



Trabajo Práctico Final

16.16 - Procesamiento de Imágenes Biomédicas

Lucciano Mannelli

61422

21 de febrero de 2024

Índice

1. Introducción	2
2. Desarrollo	3
2.1. Carga de imágenes y pre-procesamiento	3
2.2. Segmentación del hígado	4
2.3. Segmentación del tumor	6
2.4. Extracción de características	7
3. Conclusiones	8
4. Bibliografía	9

1. Introducción

Los tumores son un crecimiento irregular en tejidos causado por proliferación celular descontrolada. Por lo tanto, no tienen función fisiológica y pueden ser cancerosos (malignos), o no cancerosos (benignos). Un tumor benigno no posee la capacidad de expandirse a otras regiones del cuerpo, mientras que uno maligno puede. El cáncer primario se describe como el cáncer que comienza en un tejido u órgano, y el cáncer primario de hígado se refiere a los tumores que se originan en el propio hígado. Se estima que los tumores de hígado son la sexta causa principal de cáncer en todo el mundo y la cuarta causa principal de muerte por cáncer.

Existen diferentes tipos de tumores de hígado, siendo los más comunes el carcinoma hepatocelular (CHC), el colangiocarcinoma y los tumores benignos como los adenomas hepáticos y los hemangiomas. El CHC es el tipo más frecuente y representa aproximadamente el 75-85 % de todos los tumores de hígado primarios. La detección temprana de los tumores de hígado es esencial para un mejor pronóstico y tratamiento. Varios métodos de detección se utilizan en la práctica clínica, incluyendo la ecografía abdominal, la tomografía computarizada (TC) y la resonancia magnética (RM). La tomografía computarizada se ha convertido en una herramienta invaluable en la detección, diagnóstico y caracterización de los tumores de hígado debido a su alta disponibilidad en los centros de diagnóstico y capacidad para proporcionar imágenes de buena resolución con contraste entre los tejidos blandos del hígado.

Varios estudios han respaldado la eficacia de la tomografía computarizada en la detección y caracterización de los tumores de hígado, superando a la ecografía. Por lo tanto, debido a la importancia de la detección temprana y la caracterización precisa de los tumores de hígado, se han desarrollado técnicas de procesamiento y visualización de imágenes usando resonancias magnéticas para la segmentación de estos tumores. La segmentación de tumores hepáticos en imágenes de TC permite identificar y delinear la región afectada por el tumor, lo que es fundamental para la planificación del tratamiento y la evaluación de la respuesta terapéutica. A partir de esto, y la extracción de características del tumor segmentado, se puede desarrollar un algoritmo semiautomático para la detección de tumores, y su clasificación en maligno o benigno, considerando formas benignas de lesión como quistes, adenomas o hemangiomas. Esto se puede realizar por algoritmos de Machine Learning a partir de la extracción de características del tumor.

Estas técnicas de procesamiento de imágenes se basan en algoritmos y métodos computacionales que analizan las características de los tumores en las imágenes de tomografía computada, como su forma, textura y parámetros estadísticos. En el presente trabajo, se extraen imágenes de tomografías computarizadas en formato .nii donde, mediante el uso de algoritmos, es posible obtener segmentaciones semiautomáticas de los tumores hepáticos con ayuda del profesional, lo que permite una mejor visualización y produce una primera aproximación a una detección automática a través de la extracción de características estadísticas y texturales.

2. Desarrollo

2.1. Carga de imágenes y pre-procesamiento

Como se describió en la introducción, se utilizó la librería dedicada al procesamiento de neuroimágenes "*nibabel*" para cargar las tomografías a trabajar.

Luego, se procedió a implementar una serie de modificaciones al conjunto de datos en forma de pre-procesamiento para facilitar y mejorar la posterior segmentación del hígado. Como primer paso, se rotaron las imágenes 90° con la función "*rotate()*" de la librería "*cv2*" para mayor comodidad y mejor visualización del hígado (Figura 1). A continuación, se decidió recortar el set de datos en las tres dimensiones para reducir el espacio de memoria ocupado innecesariamente y el costo computacional de operaciones posteriores (Figura 2). Se buscó para ello, mantener en imagen únicamente la región lateral derecha del abdomen del paciente en los ejes X e Y, y deshacerse de los cortes en el eje Z que no se relacionan al órgano de interés (Figura 3). Por último, se filtraron las imágenes con un filtro 2D de mediana con un kernel de tamaño 5 para suavizar la imagen, basándonos en la investigación Mostafa et al. (2015) con el objetivo de remover el ruido inicial de las imágenes provenientes del proceso de obtención y suavizar las intensidades de grises sin perder demasiada definición en los bordes de los objetos.

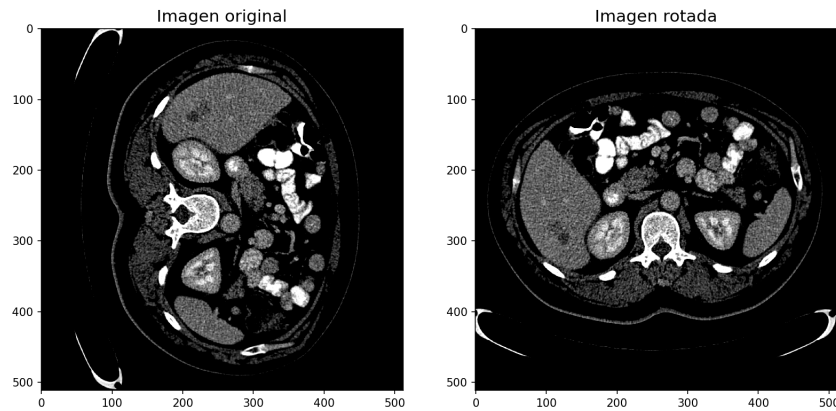


Figura 1: Rotación del set de imágenes 90° .

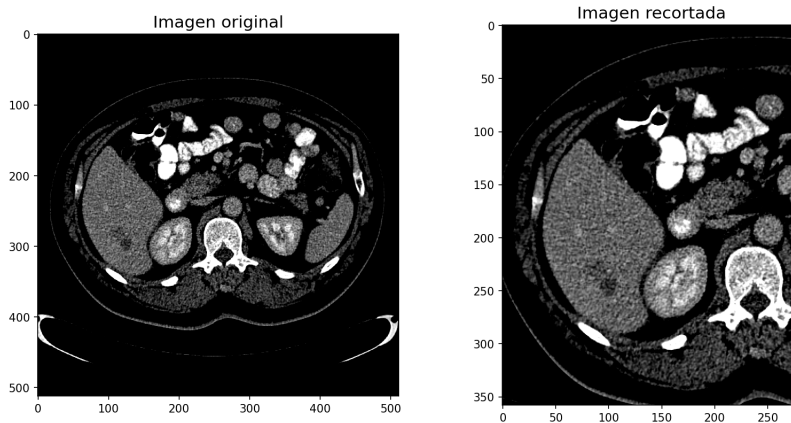


Figura 2: Recorte del set de imágenes.

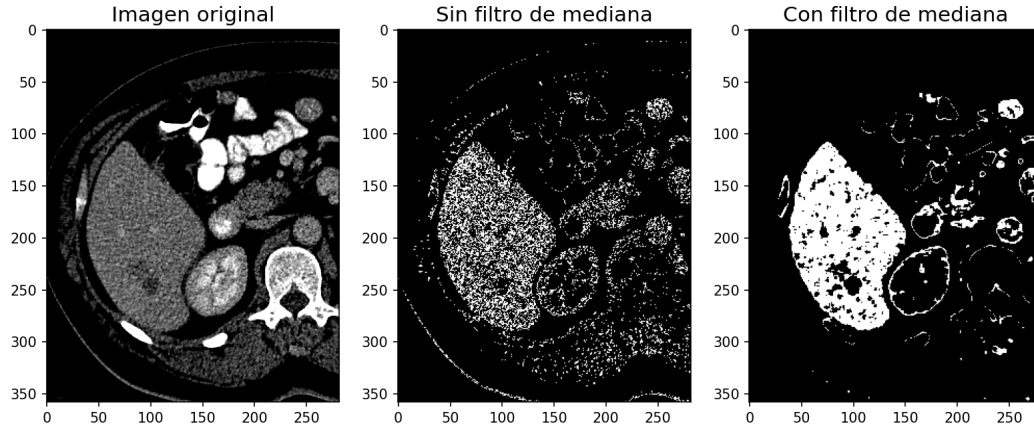


Figura 3: Efecto del filtro de mediana en la segmentación del hígado por unidades HU.

2.2. Segmentación del hígado

Las unidades de Hounsfield (HU) son una escala de medida utilizada en tomografía computarizada (TC) para describir la atenuación de los diferentes tejidos en las imágenes radiológicas. Fueron nombradas en honor a Sir Godfrey Newbold Hounsfield, el inventor de la TC. La escala de unidades de Hounsfield se basa en la diferencia de atenuación de los tejidos respecto al agua. El agua se asigna un valor de HU de 0, y los valores de HU para otros tejidos se definen en relación con el agua. Por ejemplo, los tejidos densos como el hueso tendrán valores de HU positivos, mientras que los tejidos menos densos como el aire tendrán valores de HU negativos. En la escala de Hounsfield, el rango típico de valores de HU varía desde aproximadamente -1000 HU hasta +1000 HU. Los valores de Hounsfield son importantes para la TC, ya que nos permiten diferenciar y caracterizar los tejidos en las imágenes radiológicas, por ejemplo los tumores pueden tener una atenuación diferente a la del tejido circundante lo cual proporciona información importante a la hora de detectar su presencia y características.

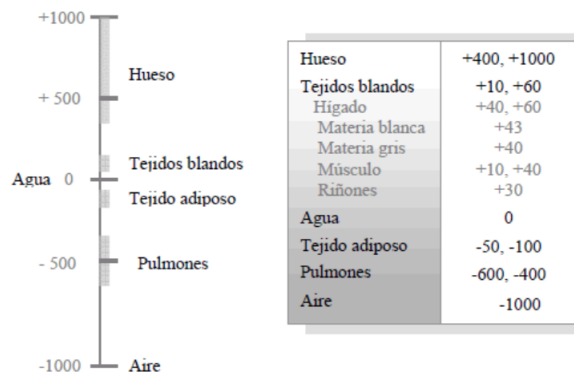


Figura 4: Valores de atenuación (en unidades Hounsfield) para diferentes tejidos humanos.

Observando el intervalo característico del hígado en la escala Hounsfield y, habiendo pre-procesado las imágenes previamente, decidimos quedarnos con los valores en HU pertenecientes al intervalo (80-110) que no coincidía con el intervalo propuesto teóricamente (Giraldo et al., 2008) pero brindaba mejores resultados experimentalmente. Se recorrió cada corte del set de datos para

segmentar el tejido objetivo. Luego, se binarizaron las imágenes resultante para usarlas como máscara y obtener el hígado segmentado en las imágenes originales con fondo negro. Una vez aplicados los umbrales en cada capa, se pudo apreciar una diferenciación de estructuras como se ve en la siguiente figura.

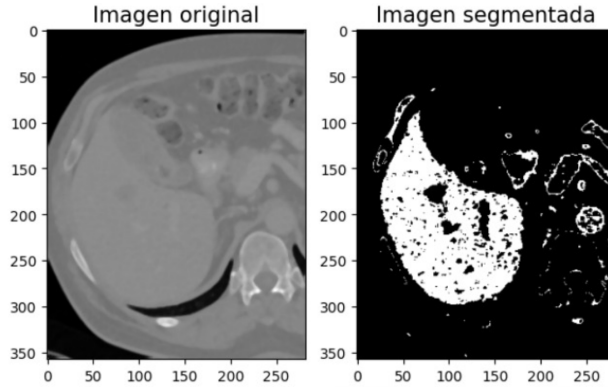


Figura 5: Umbralizacion y binarizacion a partir de unidades HU para una sola capa.

Una vez completada esta etapa, se pudo apreciar una aproximación inicial a la segmentación del hígado. Sin embargo, se presentaban artefactos de ruido provenientes de otros tejidos circundantes que se encuentran dentro del rango de umbralización propuesto. Con el objetivo de minimizar tanto el ruido externo como interno del hígado, se decidió emplear un enfoque iterativo de cierre con un kernel de tamaño 5x5 para absorber imperfecciones dentro del hígado seguido de una apertura de un kernel mucho mayor de tamaño 11x11 para eliminar el tejido circundante mencionado, lo cual permitió obtener la imagen resultante que se muestra en la Figura 6,a.

Dado que nuestro objetivo principal es segmentar el hígado del resto de tejidos en todas las capas, y considerando que para el tumor existe una diferencia en unidades de Hounsfield, al binarizar la imagen se evidencian huecos correspondientes a dichos tumores. Debido a su tamaño, deshacernos de ellos no resultó tan sencillo. Realizar un proceso de cierre de gran escala resultaría en una pérdida significativa de la definición del hígado.

Con el fin de resolver este problema, se optó por usar una función proveniente de la librería cv2 llamada *floodfill()*. El algoritmo *floodfill*, también conocido como relleno por inundación, es una técnica utilizada en el procesamiento de imágenes y gráficos para colorear áreas contiguas de un mismo color. El algoritmo *floodfill* comienza en un punto de partida dado dentro del área que se desea rellenar y examina los píxeles adyacentes por recursividad. Si el color del píxel adyacente coincide con el color de origen (es decir, el color que se encuentra en el punto de partida), el algoritmo lo reemplaza con el nuevo color de relleno y continúa explorando los píxeles adyacentes a ese píxel. Este proceso se repite hasta que ya no quedan píxeles adyacentes del mismo color por explorar. Entonces, en la imagen binaria obtenida luego de los algoritmos de morfología matemática, se colocó la semilla para iniciar la recursividad en (0,0). De esta forma, en la nueva imagen, se obtuvo toda la superficie externa al hígado de blanco además del mismo. Por lo tanto, se invirtió esta imagen para obtener la superficie restante (el tumor y otras manchas dentro del hígado) y luego se sumó el resultado a la segmentación anterior del hígado. Se pueden ver los resultados en la figura 5b.

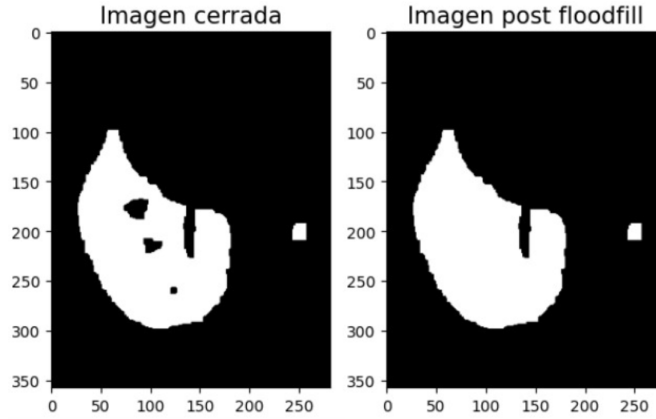


Figura 6: (a) Ejemplo de capa post procesos de cierre y aperturas y (b) Aplicación de la función *floodfill()*

Por último, para quedarnos tan solo con el hígado, se realizó un bounding box para cada superficie restante luego de la suma anterior, quedándonos con aquella de mayor tamaño. De esta forma, el resultado final es solo una máscara del hígado (Figura 7).

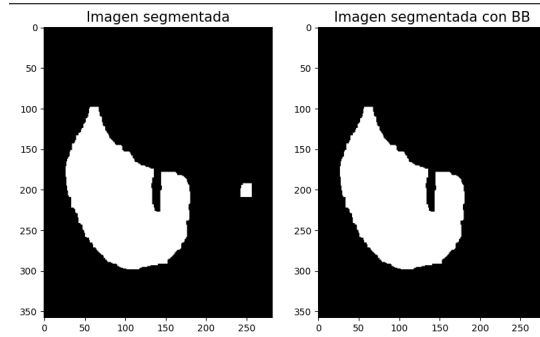


Figura 7: (a) Máscara previo y (b) posterior a la segmentación por el mayor bounding box.

2.3. Segmentación del tumor

Para la segmentación del tumor, se siguen pasos similares a los realizados para la segmentación del hígado. Una vez que se obtuvo la máscara del hígado, se multiplica a la imagen original por esa máscara, para obtener el hígado segmentado en la imagen original.

Una vez que se obtiene esa máscara, se realiza una nueva umbralización con los valores de HU ingresados por el usuario. Entonces, se considera como 1 a todos los valores que sean mayor al mínimo de la ventana de Hounsfield ingresada por el usuario. Luego, se realiza un cierre para definir la nueva máscara. Luego, se vuelve a realizar el algoritmo de *floodfill()*, para quedarnos solo con lo que está dentro de la segmentación del hígado, que será nuestro tumor de interés.

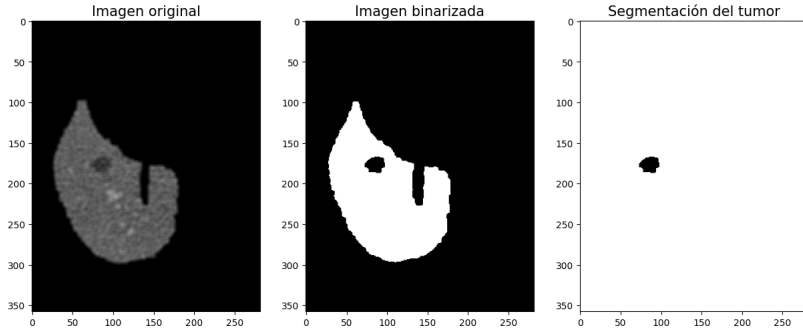


Figura 8: (a) Imagen original, (b) umbralización, (c) segmentación por *floodfill()*.

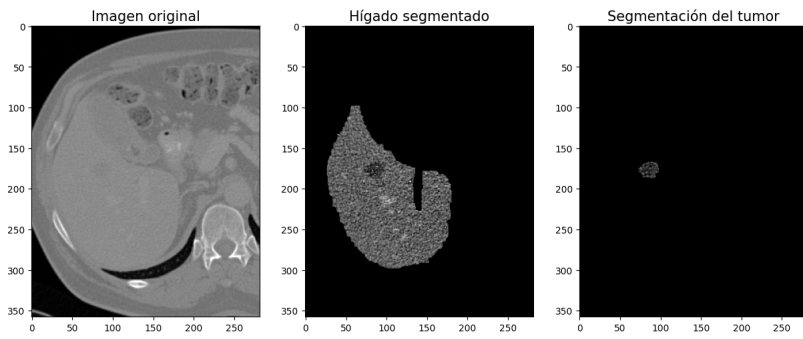


Figura 9: Resultado final de la segmentación del tumor.

2.4. Extracción de características

Una vez que los tumores fueron segmentados, se le solicita al profesional médico que seleccione una slice de la tomografía para someterla al análisis.

Para la extracción de características, se sometió al tumor a un análisis estadístico y por texturas. En primer lugar, se calculó el área del tumor, medida en px^2 . Luego, se evaluó la circularidad, según la ecuación:

$$Circularidad = \frac{4 \cdot \pi \cdot a}{p^2}$$

Luego, se evaluó el skewness y el kurtosis, que son indicadores de la simetría de la textura. Entonces, los tejidos que presentan menos simetría al ser irregulares y no homogéneos van a presentar un menor índice de skewness. Por ejemplo, entre tumores cancerígenos, adenomas, hemangiomas y quistes, el adenoma es el que presenta menor skewness.

Por último, se calculó la energía y la entropía del tumor. Para ello, se recurrió a la matriz de co-ocurrencia en las cuatro direcciones principales (0° , 45° , 90° y 135°). A partir de los mismos, se calculó la energía para medir la uniformidad local, y la entropía para medir el nivel de organización de la textura (a mayor aleatoriedad, mayor el valor de entropía), según las funciones:

$$Entropia = - \sum g(i, j) \log_2 g(i, j)$$
$$Energía = \sum g(i, j)^2$$

3. Conclusiones

Cerrando el informe del trabajo cuatrimestral, vimos la importancia de poder segmentar y extraer las características de regiones tumorales dentro del hígado, por lo que generar un programa semiautomático que genere dichas acciones es de gran ayuda a la hora de diagnosticar un paciente.

Como se demostró a lo largo del trabajo el grupo ha logrado los objetivos de segmentar el hígado de manera correcta para una posterior segmentación de regiones tumorales. Asimismo, mediante el análisis estadístico y por texturas, se logró extraer características de los tumores en determinados cortes.

Para el desarrollo del algoritmo creado se hicieron uso de técnicas de mejoramiento y segmentación vistas en clase, como la binarización por valores HU, filtro mediana, morfología matemática, BoundingBox, entre otros. Asimismo, mediante investigaciones el grupo hizo uso del FloodFill, técnica que no se tenía conocimiento previo y fue de gran ayuda para llegar a los resultados de la manera correcta.

A partir de los resultados que el programa desarrollado genera, se podrán entrenar algoritmos de Machine Learning que permitan la clasificación en tumores cancerígenos, hemangiomas, adenomas, y quistes. Lamentablemente, en esta oportunidad no se tuvo acceso a una base de datos suficientemente grande de CT de abdomen en donde haya distintos casos de cada una de las patologías, para de esta forma entrenar nuestro algoritmo y poder realizar la clasificación automática.

4. Bibliografía

1. Liver cancer. (s/f). Cancer.org. Recuperado el 26 de junio de 2023, de <https://www.cancer.org/cancer/types/liver-cancer.html>
2. American Association for the Study of Liver Diseases (AASLD). Bruix J, Sherman M; American Association for the Study of Liver Diseases. Management of hepatocellular carcinoma: an update. *Hepatology*. 2011;53(3):1020-1022. doi:10.1002/hep.24199
3. Giraldo, J. P., Clavijo, C. A., McCollough, C. H. (2008). TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA POR RAYOS X: FUNDAMENTOS Y ACTUALIDAD – X-ray computed tomography: fundamentals and current status. *Revista Ingeniería Biomédica*, 2(4), 54-72.
4. Hussain, M., Saher, N., Qadri, S. (2022). Computer vision approach for liver tumor classification using CT dataset. *Applied Artificial Intelligence: AAI*, 36(1), 1–23. <https://doi.org/10.1080/08839514.2022.2088395>
5. Mostafa, A., Elfattah, M. A., Fouad, A., Hassanien, A. E., Kim, T.-H. (2015). Region growing segmentation with iterative K-means for CT liver images. 2015 4th International Conference on Advanced Information Technology and Sensor Application (AITS).
6. Sharma, M., Parveen, R. (2021). The application of image processing in liver cancer detection. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications: IJACSA*, 12(10). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2021.0121050>