

Evaluación de la segmentación

Agatiello Agustina, Giraldo Pérez Edison José, Orellana Martínez Joel Elí*



PERCEPCION COMPUTACIONAL – TERCERA ACTIVIDAD

Universidad Internacional de La Rioja, Madrid.

I. INTRODUCCIÓN

La segmentación de imágenes es una técnica fundamental en el campo de la percepción computacional que permite dividir una imagen en partes significativas o segmentos. Esta técnica es ampliamente utilizada en aplicaciones de visión artificial, como el reconocimiento de objetos, la detección de bordes, la segmentación de la piel y el análisis de imágenes médicas.

El proceso de segmentación de imágenes implica la identificación de regiones de interés en una imagen y su separación del fondo y otras áreas irrelevantes. Hay diferentes métodos para realizar este proceso, tales como la umbralización, la segmentación basada en bordes, la segmentación basada en regiones y la segmentación semántica.

La segmentación de imágenes es esencial en la percepción computacional, ya que permite a las máquinas comprender mejor y procesar la información visual de una imagen. Con la creciente demanda de aplicaciones de visión artificial en diversas industrias, la segmentación de imágenes se ha convertido en una herramienta importante en la automatización y optimización de procesos.

En esta práctica, se presentarán diferentes técnicas de segmentación de imágenes y su aplicación a través de ejemplos concretos. Se discutirán las ventajas y desventajas de cada técnica y se explorarán las posibles aplicaciones en distintos campos. El objetivo es

proporcionar una comprensión detallada de la segmentación de imágenes y su utilidad en la resolución de problemas en la industria y en la investigación

II. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La segmentación de imágenes es una técnica fundamental en el campo de la percepción computacional que se utiliza en diferentes aplicaciones, incluyendo el análisis de radiografías de huesos en medicina. Aunque la segmentación de imágenes es útil en el análisis de radiografías, aún existen desafíos que deben abordarse para mejorar su precisión y eficiencia.

Uno de los principales desafíos en la segmentación de imágenes en radiografías de huesos es la selección de la técnica de segmentación adecuada para la tarea específica. La elección incorrecta de la técnica puede llevar a una segmentación imprecisa y afectar la calidad de la interpretación de la imagen. Además, la segmentación de huesos a menudo implica la separación de huesos superpuestos, lo que dificulta la tarea de identificar los bordes y las regiones de interés.

Otro problema común en la segmentación de imágenes en radiografías de huesos es la presencia de ruido y artefactos en la imagen, lo que puede afectar la precisión de la segmentación. Además, la variabilidad en la densidad y la forma de los huesos en diferentes pacientes puede requerir diferentes técnicas de segmentación y ajustes personalizados.

Por lo tanto, el problema en el análisis de radiografías de huesos es seleccionar la técnica de segmentación adecuada y mejorar la precisión de la segmentación en presencia de huesos superpuestos, ruido y variabilidad en la forma y densidad de los huesos en diferentes

* Autores correspondientes:

Correo electrónico: agustina.agatiello882@comunidadunir.net (Agustina Agatiello), edisonjose.giraldo261@comunidadunir.net (Edison Jose Giraldo Pérez), joel.orellana102@comunidadunir.net (Joel Elí Orellana Martínez)

pacientes. Esto permitiría una interpretación más precisa y eficiente de la radiografía y un mejor diagnóstico y tratamiento de las enfermedades óseas

III. METODOLOGÍA

Para encontrar la solución al problema, se utiliza el lenguaje de programación Python en el entorno interactivo de desarrollo Jupyter. Este enfoque permite una fácil comunicación de los resultados obtenidos durante la investigación o análisis de datos, gracias a la capacidad de Jupyter de combinar código ejecutable con texto explicativo y visualizaciones.

IV. SOLUCIÓN PROPUESTA

La abstracción del problema se planteó de acuerdo con la Figura 1:

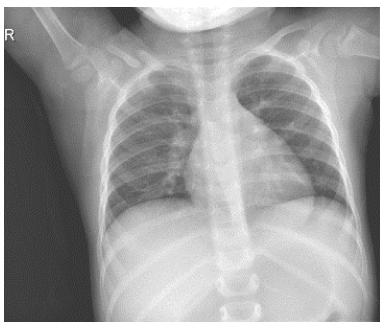


Figura 1. Radiografía de tórax

El Ground truth es:

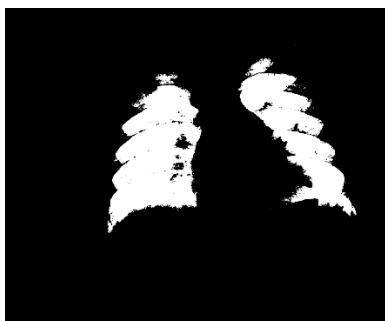


Figura 2. Ground Truth

A. Segmentación mediante umbralización global interactiva

En el artículo "A Level Set Formulation for Interactive

Image Segmentation" de S. Osher, N. Paragios y L. Vese, la segmentación se describe como un enfoque de segmentación de imágenes que se basa en la umbralización de un conjunto de píxeles de una imagen utilizando un umbral interactivo seleccionado por el usuario. El umbral interactivo es seleccionado mediante una interfaz gráfica de usuario, lo que permite ajustar el umbral hasta obtener la segmentación deseada.

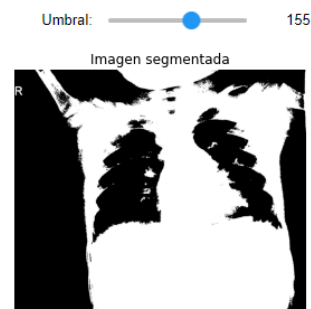


Figura 3. Resultado de la segmentación mediante umbralización global interactiva.

Esta técnica permite al usuario seleccionar un umbral en una imagen y obtener la imagen segmentada en tiempo real.

La función **threshold_image** toma una imagen y un valor de umbral como argumentos, y devuelve la imagen segmentada utilizando el método **cv2.threshold** de OpenCV. Esta función se utiliza dentro de la función **threshold_callback**, que se llama cada vez que el usuario cambia el valor del umbral a través de una barra deslizante interactiva. La función **threshold_callback** toma el valor de umbral seleccionado y la imagen original, llama a la función **threshold_image** para obtener la imagen segmentada correspondiente y muestra la imagen resultante utilizando la función **show_image**.

La función **show_image** muestra una imagen en el notebook de Jupyter utilizando la biblioteca matplotlib. La función **threshold_callback** llama a esta función para mostrar la imagen segmentada resultante.

El código también crea una barra deslizante interactiva **umbral_slider** utilizando la biblioteca ipywidgets para permitir al usuario seleccionar el umbral deseado. Luego, crea una salida interactiva **interactive_output** utilizando la función **threshold_callback** y la barra deslizante **umbral_slider**. Finalmente, crea una caja horizontal **images_box** que contiene dos salidas: la primera

muestra la imagen original y la segunda muestra la imagen segmentada y la barra deslizante interactiva.

En general, El usuario puede ajustar el valor del umbral en tiempo real y ver los resultados de la segmentación de la imagen en la salida interactiva.

B. Segmentación mediante umbralización adaptativa

La segmentación mediante umbralización adaptativa es una técnica de procesamiento de imágenes que permite dividir una imagen en varias regiones basadas en diferentes umbrales, los cuales son seleccionados de manera automática y adaptativa para cada región en la imagen. Este enfoque utiliza información local de la imagen, como la media y la varianza de la intensidad de los píxeles, para determinar los umbrales óptimos para cada región. La segmentación mediante umbralización adaptativa es una técnica efectiva para imágenes con iluminación no uniforme y/o con objetos con diferentes niveles de intensidad. La técnica se utiliza en diferentes aplicaciones de procesamiento de imágenes, como la detección de bordes, la segmentación de objetos y la identificación de patrones.

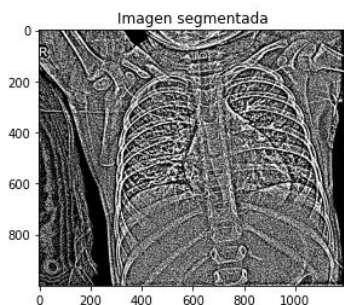


Figura 4. Resultado de la segmentación mediante umbralización adaptativa.

La función utiliza el método **cv2.adaptiveThreshold()** de la biblioteca OpenCV para calcular un umbral adaptativo en cada bloque de la imagen, en lugar de utilizar un único umbral global para toda la imagen.

La función **adaptive_thresholding()** toma tres argumentos: **threshold_value**, **block_size**, y **constant**. **threshold_value** es un valor de umbral inicial que se utiliza para calcular el umbral adaptativo, **block_size** es el tamaño del bloque utilizado para calcular el umbral en cada punto de la imagen, y **constant** es una constante que se resta del umbral calculado.

Se crea un control interactivo utilizando la función

interactive() de la biblioteca ipywidgets. El control interactivo tiene un control deslizante para ajustar el valor de umbral inicial (**threshold_value**), un control deslizante para ajustar el tamaño del bloque (**block_size**), y un control deslizante para ajustar la constante (**constant**).

Finalmente, se muestra el control interactivo utilizando la función **display()**. El usuario puede ajustar los parámetros del control interactivo para segmentar la imagen en tiempo real y visualizar los resultados en la figura generada por la función **adaptive_thresholding()**.

C. Segmentación mediante detección de bordes interactiva

Según Liu et al. (2018), la segmentación mediante detección de bordes interactiva es una técnica de procesamiento de imágenes que combina la detección de bordes y la interacción del usuario para segmentar una imagen en regiones significativas. En este enfoque, el usuario inicialmente proporciona una semilla que indica la ubicación aproximada de los bordes de la región de interés en la imagen. A continuación, el algoritmo de detección de bordes interactivo utiliza esta información para detectar y segmentar los bordes de la región de interés. El usuario puede ajustar los bordes resultantes interactuando con la imagen para corregir cualquier error o imprecisión en la segmentación. La segmentación mediante detección de bordes interactiva se utiliza a menudo en aplicaciones médicas, como la segmentación de imágenes de resonancia magnética (MRI) o tomografía computarizada (CT) para la detección de tumores o la planificación quirúrgica. En general, la segmentación mediante detección de bordes interactiva se considera una técnica eficaz y precisa para la segmentación de imágenes, especialmente en casos donde las técnicas automáticas de segmentación no son suficientes.

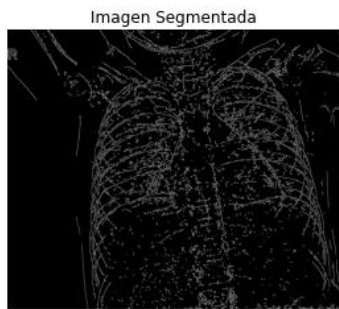


Figura 5. Resultado de la segmentación mediante detección de bordes interactiva.

La función **canny_segmentation** toma como entrada una imagen y un valor de umbral, y devuelve la imagen segmentada utilizando el algoritmo Canny.

La función **canny_callback** es una función de callback que se utiliza para mostrar la imagen segmentada en una interfaz gráfica de usuario (GUI) interactiva. Toma como entrada el valor del umbral y utiliza la función **canny_segmentation** para segmentar la imagen.

La variable **umbral_slider** es un objeto de barra deslizante de widgets de IPython que se utiliza para permitir al usuario seleccionar el umbral de la imagen segmentada. La variable **interactive_output** es un objeto de salida interactiva que se utiliza para actualizar la imagen segmentada en la GUI a medida que el usuario ajusta el valor del umbral.

D. Segmentación mediante detección de bordes basada en el operador Sobel

El operador Sobel es una técnica de detección de bordes ampliamente utilizada en el procesamiento de imágenes que se basa en la convolución de la imagen original con un kernel Sobel. El kernel Sobel es una matriz de dos dimensiones que se utiliza para aproximar el gradiente de la imagen en la dirección vertical y horizontal.

En el estudio de Kaur y Singh, el operador Sobel se utilizó para detectar los bordes en las imágenes médicas y luego se aplicó un umbral para segmentar la imagen. Los resultados mostraron que esta técnica de segmentación de bordes basada en el operador Sobel es efectiva y precisa en la segmentación de imágenes médicas.

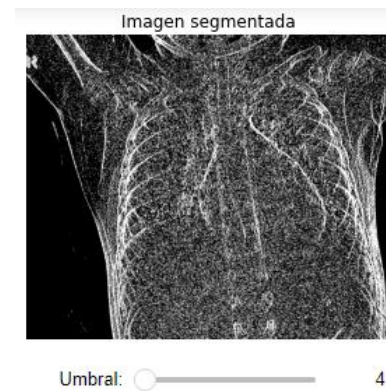


Figura 6. Resultado de la segmentación mediante detección de bordes basada en el operador Sobel.

La función **sobel_threshold** toma una imagen y un valor umbral como entrada, aplica el operador Sobel en la dirección x para detectar bordes en la imagen, luego aplica umbralización a la imagen resultante para segmentar la imagen.

La función **show_image** muestra una imagen en el notebook. La función de callback **sobel_callback** toma el valor del umbral seleccionado en la barra deslizante como entrada y llama a la función **sobel_threshold** para segmentar la imagen y luego muestra la imagen segmentada en el notebook utilizando la función **show_image**.

E. Segmentación mediante la transformada de Hough

La segmentación mediante la transformada de Hough es una técnica utilizada para detectar formas geométricas específicas en una imagen, como líneas rectas, círculos o elipses. La técnica se basa en la detección de patrones de votación de píxeles en una imagen, que indican la presencia de una forma geométrica particular. En el caso de la detección de contornos de huesos en imágenes de rayos X, la técnica de transformada de Hough se utiliza para detectar la forma de la estructura ósea y se modifica para adaptarse a las características específicas de la imagen. La técnica puede ser muy efectiva para la detección de objetos específicos en una imagen, como huesos o formas específicas en la imagen médica, y puede ser útil en una variedad de aplicaciones médicas, incluyendo la planificación quirúrgica y la detección de enfermedades.



Figura 7. Resultado de la segmentación mediante la transformada de Hough.

Se aplica una umbralización a la imagen utilizando el método de Otsu para obtener una imagen binaria. Esto se hace utilizando la función **cv2.threshold()**

Se aplica la transformada de Hough a la imagen binaria utilizando la función **cv2.HoughLines()**. Los parámetros de esta función son la imagen binaria, la distancia mínima entre dos puntos de la línea, la resolución en radianes de la distancia, y el umbral para la detección de la línea.

Se dibujan las líneas detectadas en la imagen original utilizando la función **cv2.line()**. La posición y la orientación de cada línea se obtienen a partir de los parámetros **rho** y **theta** devueltos por la transformada de Hough.

Se guarda la imagen segmentada utilizando la función **cv2.imwrite()** y se muestra la imagen utilizando la biblioteca PIL de Python.

Cabe destacar que el código está diseñado para detectar líneas, no círculos u otras formas geométricas. Además, es importante ajustar los parámetros de la función **cv2.HoughLines()** para obtener una detección óptima de las líneas en la imagen.

Se suma las matrices binarias de todas las imágenes y luego se aplica otro umbral para obtener la imagen final segmentada. En la matriz final, los valores 1 representan los píxeles segmentados en al menos la mitad de las imágenes.



Figura 8. Resultado de las sumatorias de las imágenes segmentadas.

CONCLUSIONES

La segmentación de imágenes médicas permite aislar regiones de interés con el fin de lograr una clasificación precisa de una enfermedad o detección de anomalías. Al evaluar el rendimiento individual de cada técnica de segmentación se han obtenido los siguientes resultados:

	Precisión	Sensibilidad	Especificidad
Umbralización global interactiva	0.125	1.0	0.005
Umbralización adaptativa	0.0	0.0	0.997
Detección de bordes interactiva	0.124	1.0	0.0004
Detección de bordes basada en el operador Sobel	0.124	1.0	0.0007
Transformada de Hough	0.0	0.0	0.999

Tabla 1. Resumen de resultados obtenidos

Según los datos obtenidos, se puede concluir que la técnica de segmentación mediante umbralización global interactiva es la que tiene la mejor sensibilidad (1.0), lo que significa que es capaz de detectar la mayoría de los objetos de interés. Sin embargo, su especificidad (0.005) es muy baja, lo que indica que también detecta muchos

objetos que no son de interés. Por otro lado, la técnica de segmentación mediante umbralización adaptativa tiene una alta especificidad (0.997), lo que significa que es capaz de detectar la mayoría de los objetos que son de interés, pero su sensibilidad es muy baja (0.0).

Las técnicas de segmentación mediante detección de bordes (interactiva y basada en el operador Sobel) tienen una sensibilidad del 1.0, lo que indica de nuevo que son capaces de detectar la mayoría de los objetos de interés, pero su especificidad es muy baja (0.0004 y 0.0007 respectivamente). Finalmente, la técnica de segmentación mediante la transformada de Hough tiene una especificidad muy alta (0.999), pero su sensibilidad es muy baja (0.0). Por tanto y en resumen, cada técnica de segmentación tiene fortalezas y debilidades específicas en cuanto a sensibilidad y especificidad.

- [6] Y. Chen, X. Wang, W. Xie, X. Zhou, and L. Zhu, "A Novel Circle Detection Method Based on Hough Transform for Infrared Thermal Images," *Sensors*, vol. 20, no. 13, p. 3715, 2020. doi: 10.3390/s20133715.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Chatterjee, R., Das, A., Chakraborty, A. B., & Dey, D. (2019). Efficient femur contour detection in X-ray images using modified Hough transform. *Multimedia Tools and Applications*, 78(6), 6691-6718. doi: 10.1007/s11042-018-6931-7
- [2] Kaur, H., & Singh, K. (2014). Medical image segmentation using edge detection approach based on Sobel operator. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 5(1), 130-132.
- [3] Liu, X., Wu, J., Yu, S., Wang, Y., Chen, L., & Yang, J. (2018). Interactive Graph Cut Based Segmentation with Shape Priors for Medical Images. *Journal of Medical Systems*, 42(3), 46. <https://doi.org/10.1007/s10916-018-0914-4>
- [4] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, "Contour detection and hierarchical image segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, no. 5, pp. 898-916, May 2011.
- [5] S. Osher, N. Paragios, L. Vese, "A Level Set Formulation for Interactive Image Segmentation", *International Journal of Computer Vision*, 2003.