitos, que describe cómo el sistema está organizado como un conjunto de componentes que se comunican. Como modelo arquitectónico del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal se utilizó Tuberías y Filtros (Pipes and Filter). (SOMERVILLE, 2011)

La necesidad el procesamiento de un objeto mediante un conjunto de transformaciones comprendidas en fases secuenciales, donde los datos fluyen de uno a otro y se transforman a medida que se mueven a través

de la secuencia es cubierta por la arquitectura basada en tuberías y filtros. Los datos de entrada fluyen a través de estas transformaciones hasta convertirlas en salida y cada paso de procesamiento se implementa como una transformación. En la Figura 14 se muestra la secuencia de técnicas aplicadas a las imágenes de TAC para identificar los carcinomas renales. (SOMERVILLE, 2011) (LARMAN, 2003)

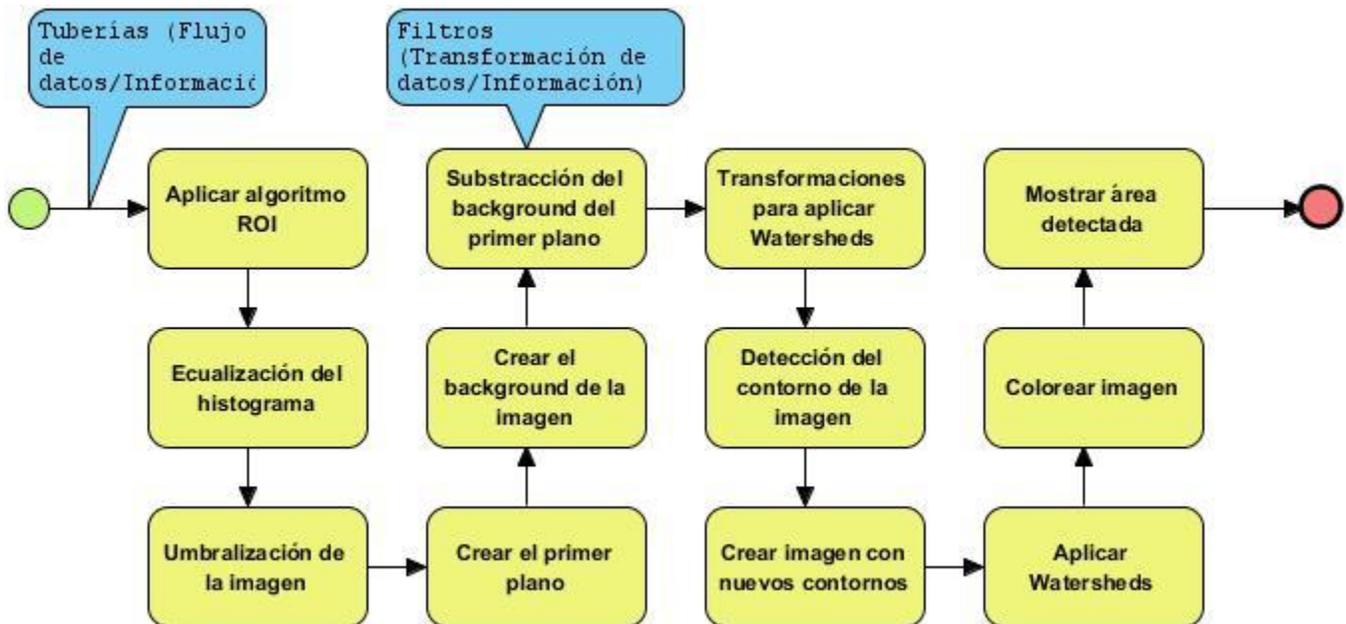


Figura 14 Arquitectura basada en Tuberías y filtros para la identificación de carcinomas renales en imágenes de TAC. (Fuente: Elaboración Propia)

2.11. Diseño del componente.

En proceso de desarrollo de software una de las etapas más importantes es la etapa de diseño, la cual transforma los requisitos en un diseño que detalle lo que debe realizar el sistema, para así poder diseñar sus funcionalidades y adaptarlas al entorno de implementación, con el objetivo de obtener un producto de alta calidad. (SOMERVILLE, 2011)

2.11.1. Diagrama de clases del diseño.

Un diagrama de clases de diseño muestra la estructura de un software. Contiene información sobre las clases, atributos, información acerca del tipo de los atributos, métodos y relaciones entre las clases. El diagrama de clases de diseño posibilita un mejor entendimiento de la estructura del sistema. Cada clase del diagrama cuenta con atributos y métodos bien definidos facilitando a los programadores el desarrollo del mismo. (LARMAN 2003)

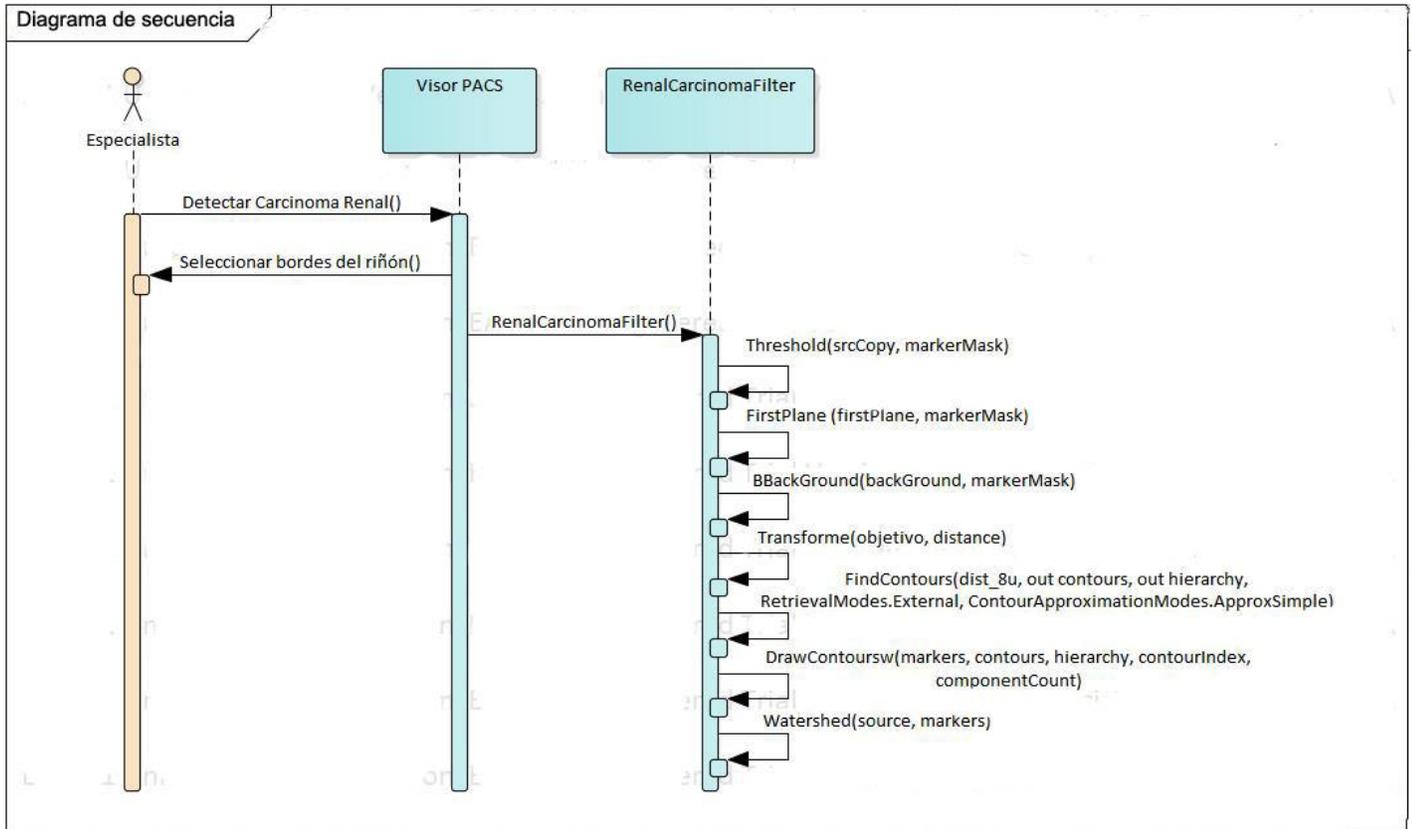


Figura. 16 Diagrama de Secuencia del Diseño del componente informático para la detección de carcinomas renales. (Fuente: Elaboración Propia)

2.11.2. Descripción del diagrama de secuencia.

El especialista debe seleccionar la opción Detectar Carcinomas Renales, para que el sistema permita visualizar el área identificada como posible CCR, la imagen en análisis transcurre por una serie de transformaciones que se describen a continuación:

1. El especialista selecciona en el visor la opción Detectar Carcinoma Renal y determina el área sobre la cual desea detectar la presencia de CCR.
 - 1.1. El visor ejecuta el RenalCarcinomaFilter al cual envía la imagen sobre la cual desea realizar la detección y los puntos del área específica sobre la cual desea aplicarla.
 - 1.1.1. El método RoiCut subtrae de la imagen original el área seleccionada por el especialista para trabajar sobre la misma.
 - 1.1.2. La funcionalidad Threshold permite umbralizar la imagen resaltando antes las diferencias entre los distintos valores de la imagen.

- 1.1.3. Para obtener el primer plano de la imagen se utiliza FirstPlane el cual finalmente erosiona la imagen.
- 1.1.4. Crear un fondo con el uso de BackGround, dilatando la imagen con un kernel 2x2 de forma elíptica
- 1.1.5. Realizar transformaciones para preparar la imagen para el algoritmo es la función que cumple el método Transforme el cual utiliza la substracción del primer plano y el background.
- 1.1.6. Es necesario encontrar los contornos con FindContours como requisito indispensable para aplicar Watersheds a una imagen.
- 1.1.7. Se dibujan los contornos con DrawContoursw detectados anteriormente y están las condiciones creadas para aplicar Watersheds.
- 1.1.8. Finalmente se aplica al algoritmo Watersheds, el cual detecta los resultados del procesamiento en los cuales se encuentra el área donde se sospecha exista CCR.

2.12. Diagrama de Componentes del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

El Diagrama de Componentes incluye una especificación de cómo los componentes deben empaquetarse para su despliegue como entidades independientes y ejecutables. Representa la estructura física del código, 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. (SOMERVILLE 2011)

En la Figura 17 se muestra el Diagrama de Componentes referente al componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

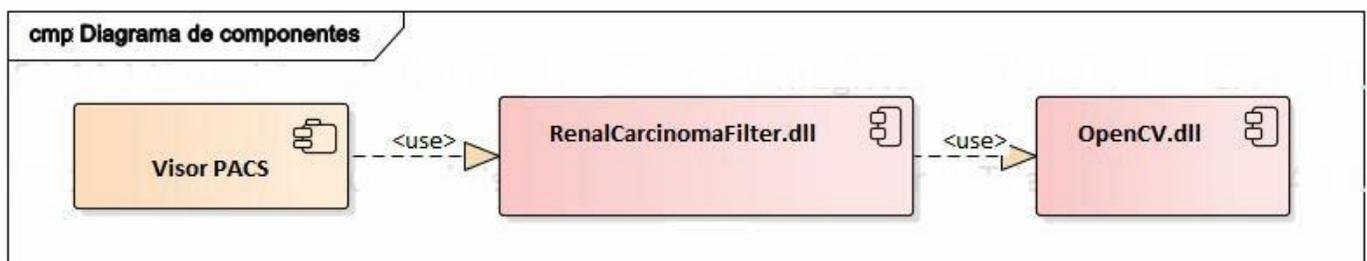


Figura. 17 Diagrama de Componentes del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. (Fuente: Elaboración propia)

Para alcanzar una mejor comprensión se realiza en la tabla 6 una breve descripción de cada uno de los componentes representados en el diagrama de la Figura 17. El objetivo es mostrar cómo queda integrado el componente desarrollado al visor XAVIA-PACS y cuáles son los componentes que lo conforman.

Tabla 6 Descripción de los elementos que conforman en el Diagrama de Componentes del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. (Fuente: Elaboración propia)

Componente	Descripción
Visor PACS	Componente que conforma todos los paquetes y librerías que forman parte del visor XAVIA-PACS.
RenalCarcinomaFilter.dll	Librería para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. Resultado de la presente investigación.
OpenCV.dll	Librería para el procesamiento de imágenes.

2.13. Pseudocódigo correspondiente a la implementación de los principales métodos del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

Para facilitar la comprensión y reproducción de las técnicas y mecanismos utilizados para futuras implementaciones, los autores de esta investigación tienen el propósito de especificar los principales métodos del componente desarrollado. Se hace énfasis en las técnicas y algoritmos utilizados, dividiéndolos en 3 fases para su comprensión. Serán usadas 5 casos en cada

2.13.1. Preprocesamiento de la imagen.

El componente extrae de la imagen original el área seleccionada por el especialista y realiza una serie de procesamientos a la misma los cuales son:

1. Es necesario extraer de la imagen original el área señalada por el especialista, el método RoiCut se encarga de esta labor.
2. Treshold (pseudocódigo en Figura 18) permite obtener una primera máscara del riñón umbralizando la imagen.
3. Erosionando la imagen con FirstPlane (pseudocódigo en Figura 18) se obtiene un primer plano de la misma.
4. Al usar el método BackGround (pseudocódigo en Figura 18) se crea un fondo dilatando la imagen con un kernel 2x2 de forma elíptica.

```

subproceso RoiCut(){
  Configurar Dialog ;
  Si (Dialog responde OK)
  {
    Abrir Imagen;
    CompararConCero (Imagen , 0);
    Si (Mouse presionado && Movimiento)
    { ***
    };
    Esperar Tecla presionada;
    Dibujar un Rectángulo con Mayory ,Mayorx , Menory ,Menorx;
    Realizar Operador Roi sobre la Imagen original utilizando el Rectángulo;
    Destruir Ventana;
    Devolver Imagen;
  }
}

subproceso Threshold(Original, Máscara)
{
  Lleva a escala de grises Imagen Original;
  Ecuilizar Máscara;
  Buscar umbral de tipo Binario Invertido y Otsu en Máscara;
}
subproceso FirstPlane( Primer Plano, Máscara)
{
  Erosionar Imagen;
}
subproceso Background( Background, Máscara)
{
  Calcular Kernel de estructura Elíptica de tamaño 2x2;
  Dilatar Máscara utilizando el Kernel;
  Ejecutar Operador Canny sobre Background con apertura entre 0.2, 0.5;
}

subproceso Transforme(Objetivo, Distancia)
{
  Normalizar la distancia para la Imagen entre = {0.0, 1.0};
  Calcular umbral entre 0.4 y 1.0 de tipo Binario para Distancia;
  Calcular kernel oscuro de tamaño 3x3;
  Dilatar la Distancia empleando Kernel;
}

```

Figura. 18 Fragmento de pseudocódigo para el preprocesamiento de la imagen. (Fuente: Elaboración Propia)

2.13.2. Transformación de la imagen y obtención de contornos para aplicar Watersheds.

Antes de aplicar Watersheds es necesario aplicar algunas transformaciones a las imágenes pre procesadas y realizar la detección de los bordes de las mismas:

1. Para obtener la imagen objetivo para realizarle una serie de transformaciones en la función Transforme (pseudocódigo en Figura 19) se substraen el background y el primer plano.
2. El método FindContours (pseudocódigo en Figura 19) necesita primero del total de marcas de la imagen y determina los contornos de la imagen.

3. Con el objetivo de dibujar los contornos se usa la función DrawContoursw (pseudocódigo en Figura 19) y el resultado de la misma sería la imagen necesaria para aplicar el algoritmo Watersheds.

```

subproceso Transforme(Objetivo, Distancia)
{
    Normalizar la distancia para la Imagen entre = {0.0, 1.0};
    Calcular umbral entre 0.4 y 1.0 de tipo Binario para Distancia;
    Calcular kernel oscuro de tamaño 3x3;
    Dilatar la Distancia empleando Kernel;
}

subproceso FindContours( dist_8u, contours, hierarchy) {
    Buscar Contornos;
}

subproceso DrawContoursw(markers, contours, hierarchy, contourIndex, componentCount)
{
    mientras ((contourIndex mayor o Igual 0))
    {
        Dibujar Contorno;
        componentCount Aumentar;
        contourIndex = Sigiente Contorno
    }
}

```

Figura 19 Pseudocódigo de los métodos utilizados en la transformación de la imagen y obtención de contornos para aplicar Watersheds. (Fuente: Elaboración Propia)

2.13.3. Aplicación del algoritmo Watersheds.

Se aplica el algoritmo Watersheds de la siguiente forma:

1. Se crea una lista de colores con valores aleatorios, creando un color por cada valor de intensidad encontrado.
2. Se aplica el algoritmo Watersheds (pseudocódigo en Figura 20).

3. Se pinta la imagen resultante con la lista de colores aleatorios obtenidos usando el método Paint (pseudocódigo en Figura 20).
4. Se obtiene la imagen resultante calculando un promedio entre el resultado del algoritmo y la imagen coloreada.

```

subproceso Watershed(watershedimagen, markers) {
    Aplicar algoritmo Watershed ;
}
subproceso Paint( watershedImage, markers , colorTable, componentCount)
{
    Mintras ( Se encuentre en fila)
    {
        Mintras ( Se encuentre en columna)
        {
            Si (Borde de componentCount)
            {
                Dibujar de Negro;
            }

            Si (Dentro de componentCount)
            {
                Dibujar de colorTable;
            }
        }
    }
}

```

Figura 20 Pseudocódigo correspondiente a los pasos finales del algoritmo Watersheds. (Fuente: Elaboración Propia)

2.14. Conclusiones del capítulo.

Al finalizar el presente capítulo se arribó a las siguientes conclusiones parciales:

- A partir del estudio de los procedimientos que se realizan en los centros de salud para la detección de Carcinomas renales, se obtuvo como resultado el Modelo de Dominio, a partir del cual se conoció como funciona la relación entre las entidades y los conceptos asociados al negocio.
- Los artefactos generados según la metodología de desarrollo utilizada y los patrones de arquitectura y diseño descritos, constituyeron una guía fundamental para la construcción de la propuesta de solución.

3. VALIDACIÓN Y PRUEBAS DEL COMPONENTE INFORMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE CARCINOMAS RENALES EN IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA ABDOMINAL.

En el capítulo se muestran los resultados de la aplicación de la fase de validación y pruebas al componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal. Para cumplir este objetivo se realizan pruebas de caja blanca, pruebas caja negra, validación de los resultados obtenidos, pruebas de integración y finalmente pruebas de aceptación.

3.1. Pruebas de Caja Blanca.

La prueba de caja blanca se basa en el diseño de la estructura de control del diseño procedimental para derivarlos. Mediante la prueba de la caja blanca el ingeniero del software puede obtener casos de prueba que se centran en evaluar la ejecución por lo menos una vez de cada sentencia del programa. Se centra en el estudio minucioso de la operatividad de una parte del sistema considerando los detalles procedurales (la lógica del sistema). Usa la estructura de control del diseño procedimental para obtener los casos de prueba. (PRESSMAN 2010)

Estos casos deben garantizar:

- Que se ejercita por lo menos una vez todos los caminos Independientes de cada módulo.
- Que se ejerciten todas las decisiones lógicas en sus vertientes verdadera y falsa.

3.1.1. Prueba de Camino Básico.

La prueba del camino básico es una técnica de prueba de la Caja Blanca propuesta por Tom McCabe. Esta técnica permite obtener una medida de la complejidad lógica de un diseño y usar esta medida como guía para la definición de un conjunto básico. (PRESSMAN 2010)

La idea es derivar casos de prueba a partir de un conjunto dado de caminos independientes por los cuales puede circular el flujo de control. Para obtener dicho conjunto de caminos independientes se construye el Grafo de Flujo asociado y se calcula su complejidad ciclomática. Los pasos que se siguen para aplicar esta técnica son:

- A partir del diseño o del código fuente, obtiene el grafo de flujo asociado.
- Se calcula la complejidad ciclomática del grafo obtenido.
- Se determina un conjunto básico de caminos independientes.

- Se preparan los casos de prueba que obliguen a la ejecución de cada camino del conjunto básico.

En la Figura 21 se muestra el diagrama de flujo asociado al componente, el cual se elaboró tomando en cuenta el resultado de la etapa de diseño del componente.

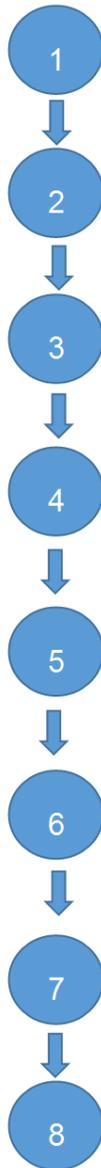


Figura. 21 Grafo de flujo asociado al componente. (Fuente: Elaboración propia)

En la tabla 7 se calcula la complejidad ciclomática y se muestra el conjunto básico de caminos posibles:

Tabla 7 Cálculo de la complejidad ciclomática y elección conjunto básico de caminos posibles (Fuente: Elaboración propia)

Leyenda:	
A	Número de aristas
N	Número de nodos
P	Regiones cerradas
Complejidad Ciclomática:	
$V(G) = \text{número de regiones} = 1$ $V(G) = A - N + 2 = 7 - 8 + 2 = 1$ $V(G) = P + 1 = 0 + 1 = 1$ $V(G) = 1$	
Camino lógico:	
1.	1 2 3 4 5 6 7 8

Se define en la tabla número 8 el caso de prueba a utilizar en la ejecución camino básico detectado:

Tabla 8 Descripción del camino básico # 1. (Fuente: Elaboración propia)

Caso de prueba para el camino básico:	1 2 3 4 5 6 7 8
Descripción:	El especialista selecciona el área del riñón y el componente ecualiza la imagen, la dilatada, realiza una substracción de imágenes, realiza las transformaciones necesarias, determina sus contornos, aplica Watersheds y finalmente muestra la imagen.
Condición de Ejecución	-
Procedimiento prueba automatizada	
Datos de Entrada	Imagen de tomografía abdominal con CCR
Evaluación del Caso de Prueba	Satisfactoria.

Para una mejor comprensión de los resultados obtenidos, las Figuras 22, 23 y 24 muestran los resultados visibles al ojo humano de los nodos del camino básico detectado en tres casos distintas. En los casos seleccionados, el componente arrojó el resultado esperado en cada uno de sus nodos del camino básico.

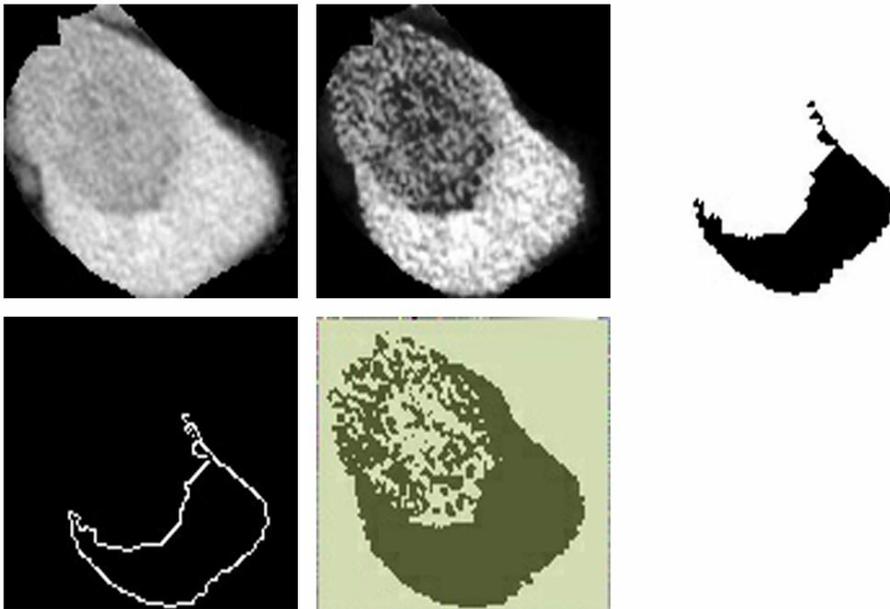


Figura. 22 Resultados visibles al ojo humano arrojados por el componente en los distintos nodos del camino básico. (Fuente: Elaboración propia)

1ra imagen (Máscara del riñón), 2da imagen (Imagen ecualizada), 3ra imagen (Imagen dilatada), 4ta imagen (Substracción de imágenes), 5ta imagen (Imagen resultante del sistema)

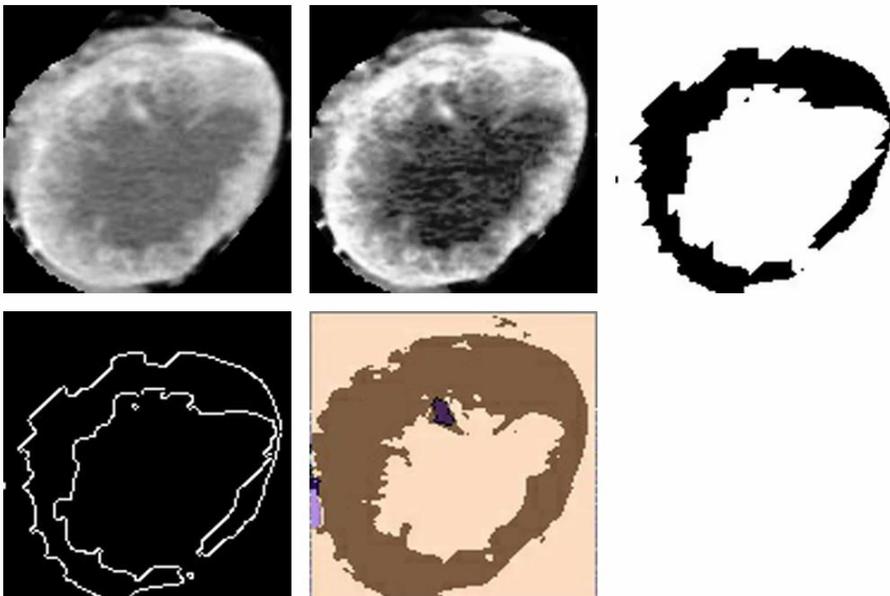


Figura. 23 Resultados visibles al ojo humano arrojados por el componente en los distintos nodos del camino básico. (Fuente: Elaboración propia)

1ra imagen (Máscara del riñón), 2da imagen (Imagen ecualizada), 3ra imagen (Imagen dilatada), 4ta imagen (Substracción de imágenes), 5ta imagen (Imagen resultante del sistema)

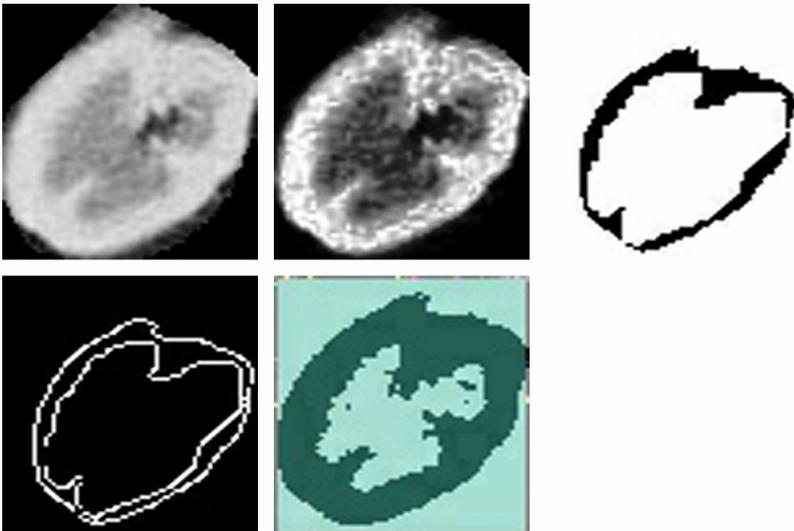


Figura. 24 Resultados visibles al ojo humano arrojados por el componente en los distintos nodos del camino básico. (Fuente: Elaboración propia)

1ra imagen (Máscara del riñón), 2da imagen (Imagen ecualizada), 3ra imagen (Imagen dilatada), 4ta imagen (Substracción de imágenes), 5ta imagen (Imagen resultante del sistema)

3.2. Pruebas de caja negra.

Las Pruebas de Caja Negra, son técnicas de pruebas de software en la cual la funcionalidad se verifica sin tomar en cuenta la estructura interna de código, detalles de implementación o escenarios de ejecución internos en el software. Para obtener el detalle de cuáles deben ser esas entradas y salidas, hay que basarse en los requerimientos de software y especificaciones funcionales. En la presente investigación se determinó componer un banco de pruebas para poder seleccionar una muestra, a la cual obtener comparar los resultados arrojados por el componente propuesto en la presente investigación y la de un CAD de primer nivel para determinar si el primero presenta valor diagnóstico. (PRESSMAN 2010)

3.2.1. Composición del banco de pruebas utilizado para la validación del componente desarrollado.

El cáncer a nivel mundial, ha mostrado aumento de incidencia y prevalencia lo que propicia que se potencie el desarrollo de CAD. Con el objetivo de facilitar las investigaciones realizadas y el proceso de comprobación de los resultados obtenidos, se han creado bases de datos que concentran el criterio de un grupo de especialistas médicos, con imágenes y la información referente a las mismas.

Se utilizó el sistema CAD propuesto por el KIDNEY TUMOR SEGMENTATION CHALLENGE (KiTS19) para contrastar sus resultados con los del componente realizado. La propuesta del KiTS19 es una oportunidad de competir entre sistemas CAD de todo el mundo, la misma propone un CAD especializado en encontrar

tumores y anomalías en el riñón, el mismo está avalado por especialistas de la Universidad de Minnesota y la de Melbourne. (KiTS, 2019)

El conjunto de imágenes de prueba está integrada por imágenes del KiTS (KiTS CHALLENGE REPOSITORY., 2019), el cual presenta 210 pacientes, de los cuales 102 presentan alguna variante de CCR. Los mismos son obtenidos por distintos equipos que arrojan resultados distintos en cuanto calidad de la imagen tanto por las dimensiones como por la imagen en sí misma.

Todos los pacientes que se sometieron a nefrectomía parcial o radical para uno o más tumores renales en el Centro Médico de la Universidad de Minnesota entre 2010 y 2018 fueron candidatos para su inclusión en esta base de datos. Se excluyeron los casos en los que no se pudo encontrar una TC abdominal en fase arterial preoperatoria. De los casos restantes, se seleccionaron 300 al azar. (KiTS SURGICAL TEAM, 2019)

3.2.2. Selección de la muestra utilizada en el experimento para la validación del componente desarrollado

Para determinar qué parte de una población debe examinarse se utilizó el muestreo el cual es una herramienta de la investigación científica que cumple la finalidad de hacer inferencias sobre una población. El Muestreo Intencional es un tipo de muestreo no probabilístico, el investigador selecciona los elementos que son representativos o con posibilidades de brindar mayor información (ŠIMUNDIĆ, 2008)

Para la validación del componente se realizó un experimento de tipo Intencional. Se seleccionaron casos al azar, entre ellos los casos: case_00020, case_0059, case_0102, case_00149, case_00173, case_00200 siendo estas las nueve series utilizadas para validar el componente desarrollado por KiTS. (KiTS, 2019).

3.2.3. Análisis de los resultados obtenidos

Se obtuvo los resultados del componente desarrollado y luego por la propuesta desarrollada por el KiTS. Las imágenes escogidas presentan distintas características, entre ellas posición del CCR, su forma, variante y tamaño, también presentan distintas calidades de imagen.

La Figura 25 muestra los resultados de aplicar ambos componentes, resultado necesario para contrastar ambos valores para poder determinar el grado con el que la presente investigación tiene valor diagnóstico. El componente propuesto, aunque no detecta totalmente el área que corresponde al CCR, a simple vista se aprecia que se logra un valor bastante aproximado al de este sistema de primer nivel. En el último caso, el componente logró detectar estructuras que la propuesta del KiTS despreció. Por tanto, los resultados arrojados son fiables para poder establecer que el componente propuesto en la investigación detecta CCR y tiene valor diagnóstico. (KiTS, 2019)

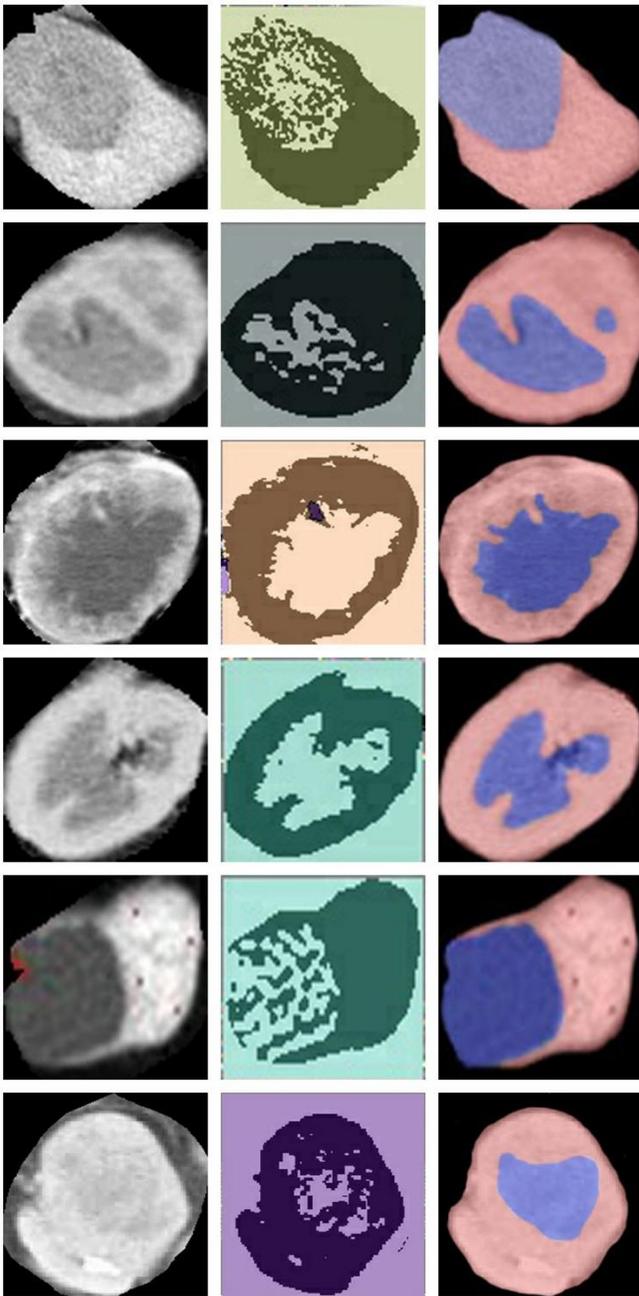


Figura. 25 Resultados arrojados por el componente desarrollado y el KiTS. (Fuente: (KiTS 2019))

1ra imagen (Imagen de muestra seleccionada), 2da imagen (Resultado arrojado por el componente desarrollado) y 3ra imagen (Resultado arrojado por el Kits)

3.3. Pruebas de integración.

Las pruebas de integración son una técnica sistemática para construir la arquitectura del software mientras, al mismo tiempo, se aplican las pruebas para descubrir errores asociados a la interfaz. (PRESSMAN 2010)

Estas son definidas para verificar el correcto ensamblaje entre los distintos módulos que conforman un sistema informático. Las mismas validan que estos componentes realmente funcionan juntos, son llamados correctamente y, además, transfieren los datos correctos en el tiempo preciso y por las vías de comunicación establecidas. (SOMERVILLE, 2011)

Para la aplicación de las pruebas de integración se utilizan principalmente técnicas que verifican el correcto manejo de las entradas y salidas del software, es decir, las pruebas funcionales. Existen dos tipos de pruebas de integración: (RODRÍGUEZ SUAREZ, 2012)

- Incremental
- No incremental

Dentro de las pruebas de integración incremental existen dos enfoques principales:

- Integración descendente (componentes funcionales).
- Integración ascendente (componentes de infraestructura).

Para la realización de las pruebas de integración del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografías abdominal sobre el sistema XAVIA-PACS se eligió el tipo de prueba incremental, con un enfoque ascendente. Esta permite probar el programa en pequeñas porciones, lo que facilita la detección de los errores existentes.

Para probar la integración del componente y así mostrar la detección del CCR, se realizaron los siguientes pasos:

1. Se ejecutó el XAVIA-PACS y se seleccionó una TAC de abdomen con CCR.
2. Se seleccionó la opción Detectar carcinomas renales y se seleccionó el área del riñón.

La tabla 9 muestra los resultados obtenidos en la prueba de integración. (Fuente: Elaboración propia)

Tabla 9 Resultados de pruebas de integración del componente. (Fuente: Elaboración Propia)

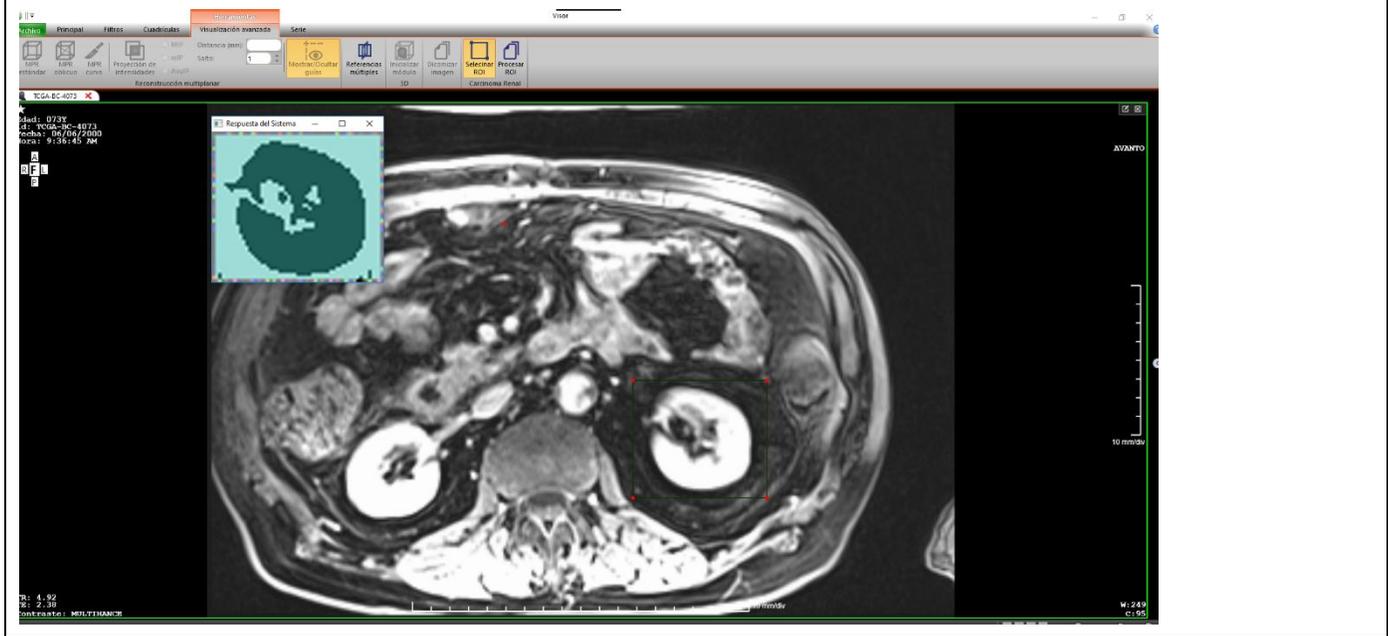
Caso de prueba de integración	Detección de carcinomas renales
Sistema al que se integra	XAVIA-PACS
Condiciones de ejecución:	El usuario debe haber seleccionado una TAC de abdomen con la presencia CCR.
Descripción de la prueba:	Comprobar que el componente es capaz de recibir la imagen y devolver el resultado con el CCR detectado.
Entradas/Pasos de ejecución:	

1. Se selecciona la opción Detectar carcinoma renal.
2. El visor muestra la imagen con el CCR detectado

Resultado esperado:

El componente es capaz de detectar CCR.

Figura que muestra la integración del componente al visor XAVIA-PACS



Evaluación:

Prueba satisfactoria.

Tras haber ejecutado el caso de prueba diseñado para la prueba de integración, el cual arrojó resultados satisfactorios, queda demostrada la correcta integración del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal con el visor XAVIA-PACS.

El diagrama de componentes de epígrafe 2.12 de la presente investigación, muestra cómo se realiza la integración física entre el visor XAVIA-PACS y el componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

3.4. Pruebas de aceptación.

Las pruebas de aceptación conforman la etapa final del proceso de pruebas, antes de que el sistema se acepte para uso operacional. El sistema se pone a prueba con datos suministrados por el cliente del sistema, en vez de datos de prueba simulados. Las pruebas de aceptación revelan los errores y las omisiones en la

definición de requerimientos del sistema, ya que los datos reales ejercitan el sistema en diferentes formas a partir de los datos de prueba. (SOMERVILLE 2011)

3.4.1. Pruebas de Aceptación de tipo alfa.

Estas pruebas son realizadas por el cliente para certificar que el sistema es válido para él. Son pruebas funcionales sobre el sistema una vez terminado y buscan comprobar que se satisfacen los requisitos establecidos. Son realizadas en presencia del desarrollador, este en caso de que existan errores los registrará y posteriormente les dará solución.

Esta prueba es ejecutada para lograr que el producto quede libre de errores y el cliente obtenga lo que solicitó. La misma fue realizada con la Dra. María del Carmen Aguilar Callejas, especialista en imagenología del Hospital Hermanos Almejeiras. Se redactó un acta confirmando la aceptación por parte del cliente del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografías abdominal, la misma se puede apreciar en los ANEXOS.

Fueron mostrados 10 casos, los cuales presentaban CCR en distintos lugares del parénquima del riñón, distinta morfología y con distintas calidades de imagen. Como resultado el especialista comprobó que el sistema detecta correctamente el CCR y la zona del parénquima renal que tiene alguna afectación, dígase necrosis, hematomas, entre otros, por lo que este acredita que el componente informático desarrollado tiene valor diagnóstico y puede ser utilizado en el visor XAVIA-PACS para la detección de CCR en imágenes de tomografía abdominal.

3.5. Conclusiones del capítulo.

Tras haber desarrollado una de las fases más importantes de la metodología AUP-(UCI) se arribó a la siguiente conclusión parcial:

- La ejecución de pruebas permitió detectar las deficiencias presentes, subsanarlas en el menor tiempo posible y ofrecer una aplicación con valor diagnóstico.
- El desarrollo con estándares propició generar un componente capaz de integrarse al sistema XAVIA-PACS y analizar imágenes DICOM.

CONCLUSIONES GENERALES.

Tras el desarrollo del componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografías abdominal, se arriba a las siguientes conclusiones, evidenciando el cumplimiento de los objetivos propuestos:

- Los métodos científicos empleados posibilitaron fundamentar teórica y metodológicamente la presente investigación.
- El análisis de algoritmos para la detección de CCR propició seleccionar Watersheds como el más pertinente para la propuesta de solución.
- Con el uso de la metodología de desarrollo de software AUP-UCI, se desarrolló.
- La aplicación de pruebas de software mostró el correcto funcionamiento de la propuesta, comprobándose el valor diagnóstico del componente y la ausencia de errores.

RECOMENDACIONES.

A lo largo de la presente investigación fueron identificados elementos que no se contemplaron en el desarrollo de la solución al no ser parte del alcance inicial, pero se considera que son relevantes e incrementarían la utilidad del sistema y la calidad de uso del mismo por lo que se recomienda:

- Identificar algoritmos que propicien una detección automática en vez de semiautomática.
- Adicionar nuevas funcionalidades a la propuesta para aumentar el valor diagnóstico alcanzado.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

- ACADEMIA NACIONAL DE MEDICINA, 2015. *Neoplasias Renales Parenquimatosas del Adulto*. S.I.: Consenso Nacional Inter-Sociedades para el Diagnóstico y Tratamiento de las Neoplasias Renales Parenquimatosas del Adulto.
- ACOSTA-JIMÉNEZ, E., JERÓNIMO-GUERRERO, D., MACÍAS-CLAVIJO, M.D.L.Á., RIVERA-DIEZ, D., HERNÁNDEZ-BRISEÑO, L., BELTRÁN-SUÁREZ, E., MARTÍNEZ-OLIVARES, J. y ÁNGELES-GARAY, U., 2016. *Carcinoma de células renales: factores patológicos pronósticos, estadificación y clasificación histopatológica*. Centro Médico Nacional La Raza, Instituto Mexicano del Seguro Social, Distrito Federal, México: s.n.
- ALI, A.H., HASSAN, E.H. y NAZZAR, A., 2016. Analysis and Classification of Kidney Images Using Watershed Segmentation and Texture Properties. , vol. 5, pp. 592-604. ISSN 2320-088X.
- AMERICAN CANCER SOCIETY, 2017. *Kidney Cancer Early Detection, Diagnosis, and Staging*. Atlanta, Ga: American Cancer Society: s.n. ISBN 1-800-227-2345.
- BARRIENTOS DE LA CRUZ, A.B. y HIGA TAKO, J., 2016. *TÉCNICAS MATEMÁTICAS PARA MEJORAR LA VISUALIZACIÓN DE IMÁGENES DICOM*. UNIVERSIDAD RICARDO PALMA FACULTAD DE INGENIERÍA: s.n.
- BERICURTUA PÉREZ, A., 2016. *Desarrollo de algoritmos de procesamiento de imagen avanzado para interpretación de imágenes médicas. Aplicación a segmentación de hígado sobre imágenes de Resonancia Magnética multisequencia*. Tesis doctoral. Bilbao: Universidad de País Vasco (UPV/EHU).
- CELESTA DÍAZ, M., 2017. *Terapia de alto costo en cáncer de riñón avanzado*. Ciudad Autónoma de Buenos Aires: Instituto Nacional del Cáncer: s.n. ISBN 978-987-3945-39-7.
- CRAIG, L., 2003. *UML y Patrones*. S.I.: s.n.
- DE LA CRUZ, R., 2018. *CARCINOMA RENAL Cómo reconocerlo, tratarlo y convivir con él* [en línea]. Avda. Europa, 20 B. Parque Empresarial La Moraleja 28108, Alcobendas (Madrid). Disponible en: <http://www.alcer.org/>.
- DOUGHERTY, E.R. y LOTUFO, R.A., 2003. *Hands-on morphological image processing*. Washington, Estados Unidos: Spie Press.
- FALEH H., M., NADA A., M. y AABDUL RAHMAN H., I., 2017. *Automated Methods to Segment Kidneys and Detect Tumors Using CT Images*. S.I.: Iraqi Journal of Science. ISBN 0067-2904.
- FERLAY, J., AUTIER, P., BONIOL, M., HEAUNE, M., COLOMBET, M. y BOYLE, P., 2007. *Estimates of the cancer incidence and mortality in Europe in 2006* [en línea]. S.I.: Ann Oncol. Disponible en: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17287242>.
- GIMÉNEZ, Y., 2010. *Clasificación no supervisada: El método de k-medias*. Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales,; s.n.

- GONZALEZ, M.A. y BALLARIN, V.L., 2018. *Image segmentation using Watershed Transform: Marker definition based on fuzzy logic*. [en línea]. 2. S.l.: IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/3455222>.
- GONZALEZ, R.C. y WOODS, R.E., 2008. *Digital image processing*. 3ra. Pearson Prentice Hall, New Jersey: s.n.
- GOWDA, J.P., 2017. *Segmentation of White Blood Cell using K-Means and Gram-Schmidt Orthogonalization*. S.l.: Indian Journal of Science and Technology.
- GRUPO PAS, 2018. *Estándar y Protocolo de Imágenes Médicas DICOM*. Universidad de Deusto: s.n.
- KITS, 2019. *KiTS19 Challenge Homepage* [en línea]. S.l.: s.n. Disponible en: <https://kits19.grand-challenge.org/>.
- KITS CHALLENGE REPOSITORY., 2019. S.l.: s.n. Disponible en: <https://github.com/neheller/kits19/tree/master/data>.
- KITS SURGICAL TEAM, 2019. *The KiTS19 Challenge Data: 300 Kidney Tumor Cases with Clinical Context, CT Semantic Segmentations, and Surgical Outcomes*. S.l.: s.n.
- LARMAN, C., 2003. *UML y Patrones*. S.l.: s.n.
- LJUNGBERG, B., COWAN, N., HANBURY, D.C., HORA, M., KUCZYK, M.A., MERSEBURGER, A.S., MULDER, P.F.A., PATARD, J.-J. y SINESCU, I.C., 2010. *Guía clínica sobre el carcinoma renal*. Asociación Europea de Urología: European Association of Urology.
- LLOYD., P., 1982. *Least squares quantization in PCM*. S.l.: IEEE Transactions on Information Theory.
- MENA, J.F., GÓMEZ, A.Z. y GUARDIA, F.V.D.D.L., 2009. *Caracterización por la imagen de las masas renales. Atlas por la imagen*. ACTAS UROLÓGICAS ESPAÑOLAS. Universidad de Granada: s.n.
- MENGUAL, P.C., 2016. *Segmentación automática del cerebro mediante técnicas de tratamiento digital de imagen*. UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA: s.n.
- MICROSOFT, 2010. *C# Features in the .NET Framework 4* [en línea]. S.l.: s.n. [Consulta: 6 junio 2019]. Disponible en: <http://msdn.microsoft.com/es-es/magazine/ff796223.aspx>.
- MICROSOFT, 2019. *Visual Studio 2019* [en línea]. S.l.: s.n. [Consulta: 6 junio 2019]. Disponible en: <https://visualstudio.microsoft.com/es/vs/>.
- Microsoft, Capitalization Styles. [en línea], 2017. Disponible en: [https://msdn.microsoft.com/en-us/library/x2dbyw72\(v=vs.71\).aspx](https://msdn.microsoft.com/en-us/library/x2dbyw72(v=vs.71).aspx).
- MIRJANA, R., 2007. *Kidney cancer*. Department of Radiotherapy, Institute of Oncology Ljubljana, Slovenia: Radiol Oncol. ISBN 10019-007-0012.
- MREDHULA.L, 2017. *DETECTION AND CLASSIFICATION OF TUMORS IN CT IMAGES*. Research Scholar, Department of CSE, Sathyabama University: Indian Journal of Computer Science and Engineering (IJCSE).

- MUSTAFA D., I. y MAWIA A., H., 2016. *A Comparison between Different Segmentation Techniques used in Medical Imaging* [en línea]. Sudan University of Science and Technology, Khartoum, Sudan: s.n. Disponible en: <http://article.sapub.org/10.5923.j.ajbe.20160602.03.html>.
- MYINT, T. y MYINT, M., 2015. Effective Kidney segmentation using gradient base approach in abdominal CT images. . S.I.:
- NATARAJAN, P., SINGH, B.P., DWIVEDI, S. y NANC, S., 2013. *Kidney Segmentation in CT - Scan Image*. S.I.: International Journal of Scientific & Engineering Researc.
- NATIONAL KIDNEY FOUNDATION, 2017. *KIDNEY CANCER, What You Need to Know*. 30 East 33rd Street New York, NY 10016: EXELIXIS. ISBN 800-622-9010.
- OPENCV TEAM, 2019. *OpenCV* [en línea]. S.I.: s.n. [Consulta: 6 junio 2019]. Disponible en: <https://opencv.org/>.
- PARTHA, K., 2004. *Software Architecture Design Patterns in Java*. New York: CRC/AUERBACH PUBLICATIONS. ISBN 0-8493-2142-5.
- PASCAU, J., 2017. *Dicom, almacenamiento y comunicación de imágenes médicas*. Hospital General Universitario Gregorio Marañón: s.n.
- PATUZZI, J., LEE, S., CREAN, M., ROUGER, M., ZIZKA, D. y PUNZ, R., 2012. Haciendo Visible El Cáncer. El Rol del Diagnóstico por imágenes en oncología. *ESR-Sociedad Europea de Radiología* [en línea], Disponible en: <https://www.internationaldayofradiology.com/>.
- PÉREZ, C.A. y HEREDIA, C.J., 2018. *Especificación de requisitos de software del PACS-RIS. Proyecto Desarrollo de la Plataforma para la gestión de la información imagenológica (PACS-RIS)*. Universidad de las Ciencias Informáticas, Carretera a San Antonio Km 2 ½. Torrens. Boyeros. Ciudad de La Habana. Cuba: s.n.
- PRESSMAN, R.S., 2010. *Ingeniería del Software. Un Enfoque Práctico*. 7. S.I.: McGraw- Hill. ISBN 978-607-15-0314-5.
- RODRÍGUEZ GUTIERREZ, Y., 2012. *Comparación de Algoritmos de Segmentación sobre Imágenes de Hematología Celular* [en línea]. Trabajo de Diploma. Santa Clara: Universidad Marta Abreu de las Villas. Disponible en: <http://dspace.uclv.edu.cu/bitstream/handle/123456789/2631/Yusnielys%20Rodr%c3%adguez%20Gutierrez.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- RODRÍGUEZ SÁNCHEZ, T., 2015. Metodología de desarrollo para la Actividad productiva de la UCI. . La Habana: Universidad de las Ciencias Infromáticas.
- RODRÍGUEZ SUAREZ, D., 2012. *Importancia de las pruebas de integración en el control de la calidad*. S.I.: s.n.
- RUÍZ, M.D., ÁLVAREZ, E.E.C. y CORREA, L.M.C., 2017. Algoritmo para la disminución de falsos positivos en la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. ,

- SANTANA NÚÑES, J.M., 2010. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DE TOMOGRAFÍA COMPUTERIZADA PARA LA VISUALIZACIÓN Y ANÁLISIS DE ESTUDIOS RADIOLÓGICOS. , ISSN 10.13140.
- SHAH, B., SAWLA, C., BHANUSHALI, S. y BHOGALE, P., 2017. *Kidney Tumor Segmentation and Classification on Abdominal CT Scans*. S.I.: International Journal of Computer Applications.
- SHARMA, K., RUPPRECHT, C., CAROLI, A., APARICIO, M.C. y REMUZZI, A., 2017. *Automatic Segmentation of Kidneys using Deep Learning for Total Kidney Volume Quantification in Autosomal Dominant Polycystic Kidney Disease*. S.I.: Scientific Reports.
- ŠIMUNDIĆ, A.M., 2008. *Measures of diagnostic accuracy: basic definitions* [en línea]. Department of Molecular Diagnostic s University Department of Chemistry, Sestre milosrdnice University Hospital , Zagreb , Croatia: s.n. Disponible en: www.ifcc.org/ifccfiles/docs/190404200805.pdf.
- SOMERVILLE, I., 2011. *Software Engineering*. S.I.: s.n. ISBN 976-0-13-703515-1.
- SONG, H., WANG, S., ZHANG, Q. y KANG, W., 2014. *Kidney segmentation in CT sequences using SKFCM and improved GrowCut algorithm* [en línea]. Belfast, UK.: From IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM 2014). Disponible en: <http://www.biomedcentral.com/1752-0509/9/S5/S5>.
- SPARX SYSTEMS, 2018. *Enterprise Architect* [en línea]. S.I.: s.n. Disponible en: <https://sparxsystems.com/products/ea/>.
- TRIGO, J.M. y BELLMUNT, J., 2008. Estrategias actuales en el tratamiento del carcinoma de células renales: fármacos dirigidos a dianas moleculares. , ISSN 380-92.
- WIECLAWEK, W., 2018. *3D marker-controlled watershed for kidney segmentation in clinical CT exams*. BioMedical Engineering OnLine. Department of Informatics and Medical Equipment, Faculty of Biomedical Engineering, Silesian University of Technology, Roosevelta 40, 41-800 Zabrze, Poland: s.n. ISBN 12938-018-0456.
- YÉPEZ, J.U., GONZÁLEZ, A.M., SANDOVAL, K.S., JUÁREZ, E.B., OYERVIDES, R.G. y YÉPEZ, J.U., 2018. *Manifestaciones clínicas y resultados oncológicos del cáncer renal en un hospital del norte de México* [en línea]. S.I.: Revista Mexicana de Urología. Disponible en: <https://doi.org/10.24245/rev-mexurol.v78i3.1929>.
- ZURAX, K. y WILLIE, Y., 2017. *K-means and Cluster Models for Cancer Signatures*. S.I.: Quantigic Solutions LLC.

ANEXOS.

UCI Universidad de las Ciencias Informáticas

ACTA DE ACEPTACIÓN

En el marco del PROYECTO PARA LA IMPLANTACIÓN DE LA PLATAFORMA PARA LA GESTIÓN DE LA INFORMACIÓN IMAGENOLÓGICA (PACS-RIS) EN EL HOSPITAL HERMANOS AMEJEIRAS para el continuo desarrollo de los sistemas PACS-RIS, se presenta a aceptación:

- Componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

La presente investigación forma parte de una tesis de pregrado para optar por el título de Ingeniero en Ciencias Informáticas. Considerando que han sido debidamente desarrollado el Componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal que antes se relacionan, pudiendo existir elementos a mejorar y continuar desarrollando, LAS PARTES acuerdan:

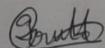
1. Formalizar mediante la presente ACTA DE ACEPTACIÓN y su contenido, la aceptación del Componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

El presente documento solo constituye un **Aval investigativo**, sobre el desarrollo del Componente informático para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal, para evaluar las mismas por parte de los especialistas.

Para que así conste, se suscribe la presente Acta a los 28 días del mes de Mayo de 2019.

Por el Hospital Hermanos Amejeiras de la Calle del Comercio Por la UCI


 Dr. Carlos Ramón Aguilar Collado
 Experto: Imagenología


 Ing. Gerardo Ceruto Marrero
 Desarrollador de la Plataforma PACS-RIS

CONVENIO DE INVESTIGACIÓN ENTRE LA UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS Y HOPITAL HERMANOS AMEJEIRAS | Página 1 de 1

Figura. 26 Anexo_3 Acta de aceptación. (Fuente: Elaboración Propia)

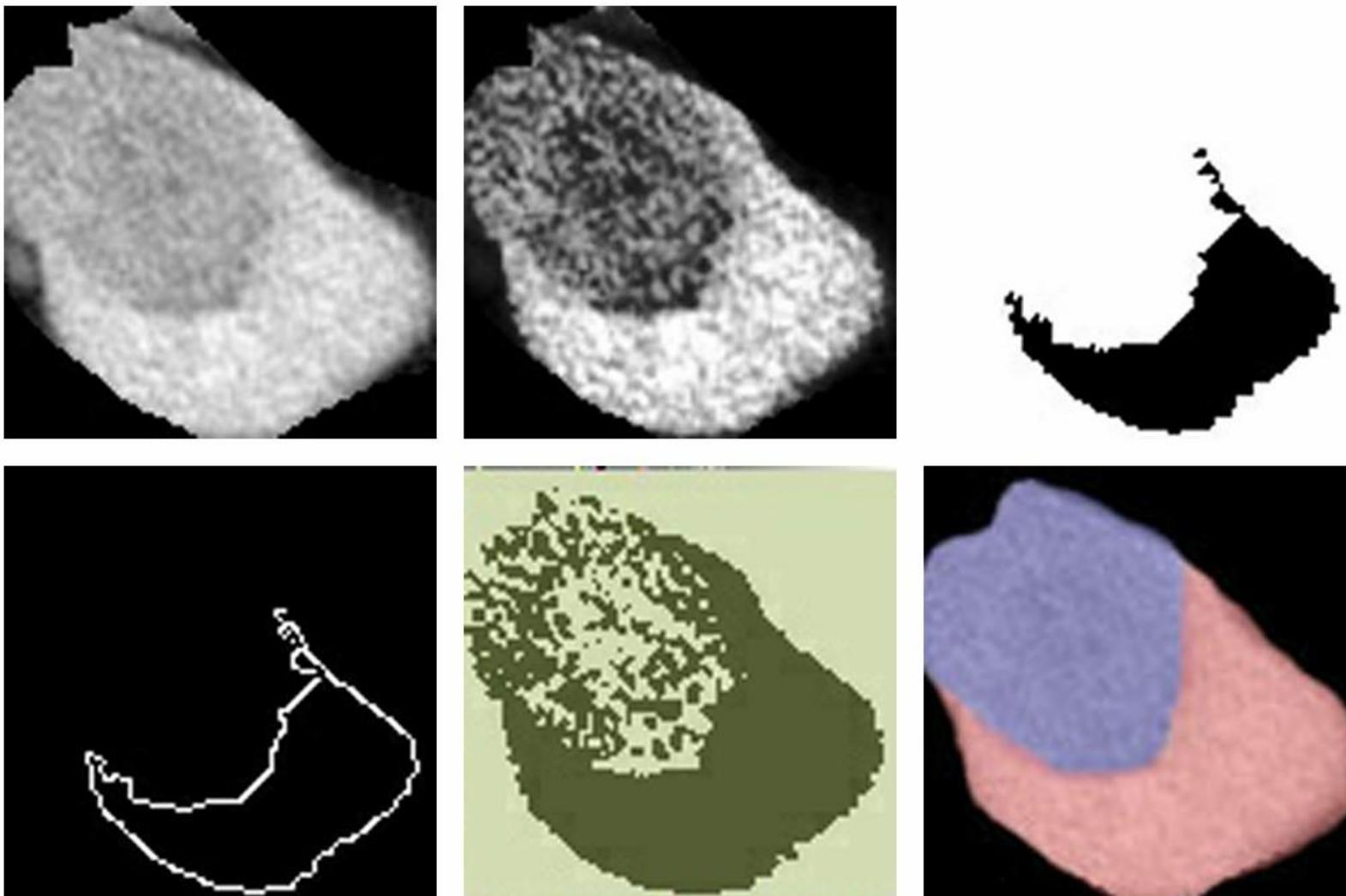


Figura. 27 Anexo_4 Ejemplo 1 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)

1ra imagen (Máscara del riñón), 2da imagen (Imagen ecualizada), 3ra imagen (Imagen dilatada), 4ta imagen (Substracción de imágenes), 5ta imagen (Imagen resultante del sistema), 6ta imagen (Imagen resultante del KiTS)

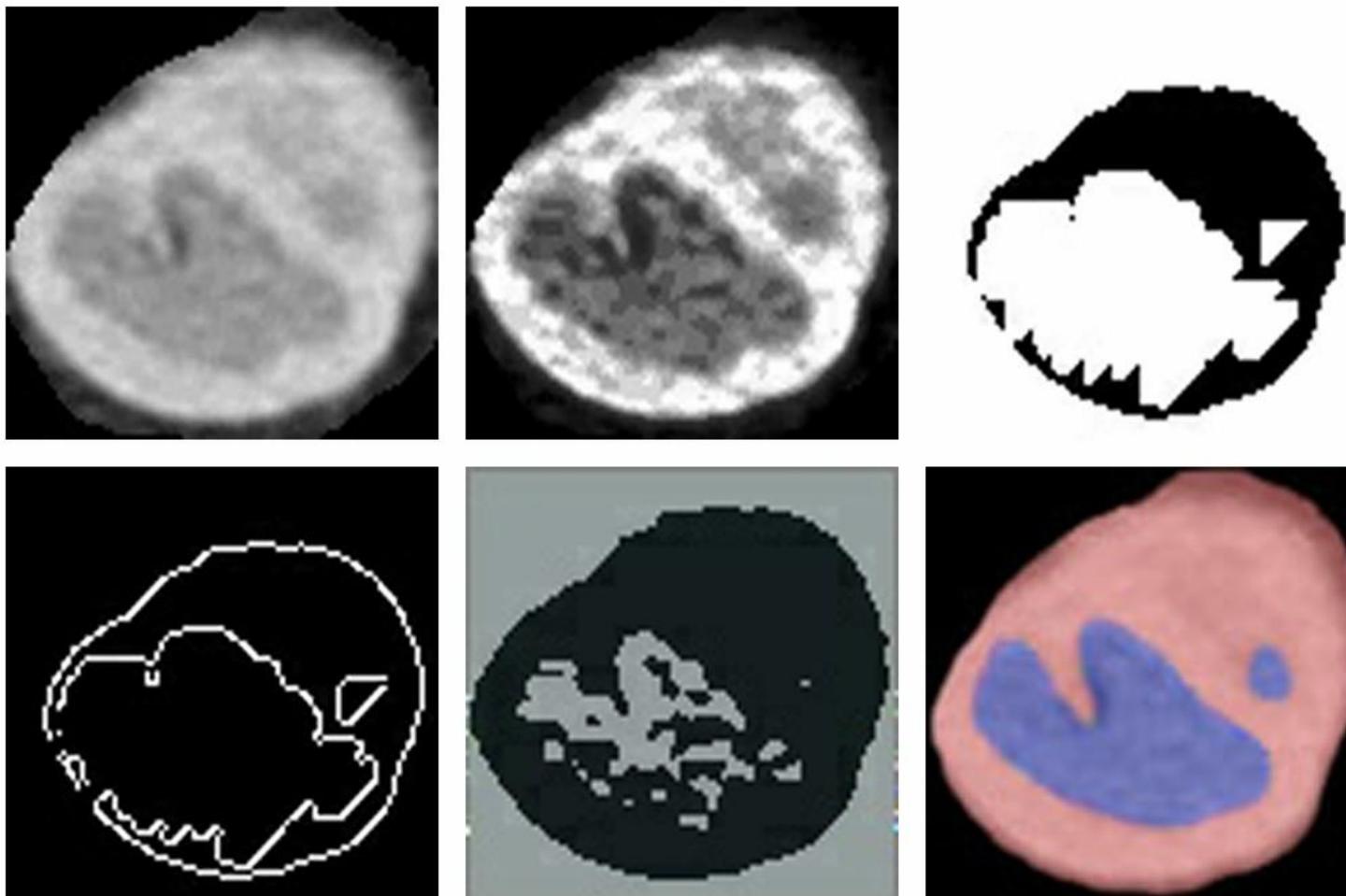


Figura. 28 Anexo_5 Ejemplo 2 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)

1ra imagen (Máscara del riñón), 2da imagen (Imagen ecualizada), 3ra imagen (Imagen dilatada), 4ta imagen (Substracción de imágenes), 5ta imagen (Imagen resultante del sistema), 6ta imagen (Imagen resultante del KiTS)

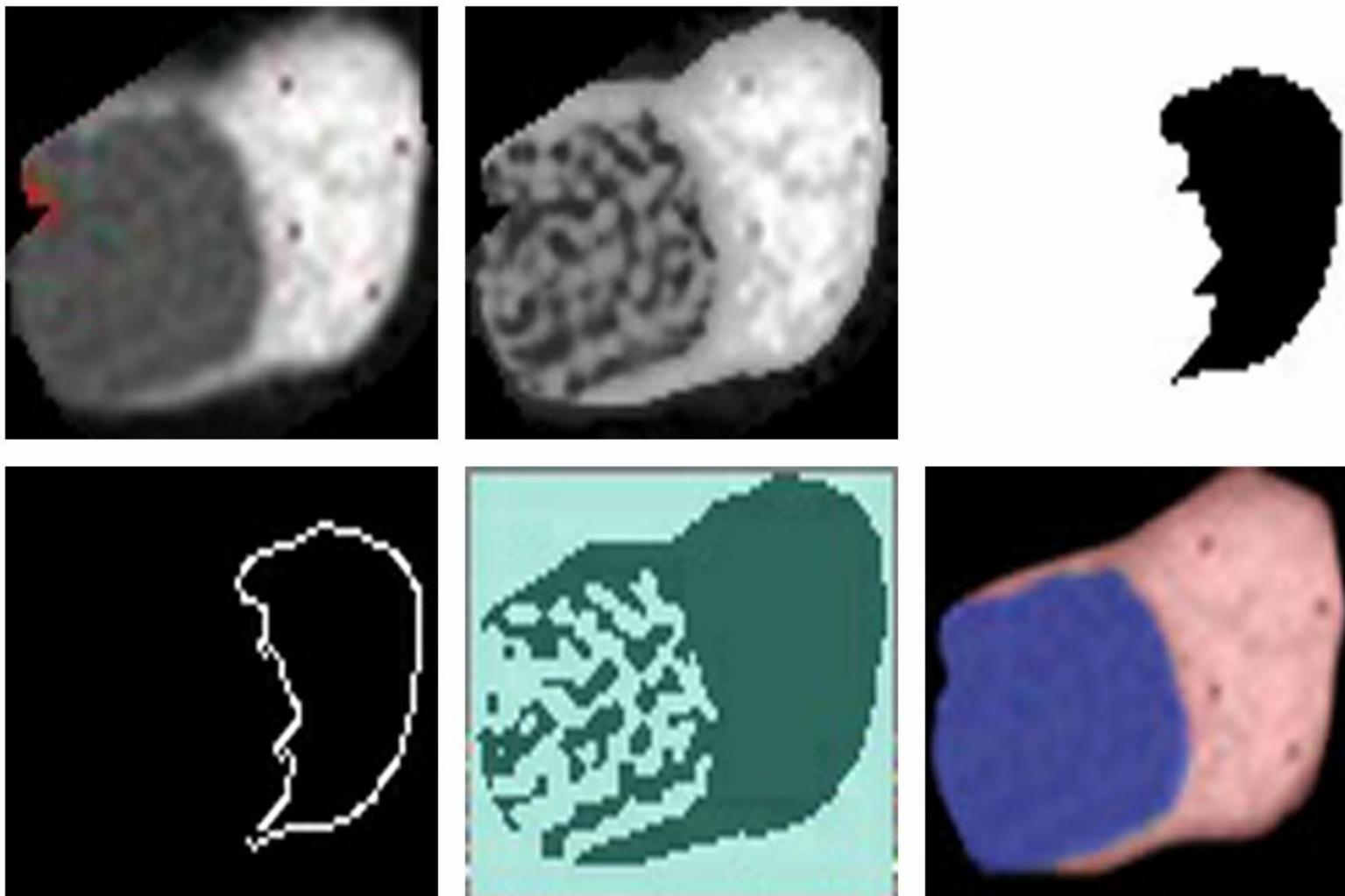


Figura. 29 Anexo_6 Ejemplo 3 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)

1ra imagen (Máscara del riñón), 2da imagen (Imagen ecualizada), 3ra imagen (Imagen dilatada), 4ta imagen (Substracción de imágenes), 5ta imagen (Imagen resultante del sistema), 6ta imagen (Imagen resultante del KiTS)

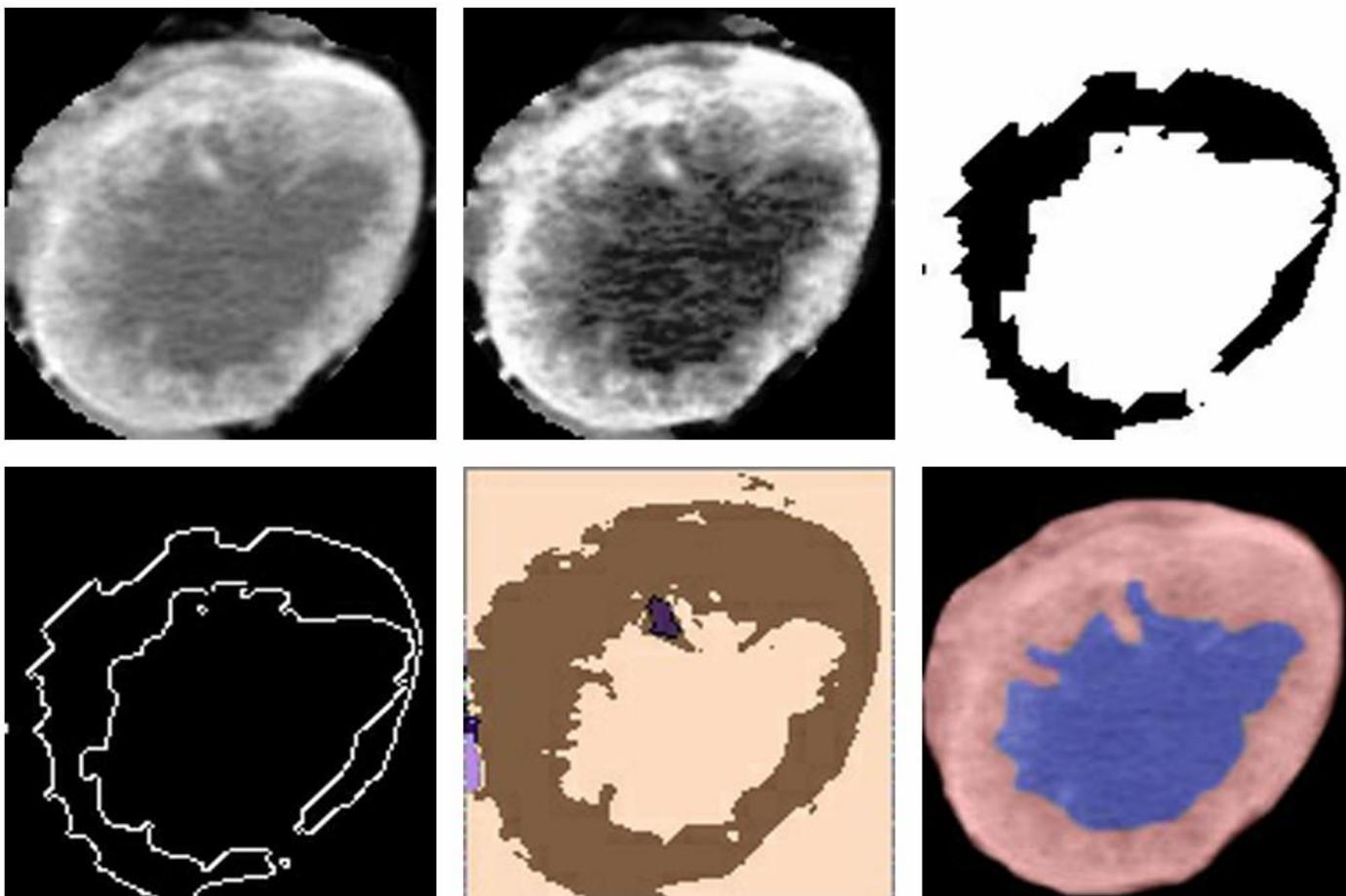


Figura. 30 Anexo_7 Ejemplo 4 Imágenes resultantes de la aplicación del componente. (Fuente: Elaboración Propia)

1ra imagen (Máscara del riñón), 2da imagen (Imagen ecualizada), 3ra imagen (Imagen dilatada), 4ta imagen (Substracción de imágenes), 5ta imagen (Imagen resultante del sistema), 6ta imagen (Imagen resultante del KiTS)

LOSARIO DE TÉRMINOS.

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

Benigno: es un término polivalente, y se emplea con una denotación específica de término médico para describir una enfermedad que cursa de manera media no progresiva. El término es muy familiar como descriptor de tumores no cancerígenos (no malignos) o neoplasmas, pero puede también referirse a otras condiciones medias de salud.

Biopsia: es un procedimiento diagnóstico que consiste en la extracción de una muestra total o parcial de tejido para ser examinada al microscopio por un médico anatomopatólogo.

Cáncer: El cáncer es el nombre común que recibe un conjunto de enfermedades relacionadas en las que se observa un proceso descontrolado en la división de las células del cuerpo. Puede comenzar de manera localizada y diseminarse a otros tejidos circundantes.

Carcinoma: Un carcinoma es una forma de cáncer con origen en células de tipo epitelial o glandular, de tipo maligno.

Componente: es un elemento de un sistema de software que ofrece un conjunto de servicios, o funcionalidades, a través de interfaces definidas.

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

Maligno: Término que relacionado a la presencia células cancerígenas.

MRI: es una técnica no invasiva que utiliza el fenómeno de la resonancia magnética nuclear para obtener información sobre la estructura y composición del cuerpo a analizar.

Organización Mundial de la Salud: 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.

Parénquima renal: es aquel tejido que hace del órgano algo funcional.

Recidiva: consiste en la reaparición de una enfermedad tras la convalecencia y recuperación de la misma.

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

ROI: Son las siglas de Region of interest y se traduce como región de interés.

TAC o CT: es una técnica de imagen médica que utiliza radiación X para obtener cortes o secciones de objetos anatómicos con fines diagnósticos.

Técnicas de imagen: término que hace referencia a los diferentes métodos de imagen, como la radiología baritada, la ecografía, TAC, la MRI, entre otros.

Tumor: Un tumor es cualquier alteración de los tejidos que produzca un aumento de volumen. Es un agrandamiento anormal de una parte del cuerpo que aparece, por lo tanto, hinchada o distendida.

Umbral: El umbral es la entrada, el principio, el comienzo o el primer paso de cualquier cosa o proceso.