

Técnicas de segmentación y procesamiento para la detección de Carcinomas Renales en imágenes de Tomografía Abdominal

Segmentation and processing techniques for the detection of Renal Carcinomas in Abdominal Tomography images

Dr.C. Arturo Orellana García^{1*} 0000-0002-3652-969X

Ing. Luis Manuel García Portal¹ 0000-0002-6645-8650

¹ Universidad de Ciencias Informáticas. Centro de Informática Médica, La Habana, Cuba.

^{1*} Autor para la correspondencia: aorellana@uci.cu

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 alternativas para 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 realizar un análisis sobre las principales técnicas de segmentación y procesamiento para la detección de carcinomas renales en imágenes de tomografías abdominal, que propicie a los equipos de desarrollo contar con la base teórica necesaria para enfrentar el problema en cuestión. Para ello se realizó un análisis documental sobre trabajos relacionados con la temática y que propician soluciones al problema. Se estudiaron algoritmos y técnicas computacionales efectivas para la segmentación y procesamiento de imágenes abdominales. Como resultado de la investigación se obtuvieron los algoritmos más acordes para el sistema XAVIA PACS y el contexto médico cubano.

Palabras Clave: análisis de algoritmos; carcinoma renal; transformada Watersheds; informática médica; XAVIA PACS.

ABSTRACT

One of the most recognized campaigns in the world is the fight against cancer, the kidney system being one of the most affected by this pathology. Renal cell carcinoma (RCC), the

<http://scielo.sld.cu>



Este documento está bajo [Licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

most common form of kidney cancer in adults, represents the sixth leading cause of cancer death. Due to the increased use of diagnostic imaging techniques, kidney injuries can be diagnosed incidentally in approximately 50% of cases. Cuba is committed to the use of technology in health and a system for the storage, transmission and display of medical images (XAVIA PACS) has been developed at the University of Computer Sciences (UCI), which is implanted in several hospitals of the country, but it does not have alternatives to detect RCC in tomographic images, slowing down the diagnosis, which translates into fewer possibilities for the patient.

The objective of this research is to carry out an analysis on the main segmentation and processing techniques for the detection of renal carcinomas in abdominal tomography images, which provides development teams with the theoretical basis necessary to face the problem in question. For this, a documentary analysis was carried out on works related to the subject and that provide solutions to the problem. Algorithms and effective computational techniques for the segmentation and processing of abdominal images were studied. As a result of the research, the most suitable algorithms for the XAVIA PACS system and the Cuban medical context were obtained.

Keywords: algorithm analysis; renal carcinoma; Watersheds Transform; medical informatics; XAVIA PACS.

Recibido: 8/6/2020

Aprobado: 1/7/2020

Introducción

El cáncer de riñón es generalmente primario, 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).⁽¹⁾ El Carcinoma de Células Renales o 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.⁽²⁾

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) o la resonancia magnética (RM o MRI), 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

<http://scielo.sld.cu>



Este documento está bajo [Licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

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.⁽³⁾

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, ha favorecido la identificación, caracterización y estadísticas de los tumores renales descubiertos incidentalmente, así como la corroboración de la sospecha diagnóstica.⁽⁴⁾

Las imágenes obtenidas en una TAC, son almacenadas bajo el estándar DICOM (*Digital Imaging and Communication in Medicine*) utilizado internacionalmente y 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 requerido, describiendo un lenguaje común a distintos sistemas médicos. De esta forma las imágenes vienen acompañadas de mediciones, cálculos e información descriptiva relevante para diagnósticos.⁽⁵⁾

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.⁽⁶⁾

En la Universidad de Ciencias Informáticas (UCI) se desarrollan aplicaciones, investigaciones y servicios para la Salud⁽⁷⁻¹¹⁾, entre ellos el Sistema para el almacenamiento, transmisión y visualización de imágenes médicas XAVIA PACS. 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.

A pesar de tener y gestionar un cúmulo importante de imágenes digitales, los especialistas médicos no cuentan con alternativas desde el sistema XAVIA PACS que les permita obtener una mejor apreciación de la patología, lo que se traduce en un aumento de tiempo para determinar el diagnóstico del paciente. Este hecho disminuye el número de casos que se pueden atender en los hospitales e incrementa la posibilidad de gastar más recursos al repetir exámenes por deficiencias en la calidad del resultado. Además, desde el sistema no es posible actualmente la segmentación de riñones y la detección de carcinomas renales, lo cual limita sus funcionalidades y las opciones de aprovechamiento de los datos almacenados en el sistema por los especialistas.

<http://scielo.sld.cu>



Este documento está bajo [Licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

La presente investigación tiene como objetivo analizar diferentes técnicas, algoritmos y métodos para detectar carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal que propicie su posterior adaptación e implementación en el sistema XAVIA PACS.

Material y Métodos

Los métodos científicos utilizados en esta investigación fueron el 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. El Inductivo Deductivo, para evaluar la problemática existente teniendo en cuenta el funcionamiento del proceso de diagnóstico por imágenes médicas y determinar aspectos particulares y generales a tener en cuenta en los análisis.

Además, se aplicó la Modelación para confeccionar modelos y diagramas que ayudan a la comprensión de los procesos a desarrollar como parte de la investigación. El Experimento para realizar la validación de los resultados obtenidos por el componente de detección de carcinomas renales en imágenes de tomografía abdominal.

Segmentación de Imágenes Médicas

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.⁽¹²⁾

La correcta segmentación de imágenes del riñón en TAC abdominal es crucial para la toma de decisiones en procedimientos clínicos.⁽¹³⁾ 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.⁽¹⁴⁾

Para realizar las tareas de segmentación existen 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.

Segmentación manual: La manera más general y fácil de lograr la segmentación es manualmente dibujando elementos importantes de las estructuras presentes en las

<http://scielo.sld.cu>



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, debido a que el riñón constituye un órgano difícil de identificar de manera automática por la proximidad con otros órganos y tejidos. Esta condición propicia que el especialista determine de forma manual el área comprendida por el riñón y el sistema se encargue de la segmentación de la imagen.

Casos exitosos en la aplicación de la segmentación semiautomática

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 de diagnóstico asistido por ordenador (CAD) y la asistencia en cirugía laparoscópica. Sin embargo, los 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 para la planificación quirúrgica y la cirugía para la extirpación de tumores renales. Sin embargo, la segmentación renal en la TAC es un trabajo sustancialmente desafiante debido a que los valores de intensidad del parénquima renal son similares a los de las estructuras adyacentes. Diferentes métodos han sido estudiados a lo largo de los 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.⁽¹⁵⁾

Moe and Theingi⁽¹⁶⁾ 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

<http://scielo.sld.cu>



imágenes por un experto radiólogo. Se aplicaron umbrales al método de *CANNi* para la detección de bordes y el ROI definiendo los bordes de interés, esto permitió la segmentación de los riñones y mostró un mejor resultado en base al gradiente con el 82% para el riñón izquierdo y 89% para el riñón derecho.

La investigación de ⁽¹⁷⁾ se centró en implementar un método de segmentación semiautomática. Definen que la segmentación de las imágenes de nivel 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, conectividad difusa y cortes de gráficos.

En ⁽¹⁸⁾ 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. 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 la región que contiene el riñón extraído de la imagen de la tomografía.

Métodos y algoritmos para segmentación semiautomática

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. ⁽¹⁹⁻²⁰⁾ El algoritmo se define en un proceso morfológico combinado con una segmentación basada en bordes, para producir una técnica híbrida. Watersheds se aplica cuando se desea segmentar una imagen, pero no se puede determinar el fondo de la misma. Convierte las líneas de una imagen en montañas y las regiones uniformes en valles que pueden ser usados para segmentar objetos.

Por otra parte, K-MEANS es uno de los algoritmos de aprendizaje sin supervisión más simples. Este algoritmo resuelve el conocido problema de agrupación, sigue una manera fácil de clasificar un conjunto de datos, a partir de un número diferente de agrupaciones. Después de leer y mostrar la imagen original, especifica la dirección del elemento estructural con su diámetro y reconstruye la imagen. Luego reconstruye la salida y complementa el resultado. Después, determina el número de grupos, se remodela la imagen y se crea un segmento de imagen, los últimos pasos se encargan de especificar el tumor.

El algoritmo Fuzzy C-MEANS plantea técnicas analíticas de *clustering* “difuso”, se basa 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

<http://scielo.sld.cu>



Este documento está bajo [Licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

presentan problemas. Existen varias modificaciones para aumentar la inmunidad al ruido, pero aún ninguna funciona bien en todos los casos. La clasificación probabilística es sensible a la estimación precisa de la función de densidad de probabilidad. ⁽²¹⁾

En el caso del método de los k vecinos más cercanos KNN (k-nearest neighbors), 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 otras palabras, son necesarios datos de entrenamiento para su clasificador. ⁽²²⁾

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. Estos vecinos más cercanos son aquellos con los que se presenta menor distancia. ⁽²²⁾

De los algoritmos investigados, *K-MEANS* y *Watersheds* son los dos más utilizados para tratar la problemática de esta investigación, y en general, en lo que a detección por imagen se refiere. Constituyen algoritmos probados en sistemas de procesamiento de imágenes de primer nivel. ⁽²²⁻²³⁾

La investigación proporcionada por ⁽²⁴⁾ 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, reluciendo en este caso *Watersheds* como más adecuado.

Discusión

La evaluación de los resultados de un proceso de segmentación mediante la comparación con imágenes de referencia o *ground-truth* 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 para comparar distintos algoritmos de segmentación de imágenes. ⁽²³⁾ La tabla 1 muestra una comparación entre ambos algoritmos:

Tabla 1- Comparación entre *Watersheds* y *K-MEANS*. Fuente: Adaptado de ⁽²³⁾.

Criterios de comparación.	K-MEANS	Watersheds
Valor medio de Coeficiente de Dice (mejor resultado de segmentación)	0.9838	0.9822
Valor medio de Coeficiente de	0.9723	0.9650

<http://scielo.sld.cu>



Este documento está bajo [Licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

Jaccard (una medida de similitud entre los objetos en la imagen de referencia y los objetos segmentados)		
Valor medio de Coeficiente de Vinet (medida de desigualdad entre los resultados de dos segmentaciones)	3.8815	3.2163
Tiempo de ejecución.	38.3437977	1.57335113

El algoritmo K-MEANS presenta resultados más acertados y precisos que Watersheds, sin embargo, tiene un tiempo de ejecución mayor, esto se traduce en un alto impacto al establecer equilibrio entre precisión de la segmentación y tiempo de ejecución. En este caso ⁽²³⁾ recomienda utilizar Watersheds. Los autores de esta investigación seleccionan el algoritmo Watersheds para identificar carcinomas renales, debido a que obtiene un resultado semejante a K-MEANS, en un menor tiempo de ejecución, aunque posee mayor complejidad técnica.

Presentación de la Transformada Watersheds

La técnica de Watersheds constituye una de las más poderosas herramientas de segmentación aportada por la morfología matemática. Análogamente a otras técnicas de segmentación, el objetivo de la técnica del Watersheds es dividir en regiones la imagen de nivel de grises analizada.

En el algoritmo de watersheds se usan fuentes simuladas de agua en cada uno de los mínimos locales de luminancia o gradiente en la imagen (a mayor luminancia de los píxeles o mayor gradiente mayor elevación para el terreno simulado, generando mayor separación entre regiones contiguas), que representan cuencas. Cada cuenca es llenada con agua hasta que ésta alcanza el punto más alto del relieve, formando represas (*watersheds*) en los puntos donde el agua de diversas cuencas se encuentra. Generalmente una de ellas se corresponde con el fondo de la imagen y el resto con los objetos o regiones que se pretende extraer. El objetivo último de esta técnica es determinar los contornos que definen dichos objetos. En este punto el problema es definir qué es contorno y que no lo es. La fig. 1 constituye un ejemplo de lo anterior.

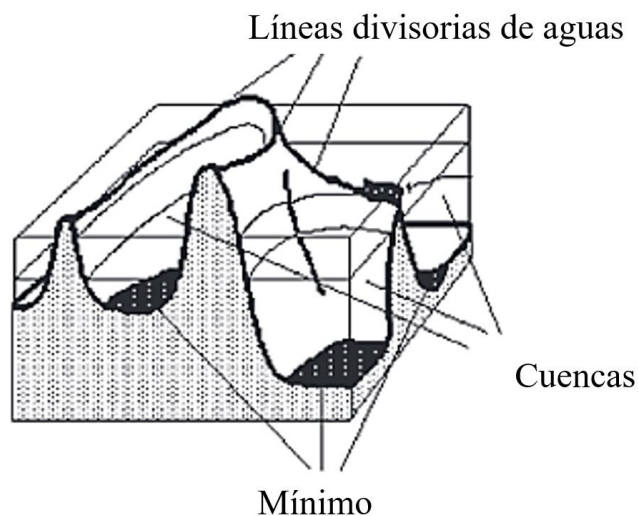


Fig. 1- Líneas divisorias de agua, cuencas y mínimos. Fuente: adaptado de ⁽²⁵⁾.

Luego de analizar diferentes procedimientos que desarrollaron varios autores de la literatura para realizar un Sistema de Diagnóstico Asistido por Computador (CAD), se recomienda la utilización de la Transformada Watersheds para la detección y segmentación de carcinomas renales.

Conclusiones

Los algoritmos K-MEANS y Watersheds son los dos más utilizados para tratar la problemática de esta investigación según la literatura consultada, y en general, en lo que a detección de Carcinomas Renales en imágenes de Tomografía Abdominal se refiere.

El algoritmo K-MEANS presenta resultados más acertados y precisos que Watersheds, sin embargo, tiene un tiempo de ejecución mayor, esto se traduce en un alto impacto al establecer equilibrio entre precisión de la segmentación y tiempo de ejecución, sobre todo teniendo en cuenta la situación en infraestructura tecnológica en las instituciones de salud en Cuba.

El análisis de algoritmos para la detección de CCR propició seleccionar Watersheds como el más pertinente para la propuesta de solución.

Referencias

1. De Guevara H. Imágenes en oncología: generalidades y aplicaciones. Revista Médica Clínica Las Condes. 2013 Jul 1;24(4):571-7.
2. Trigo JM, Bellmunt J. Estrategias actuales en el tratamiento del carcinoma de células renales: fármacos dirigidos a dianas moleculares. Medicina Clínica. 2008 Mar 1;130(10):380-92.
3. Linehan WM, Zbar B. Focus on kidney cancer. Cancer cell. 2004 Sep 1;6(3):223-8.
4. Motzer RJ, Agarwal N, Beard C, Bolger GB, Boston B, Carducci MA, Choueiri TK, Figlin RA, Fishman M, Hancock SL, Hudes GR. Kidney cancer. Journal of the National Comprehensive Cancer Network. 2009 Jun 1;7(6):618-30.
5. Pascau J. DICOM Almacenamiento y comunicación de imágenes médicas. Hospital General Universitario Gregorio Marañón, Digital Imaging and Communication in Medicine (DICOM).
6. Grupo PA. Estándar y protocolo de imágenes médicas DICOM. Bilbao: Universidad de Deusto. 2005.
7. Orellana A, Pérez DA, Larrea OA. Analysis of Hospital Processes with Process Mining Techniques. Studies in health technology and informatics. 2015;216:310-4.
8. Orellana AO, Ramirez YE, Larrea OU. Process Mining in Healthcare: Analysis and Modeling of Processes in the Emergency Area. IEEE Latin America Transactions. 2015 May 22;13(5):1612-8.
9. Orellana A, Armenteros OU, Ramirez YE, Alfonso DP. Inductive visual miner plugin customization for the detection of eventualities in the processes of a hospital information system. IEEE Latin America Transactions. 2016 Jun 2;14(4):1930-6.
10. Orellana A, Senti VE, Alfonso DP. MVD: A Model for the Detection of Variability in Hospital Processes Using Process Mining. IEEE Latin America Transactions. 2018 May 14;16(3):966-74.

11. Orellana A, Dominguez LC, Martinez AV. Analysis of hospital processes from the time perspective using process mining. IEEE Latin America Transactions. 2018 Aug 22;16(6):1741-8.
12. Rivero A, Rivera Y, Borges Y, Naranjo Y. Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. Revista Cubana de Informática Médica. 2015 Jun;7(1):73-88.
13. Ali AH, Hasan EH, Nazar A. Analysis and classification of kidney images using watershed segmentation and texture properties. IJCSMC. 2016;5:592-604.
14. Song H, Kang W, Zhang Q, Wang S. Kidney segmentation in CT sequences using SKFCM and improved GrowCut algorithm. BMC systems biology. 2015 Dec 1;9(S5):S5.
15. Mahmood FH, Mahmood NA, Ismaeel AR. Automated Methods to Segment Kidneys and Detect Tumors Using CT Images. Iraqi Journal of Science. 2017;58(3B):1555-64.
16. Myint MM, Myint T. Effective kidney segmentation using gradient based approach in abdominal CT images. InInternational conference on future computational technologies ICFCT 2015 Mar (pp. 130-5).
17. Mredhula L, Dorairangaswamy MA. Detection and Classification of tumors in CT images. Indian Journal of Computer Science and Engineering (IJCSE). 2015;6(2).
18. Natarajan P, Singh BP, Dwivedi S, Nancy S. Kidney segmentation in CT-scan image. International Journal of Scientific & Engineering Research. 2013 Jun;4(6):221-5.
19. Dougherty ER, Lotufo RA. Hands-on morphological image processing. SPIE press; 2003.
20. Gonzales RC, Woods RE. Digital image processing. Pearson Prentice Hall, New Jersey: s.n.
21. Cabanilles Mengual PA. Segmentación Automática del Cerebro mediante Técnicas de Tratamiento de Imagen (Doctoral dissertation).
22. Bereciartua A. Desarrollo de algoritmos de procesamiento de imagen avanzado para interpretación de imágenes médicas (Doctoral dissertation, UPV-EHU).
23. Rodríguez Gutierrez Y. Comparación de algoritmos de segmentación sobre imágenes de hematología celular (Doctoral dissertation, Universidad Central" Marta Abreu" de Las Villas).
24. Mustafa ID, Hassan MA, Mawia A. A comparison between different segmentation techniques used in medical imaging. American journal of biomedical engineering. 2016;6(2):59-69.
25. Beucher S. The watershed transformation applied to image segmentation. Scanning microscopy-supplement-. 1992 Sep:299-.

Conflictos de interés

Los autores declaran que no existen conflictos de intereses.

Contribuciones de los autores

Dr.C. Arturo Orellana García: Dirigió el proyecto, proporcionó documentación, realizó el análisis a interpretación de los resultados, generó estadísticas, elaboró y aprobó el informe final.

Ing. Luis Miguel García Portal: Aplicó métodos científicos para la búsqueda y recolección de información, realizó análisis y llegó a conclusiones de importancia para la investigación.

<http://scielo.sld.cu>



Este documento está bajo [Licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).