

Segmentación Automática y Medición de Altura Vertebral en Imágenes de Tomografía Computarizada usando Métodos Adaptativos y PCA

TOMÁS CASTILLO¹

¹Pontificia Universidad Católica de Chile (e-mail: toms.castilloe@uc.cl)

ABSTRACT La segmentación automática de imágenes médicas permite identificar y analizar regiones de interés, como los cuerpos vertebrales, que son esenciales para el diagnóstico de fracturas de compresión. Este artículo presenta un enfoque automatizado para la segmentación de vértebras en cortes sagitales de tomografías computarizadas (CT), utilizando umbralización adaptativa, segmentación basada en Chan-Vase, y técnicas de watershed. Además, se desarrollaron métodos para medir la altura de las vértebras empleando tanto una dirección pies-cabeza como un análisis de componentes principales (PCA) en la dirección de máxima variabilidad. Estos resultados demuestran la viabilidad de un sistema de segmentación automático que permite la evaluación estructural de las vértebras, proporcionando una herramienta de soporte para el diagnóstico médico y contribuyendo al desarrollo de software libre en el campo de la salud.

INDEX TERMS Segmentación automática, Tomografía computarizada (CT), Fractura de compresión vertebral, Umbralización adaptativa, Chan-Vase, Watershed, Altura vertebral, aAálisis de componentes principales (PCA).

I. INTRODUCCIÓN

EN el área de imágenes médicas es posible encontrarse con distintos tipos de procesamiento para analizar órganos o región de interés (ROI), una de las más importantes es la segmentación. La segmentación tiene que ver con como recortamos la región de interés para una posterior interpretación y/o procesamiento. Esta herramienta nos permite identificar aislar áreas de una imagen para, en relación al proyecto que se está realizando, aplicar criterios diagnósticos que se ocupen para identificar fracturas de compresión de cuerpos vertebrales. Al menos dos tercios de pacientes con fracturas de compresión vertebral (VCFs) son diagnosticados incidentalmente [5]. Los pacientes sintomáticos pueden presentar dolor de espalda y fractura tal que se demuestra en radiografías, y ocurre más comúnmente entre T8 y L4. [5]. Los VCF sintomáticos a menudo conducen a lesiones espinales graves, dolor, deformidad de la columna, disminución de la movilidad y disminución de la función pulmonar, y puede aumentar el riesgo de mortalidad en relación a la edad. Para disminuir esta carga, La prevención y el manejo basados en evidencia son esenciales [6].

Para ello, el presente artículo da cuentas del avance en el proyecto enfocado en reconocer las fracturas de vertebras de

imágenes de tomografías computarizadas (CT). En una edición anterior, se comentó sobre la segmentación manual de las imágenes a través de distintos cortes en el eje coronal para luego hacer una interpolación mediante B-Splines para crear la curva que se escoge con puntos de forma manual. Después, se presentó una actualización de esto, en donde fue posible deslizarse a través de distintos corte, seleccionando puntos en cada uno de ellos y pudiendo crear superficies que finalmente generaron figuras tridimensionales de las vertebras para su posterior análisis.

Así, en esta edición se propone una implementación completamente automática de las vertebras en un corte seleccionado para ahora la vista sagital. Se decide cambiar a una vista coronal pues en la inspección de las imágenes analizadas en este trabajo se ven pequeños cizallamientos o “peñizcos” que solo se pueden apreciar en este tipo de vista.

Este tipo de softwares es importante en la industria pues permite al personal médico poder realizar inspecciones y sacar diagnóstico médicos en la evaluación de alguna ROI segmentando esta zona para aplicar otros algoritmos para la evaluación de parámetros clínicos importantes para dar declaraciones concluyentes en el proceso de evaluación de pacientes [2]. Incluso permite ser de ayuda para la docencia

médica misma [1]. Además de que se podría aportar a los softwares de libre desarrollo debido a que la implementación se realizó en un lenguaje de gratis uso como lo es Python [4]. A continuación se detalla el proceso de desarrollo y utilización del programa.

II. MÉTODOS

Los datos utilizados fueron entregados por el curso, en donde se nos entregaron dos carpetas con archivos de imágenes tipo DICOM de dos pacientes, el primero tenía alrededor de 611 archivos mientras que el segundo 711. Para lograr una segmentación totalmente automática y precisa, se realizaron varias operaciones de segmentación seguidas, a continuación se explicarán en orden respectivo cada una de ellas.

A. SEGMENTACIÓN DE UMBRAL ADAPTATIVA

Primeramente se realizó una segmentación adaptativa tal que mediante un umbral inicial y ajustes iterativos se refina localmente el límite entre las regiones de hueso y no-hueso. Este proceso es particularmente útil cuando la intensidad de los píxeles no es uniforme en toda la imagen debido a variaciones de densidad ósea, ruidos o artefactos. Para esto nos guiamos por lo propuesto por Zhang [7].

Entonces, primero la umbralización inicial se encontró para cada paciente de forma heurística. Luego, la iteración adaptativa, en otras palabras el ajuste local del umbral se realiza tal que primero se identifican los bordes de la región de hueso mediante dilatación binaria y la resta de la región binaria actual. Esto genera una máscara con los píxeles en el borde de la región segmentada. Posteriormente, para cada píxel (x,y) de los píxeles detectados, se define una ventana de tamaño $(2 \cdot w + 1) \times (2 \cdot w + 1)$ centrada en el píxel, en donde w es el tamaño de la ventana. Luego, se calcula la media de intensidad de esa ventana tal que:

$$\mu_{local} = \frac{1}{|W|} \sum_{x',y' \in W} Imagen(x',y')$$

Donde W es el número de píxeles de la ventana. Posteriormente, se actualiza el estado binario del píxel (x,y) en función de si su valor es mayor o igual a μ_{local} . Finalmente, se utiliza el crecimiento de regiones para garantizar que la segmentación solo mantenga la región ósea conectada más grande, eliminando así posibles artefactos o regiones desconectadas. Para esto, se emplea un etiquetado de componentes conectados. Primero se etiqueta cada componente conectado en la imagen binaria identificando regiones de píxeles contiguos con intensidad igual a 1. Luego, se selecciona la región con mayor área utilizando el siguiente funcional.

$$C_L = \arg \max_k \left\{ (x,y) | label(x,y) = k \right\}$$

Donde k es el índice de cada componente conectado. Finalmente, la máscara binaria resultante corresponde a la región ósea segmentada como se aprecia en la Figura 1.

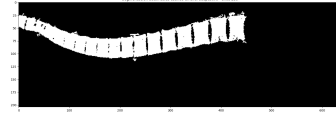


FIGURA 1: Imagen de segmentación de umbral de media adaptativa aplicada en corte sagital del paciente 2.

B. SEGMENTACIÓN CHAN-VASE, UN CASO PARTICULAR DE MUMFORD-SHAH

En la investigación para la implementación de contornos activos se investigó sobre el funcional Mumford-Shah y se encontró un caso particular inspirado en este funcional llamado Chan-Vase. Las diferencias clave con el modelo de Chan-Vese son un término adicional que penaliza el área encerrada y una simplificación adicional en la que la función a tramos suavizada que representa la aproximación de el problema de minimización de la imagen original, solo puede tomar dos valores [3]. Esta segmentación tiene la siguiente expresión matemática:

$$\begin{aligned} \arg \min_{c_1, c_2, C} & \mu Length(C) + \nu Area(inside(C)) \\ & + \lambda_1 \int_{inside(C)} |f(x) - c_1|^2 dx \\ & + \lambda_2 \int_{outside(C)} |f(x) - c_2|^2 dx \end{aligned}$$

Donde C es el contorno de un conjunto cerrado y c_1, c_2 son los valores de u dentro y fuera de C respectivamente. El primer término controla la regularidad penalizando la longitud. El segundo término penaliza el área encerrada por C para controlar su tamaño. El tercer y cuarto términos penalizan la discrepancia entre el modelo constante por partes u y la imagen de entrada f . Al encontrar un minimizador local de este problema, se obtiene una segmentación como la mejor aproximación constante por partes de dos fases u de la imagen f . Entonces, para la aplicación de esta técnica en nuestro caso, se utilizó la implementación de la librería de `skimage.segmentation.morphological_chan_vese()`.

C. SEGMENTACIÓN BASADA EN TRANSFORMADA DE DISTANCIA Y ALGORITMO DE WATERSHED

Posterior a lo anterior, se realiza la segmentación de regiones en la imagen resultante del procedimiento anterior en función de su distancia al borde más cercano (utilizando la transformada de distancia) y luego aplica el algoritmo de watershed, el cual es efectivo para identificar y etiquetar regiones conectadas.

Entonces, el método primero parte generando una máscara binaria para enfocar la segmentación en regiones específicas de la imagen de CT, aislando las áreas de interés. La inversión de la máscara binaria permite centrarse en la estructura de interés (vértebras) y facilita la segmentación posterior. Luego, se calcula la distancia de cada píxel en la ROI al borde más cercano, creando un mapa donde los valores más

altos indican los centros de las regiones. Matemáticamente, la transformada de distancia para un píxel p se define como:

$$d(p) = \min_{q \in B} ||p - q||$$

Donde B representa los píxeles del borde. Esta operación permite obtener una imagen donde los centros de las regiones tienen valores altos, como se ve en la Figura 2, lo que facilita la identificación de los "peaks" de cada región.

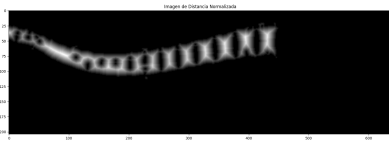


FIGURA 2: Imagen de transformada de la distancia de máscara de segmentación de imagen original del paciente 2.

Una vez calculada y normalizada, la transformada de distancia, se aplica un umbral para identificar los peaks de las regiones. Para ello se binariza la imagen en una escala de grises de valores entre 0 a 255 y se busca en su histograma de forma heurística un valor de umbral que permita que nos quedemos con los valores de mayor intensidad o los denominados peaks. Estos peaks representan los centros de las ROI, que luego serán usados como marcadores en el algoritmo de watershed. Posteriormente, Se detectan los contornos en la imagen umbralizada, que representan los centros de las regiones de interés. Estos contornos se utilizan para crear los marcadores necesarios para el algoritmo de watershed. Cada contorno es asignado a una región distinta en la imagen de marcadores, que se inicializa como una matriz vacía de enteros.

Finalmente, se aplica el algoritmo de watershed, que permite segmentar las diferentes regiones delimitadas por los contornos detectados. Los marcadores actúan como semillas que crecen hasta los límites de las regiones, separando así las distintas áreas de la imagen. Matemáticamente, el algoritmo de watershed clasifica cada píxel de la imagen en función de la proximidad a los marcadores, propagándose desde los centros hasta los bordes más cercanos.

D. MEDICIÓN DE ALTURAS DE PIES-CABEZA Y ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA)

Para la medición de altura de pies-cabeza, se mide la altura de cada región segmentada en la dirección vertical (pies-cabeza), también conocida como eje de coordenadas y . La altura se calcula en función de los valores máximos y mínimos de las coordenadas y dentro de cada región segmentada, posteriormente se lleva a longitudes físicas multiplicando por el valor que viene indicado en las imágenes .dicom.

Y para la medición utilizando PCA calcula la altura en la dirección de máxima variabilidad. Para ello, primero, se organiza cada punto en coordenadas (x,y) como filas de

una matriz, luego se aplica PCA a los puntos, obteniendo las proyecciones sobre el primer componente principal, que corresponde a la dirección de mayor variación. La altura en esta dirección se calcula como la diferencia entre el valor máximo y mínimo de estas proyecciones y se realiza el mismo procedimiento para llevarlo a longitudes físicas que lo mencionado anteriormente.

III. RESULTADOS

En este apartado se mostrará imágenes de la paciente - 1 y 2. Lo que se observa a continuación son, la segmentación de columna de las imágenes originales y las mediciones de altura en donde se muestran las vertebrae segmentadas por separado. La escala de grises refleja las alturas en relación a las vertebrae segmentadas, además el valor de cada una está etiquetada en rojo sobre estas.

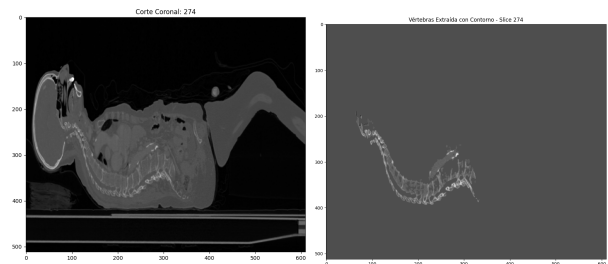


FIGURA 3: Imagen de origen del corte sagital del paciente 1 y la segmentación de sus vertebrae.

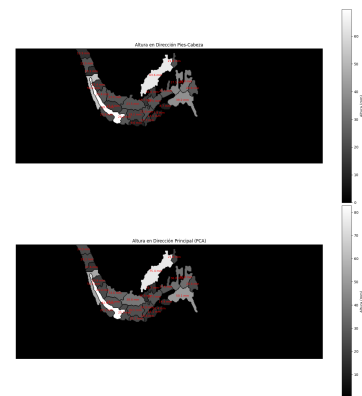


FIGURA 4: Gráficos de alturas en utilizando dirección de pies-cabeza y PCA para vertebrae segmentadas del paciente 1.

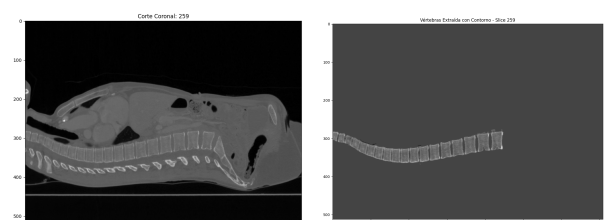


FIGURA 5: Imagen de origen del corte sagital del paciente 2 y la segmentación de sus vertebrae.

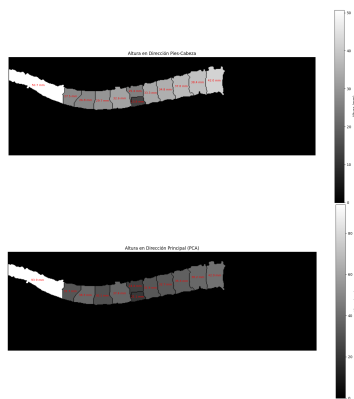


FIGURA 6: Gráficos de alturas en utilizando dirección de pies-cabeza y PCA para vertebras segmentadas del paciente 2.

IV. DISCUSIÓN

De momento, se logró de buena forma segmentar de la imagen original de un corte sagital vertebras de interés de forma automática, de tal forma que fue posible obtener la figura de las vertebras para cualquier análisis cualitativo o cuantitativo que se pueda realizar para el diagnóstico de pacientes. Algo a destacar de la segmentación es que esta permite adquirir características claves para la identificación de vertebras con fracturas, como se aprecia en los fragmentos faltantes de las últimas vertebras de la Figura 5. Luego estos trozos faltantes también se mantienen en las máscaras binarias que se generan para la medición de las alturas en la Figura 6.

A pesar de que fue posible extraer de la imagen original la ROI de las vertebras, se evidencia que la segmentación a través del algoritmo de watershed presenta errores como se ve en la Figura 6 en donde hay una vertebra partida en dos. Asimismo, se presenta una unión de muchas vertebras al lado izquierdo de ambas Figuras, siendo también un error de ajuste de parámetros del algoritmo. En los dos casos principalmente se debe a la elección heurística del umbral para la binarización de la imagen previo al ingreso al algoritmo, acá se debiese ser más minucioso en la búsqueda del corte para el umbral o buscar un método de automatización de este proceso haciéndolo adaptativo de algún modo. De todas formas, se aprecian los valores de las alturas en ambas formas de medición en las vertebras que se pudieron segmentar de manera adecuada.

Algo evidente de comentar es el cambio en la escala de grises entre la Figura 6, en donde en la segunda se ve más oscura la gráfica debido al alto valor que toma la parte que no se segmento bien al lado izquierdo con tono blanco. A pesar de esto, observando y analizando los trozos segmentados de forma correcta, se aprecia que los valores difieren a partir de donde se empieza a curvar la columna, es decir cuando las vertebras toman otras posiciones que no son con respecto al plano paralelo al eje x de la imagen, lo que concuerda con

como funciona el PCA.

Finalmente, para las Figuras 3 y 4 se puede hacer un análisis análogo a lo anterior pero con mayor error debido a problemas con la segmentación y los valores de umbral para la binarización en el algoritmo de watershed, dando de nuevo esta observación sobre buscar una solución a esto para mejorar el programa.

V. CONCLUSIÓN

El desarrollo de un sistema de segmentación automática para la identificación y análisis de vértebras en imágenes de tomografía computarizada ha mostrado ser eficaz para evaluar la estructura ósea y medir la altura de las vértebras de manera precisa. Las técnicas de umbralización adaptativa, Chan-Vase y watershed permitieron aislar adecuadamente las vértebras, mientras que la medición de alturas mediante las direcciones pies-cabeza y PCA proporcionó datos útiles para el diagnóstico y la investigación de fracturas de compresión. Este sistema, implementado en Python, es accesible y puede integrarse en el software de diagnóstico médico o docencia, permitiendo un análisis detallado sin necesidad de intervención manual. Como trabajo futuro, se plantea la posibilidad de adaptar el sistema para una extracción 3D de las vertebras y mejorar la precisión de las mediciones en diferentes resoluciones de CT, además de implementar algún algoritmo de binarización adaptativa utilizando el histograma de las imágenes binarizadas para poder lograr mayor precisión.

VI. REFERENCIAS

- [1] I. Calvo Bragado *et al.*, “Estudio comparativo de software de segmentación y postprocesado de imágenes médicas para impresión 3d en docencia médica,” 2023.
- [2] A. A. G. Flores, A. M. Buesaquillo, D. I. A. Rios, *et al.*, “La importancia crucial de la imageneologia en el diagnóstico de patología craneales avances tecnológico y contribuciones clínicas,” *Tesla Revista Científica*, vol. 4, no. 1, e323–e323, 2024.
- [3] P. Getreuer, “Chan-veze segmentation,” *Image Processing On Line*, vol. 2, pp. 214–224, 2012.
- [4] F. J. Marín Marín *et al.*, “Segmentación de imágenes médicas en software libre,” 2015.
- [5] J. McCARTHY and A. Davis, “Diagnosis and management of vertebral compression fractures,” *American family physician*, vol. 94, no. 1, pp. 44–50, 2016.
- [6] P. C. Parreira, C. G. Maher, R. Z. Megale, L. March, and M. L. Ferreira, “An overview of clinical guidelines for the management of vertebral compression fracture: A systematic review,” *The Spine Journal*, vol. 17, no. 12, pp. 1932–1938, 2017.
- [7] J. Zhang, C.-H. Yan, C.-K. Chui, and S.-H. Ong, “Fast segmentation of bone in ct images using 3d adaptive thresholding,” *Computers in biology and medicine*, vol. 40, no. 2, pp. 231–236, 2010.

VII. ANEXO

El siguiente repositorio tiene el código del software hecho.