

Segmentación automática de la vena cava inferior en imágenes ecográficas en modo M

D. Chaparro-Victoria¹, A. Campos-Saenz de Santamaría^{2,3}, S. Crespo-Aznarez^{2,3},
L. Esterellas-Sánchez², V. Garcés-Horna^{2,3}, M. Sánchez-Marteles^{2,3},
J. P. Martínez^{4,3,5}, V. Monasterio¹, J. Rubio-Gracia^{2,3,6}, A. Alcaine¹

¹ Grupo CoMBA, Universidad San Jorge, Villanueva de Gállego (Zaragoza), España, dchaparro@usj.es

² Servicio de Medicina Interna, Hospital Clínico Universitario “Lozano Blesa” de Zaragoza, Zaragoza, España.

³ Instituto de Investigación Sanitaria de Aragón (IIS Aragón), Zaragoza, España.

⁴ Grupo BSICoS, Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón (I3A), Universidad de Zaragoza, Zaragoza, España.

⁵ CIBER de Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN), Madrid, España.

⁶ Facultad de Medicina, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, España.

Resumen

La congestión venosa sistémica (CVS) es un factor crítico en pacientes con insuficiencia cardíaca e insuficiencia renal, lo que se conoce como síndrome cardiorenal (SCR). El protocolo VExUS (Venous Excess Ultrasound grading System) representa un avance significativo en la evaluación de la CVS mediante el empleo de la ecografía a pie de cama. El primer paso del protocolo consiste en la determinación del diámetro máximo de la vena cava inferior (VCI) en imágenes ecográficas en modo M, una tarea que actualmente se realiza de forma manual. En este trabajo se propone un método automático de segmentación y caracterización de la VCI. Para su evaluación se disponen de 20 imágenes pertenecientes a 13 pacientes con SCR. El diámetro máximo obtenido a partir de la segmentación de la VCI se compara con el registrado durante la práctica clínica. Los resultados muestran un error medio de $-0,015 \pm 0,318$ cm, con una correlación de Spearman de $\rho_s = 0,850$ y un coeficiente de Lin de $\rho_c = 0,864$. Por tanto, el método propuesto permite una evaluación razonablemente precisa del diámetro máximo de la VCI dentro del contexto del protocolo VExUS.

1. Introducción

Las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte a nivel global, con 17,9 millones de fallecimientos en 2019, representando el 32 % de la mortalidad mundial [1]. Entre estas, la insuficiencia cardíaca (IC) es de las más prevalentes. Con el envejecimiento de la población y el aumento de la esperanza de vida, la incidencia de la IC sigue en aumento, siendo la principal causa de hospitalización en mayores de 65 años y representando entre el 2 % y el 3 % del gasto sanitario español; además de suponer la primera causa de ingreso en los servicios de medicina interna [2].

La IC es una enfermedad compleja en la que múltiples vías fisiopatológicas se activan con el objetivo de lograr una readaptación para compensar la disfunción cardíaca producida por las múltiples etiologías capaces de afectar al miocardio [3, 4, 5]. La congestión venosa sistémica (CVS) se considera un factor clave para el manejo de la IC, al haberse demostrado su papel relevante en la fisiopatología y en el

pronóstico, especialmente en pacientes en los que coexisten la IC y la insuficiencia renal, lo que se conoce como síndrome cardiorenal (SCR) [3, 6].

Los pacientes con SCR presentan una gran complejidad, especialmente en casos graves donde la exploración física o la realización de controles analíticos convencionales pueden resultar insuficientes para poder establecer un diagnóstico preciso y adaptar el tratamiento [7, 8]. Recientemente, Beaubien-Souligny W. *et al.* [9, 10] propusieron un nuevo protocolo ecográfico a pie de cama denominado VExUS (Venous Excess Ultrasound grading System) para mejorar la cuantificación de la congestión en pacientes con SCR, fundamentado en el análisis de los diferentes patrones venosos observados mediante ecografía Doppler pulsada en tres venas abdominales (venas suprahepáticas, vena porta y venas renales lobares).

Estimar la presión auricular derecha (PAD) constituye el primer paso del protocolo VExUS; para ello se utiliza la ecografía en modo M de la vena cava inferior (VCI) y se establece un punto de corte de 2 cm para el diámetro anteroposterior máximo de la VCI que indica una PAD elevada. En la práctica clínica, los especialistas realizan la medición del diámetro máximo con la herramienta de anotación disponible en el propio ecógrafo en base a su propia experiencia, por lo tanto, es un proceso que no está exento de error y que presenta una alta variabilidad inter-observador.

En este trabajo presentamos un método de segmentación automatizado para la medición del diámetro máximo de la VCI a partir de imágenes ecográficas en modo M. Para ello, se emplean técnicas de tratamiento y procesamiento de imagen adaptadas al problema; el diámetro obtenido se compara con valores clínicos de referencia para validar los resultados.

2. Materiales

Para el desarrollo y la validación del sistema automático se registró un conjunto de 20 imágenes correspondientes a 13

pacientes con SCR ingresados en el Servicio de Medicina Interna del Hospital Clínico Universitario “Lozano Blesa” de Zaragoza (Zaragoza, España) con diagnóstico de insuficiencia cardíaca aguda o insuficiencia cardíaca crónica descompensada. La edad media de los pacientes es de $85,24 \pm 5,72$ años, el 62% son mujeres, el 85% padecen hipertensión arterial, el 31% padecen diabetes mellitus y el promedio de la fracción de eyección del ventrículo izquierdo es de $46,89 \pm 14,08\%$. Para cada paciente se registraron entre 1 y 3 imágenes, correspondientes a alguno/s o todos los momentos clave de la hospitalización (ingreso, control y alta). Las imágenes se adquirieron utilizando un ecógrafo portátil Philips Lumify con sonda abdominal y se exportaron en formato DICOM.

3. Métodos

Las imágenes se leyeron con la ayuda de un paquete de código abierto escrito en lenguaje Python y desarrollado por nuestro grupo¹. Posteriormente, se procesaron las imágenes con el algoritmo de segmentación descrito a continuación (Figura 1).

3.1. Preprocesado

Partiendo de la imagen inicial (Figura 2a), se realiza una ecuación de su histograma para maximizar el contraste sin perder información estructural. Seguidamente, se aplica un filtro bilateral [11] con el objetivo de reducir el ruido presente en la imagen, mientras se preservan los bordes.

Sea \mathbf{I} la imagen en escala de grises ecualizada, S el conjunto de posibles posiciones en la imagen y \mathbf{p}, \mathbf{q} posiciones de píxeles, el filtro bilateral se define como:

$$BF[\mathbf{I}]_{\mathbf{p}} = \frac{1}{W_p} \sum_{\mathbf{q} \in S} G_{\sigma_s}(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) G_{\sigma_r}(\mathbf{I}_{\mathbf{p}} - \mathbf{I}_{\mathbf{q}}) \mathbf{I}_{\mathbf{q}}, \quad (1)$$

donde G_{σ} denota un filtro Gaussiano bidimensional y W_p es un factor de normalización. La región S (tamaño del kernel) se define como una región cuadrada de tamaño $l \times l$, donde:

$$l = \left\lfloor \frac{\lfloor \sqrt{n^2 + m^2} \cdot 0,02 \rfloor}{\sqrt{2}} \right\rfloor, \quad (2)$$

siendo n y m el número de píxeles en el eje vertical y horizontal de la imagen, respectivamente, y $\lfloor \cdot \rfloor$ el operador redondeo al entero más próximo. Los valores de σ_s y σ_r se obtienen como:

$$\begin{aligned} \sigma_s &= \left\lfloor \frac{l}{2} \right\rfloor \\ \sigma_r &= \lfloor 0,35 \cdot \sigma_{\mathbf{I}} \rfloor, \end{aligned} \quad (3)$$

donde $\sigma_{\mathbf{I}}$ representa la varianza de \mathbf{I} , y $\lfloor \cdot \rfloor$ el operador redondeo al entero inferior. Los valores de los parámetros utilizados en las Ecuaciones 2 y 3, 0,02 y 0,35, se han obtenido empíricamente.

A partir de las imágenes suavizadas, se binarizan con un umbral adaptativo usando el método de Otsu [12]. Después, se

¹<https://zenodo.org/records/12749178>

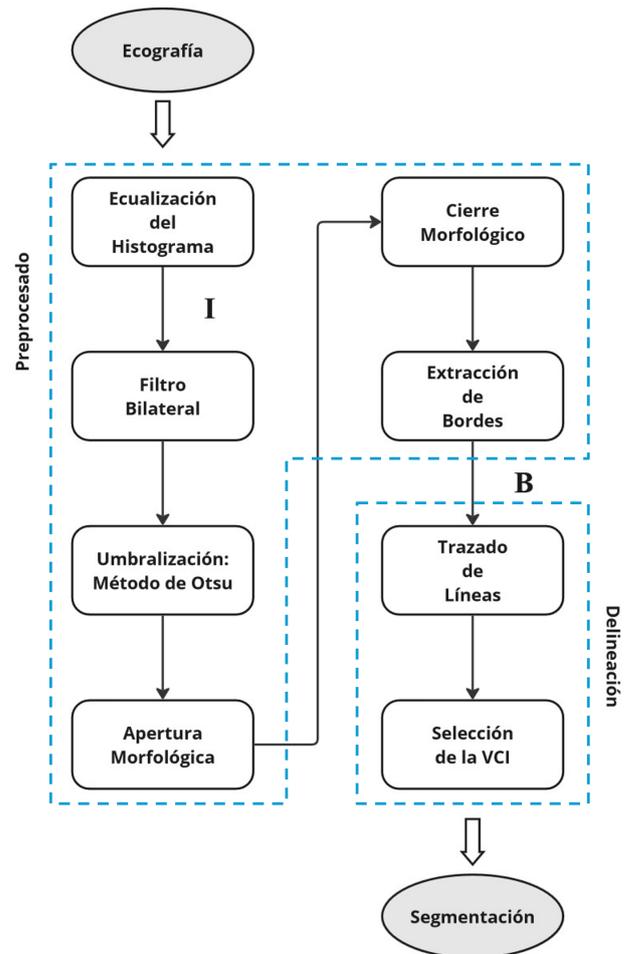


Figura 1. Sistema de segmentación propuesto.

realizan dos operaciones morfológicas, la primera de apertura, haciendo uso de un elemento estructural en forma de cruz de tamaño 3×3 , y la segunda de cierre empleando un elemento estructural de tamaño 5×1 para dar continuidad a los objetos en la dirección horizontal, que es aquella en la que se representa la VCI en la imagen ecográfica en modo M.

Finalmente, se extraen los bordes de las componentes conexas resultantes (Figura 2b) restando a la máscara binaria su versión erosionada haciendo uso de un elemento estructural en forma de cruz de tamaño 3×3 y multiplicando el resultado por el gradiente en dirección vertical. Este proceso permite definir con un valor positivo aquellos cambios de intensidades (bordes) que representan un paso de negro a blanco (pared superior de la VCI) y con un valor negativo un cambio de blanco a negro (pared inferior de la VCI).

3.2. Delineación

El algoritmo propuesto persigue trazar las líneas candidatas a ser pared de la VCI, píxel a píxel, a partir de las imágenes obtenidas en el paso anterior. Sea \mathbf{B} una matriz de tamaño $n \times m$, $\ni n, m \in \mathbb{N}$, donde cada píxel se identifica por las coordenadas $x, y \in \mathbb{N} \ni x = \{0, \dots, m\}, y = \{0, \dots, n\}$, y que representa los bordes identificados con su signo de la imagen binarizada. Sea entonces $\mathbf{b}_j = [b_{j,0}, b_{j,1}, \dots, b_{j,n}]^T, j \in$

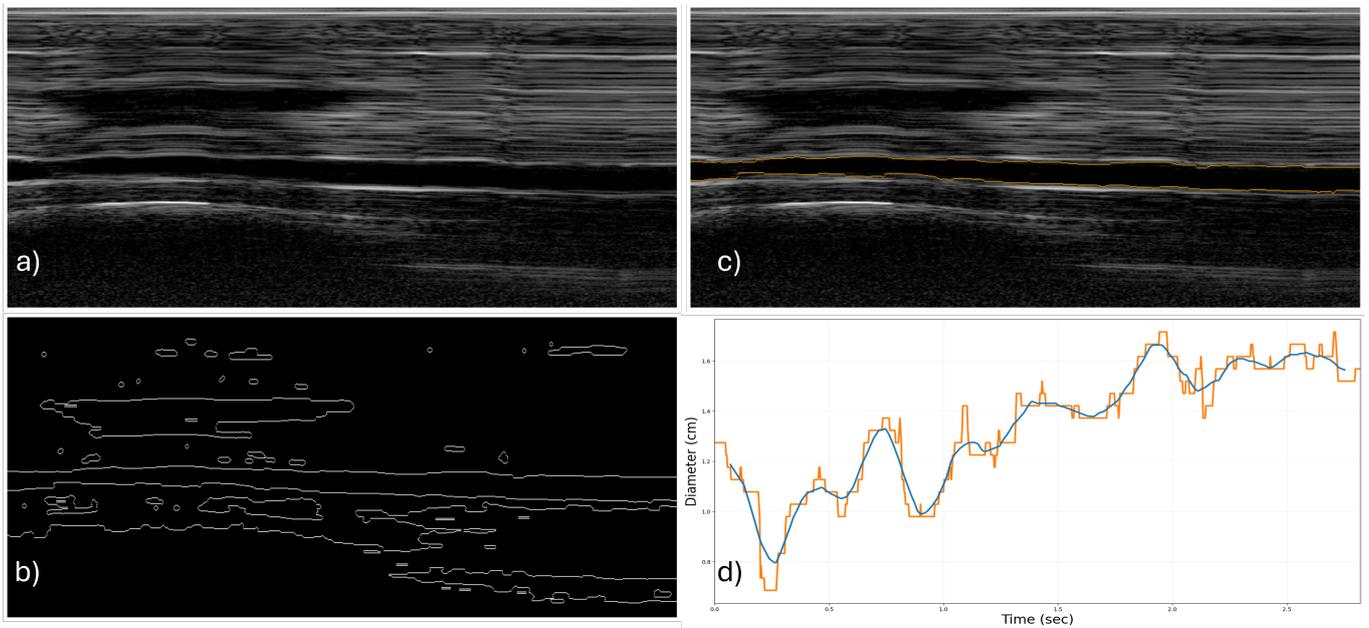


Figura 2. Pasos de la segmentación y extracción de medidas: a) ecografía en modo M, b) identificación de bordes, c) segmentación de la VCI, d) perfiles de anchuras, con suavizado (en azul) y sin suavizado (en naranja).

$\mathbb{N} \ni 0 \leq j \leq m$, el vector columna que representa la j -ésima columna de la matriz **B**. Entonces, para el trazado de líneas candidatas se siguen los siguientes pasos:

1. Comenzando en la columna $j = 0$ y un conjunto vacío de líneas identificadas, $l_1 = \phi$.
2. Se identifican la coordenada de las filas, y_i , que verifican que el elemento $b_{j,y_i} \neq 0, i \in \mathbb{N} \ni 0 \leq i \leq n$. Cada pareja de coordenadas (j, y_i) representa el píxel inicial de la i -ésima línea candidata l_{c_i} .
3. Para cada l_{c_i} se localiza la coordenada de las filas, y_a , con $a = \{y_i - r, \dots, y_i + r\}, a, r \in \mathbb{N}$, que verifica que $\text{signo}(b_{j+1,y_a}) = \text{signo}(b_{j,y_i}) \wedge \min_a(|y_i - y_a|)$, donde $r = 5$. Este proceso se repite para cada valor de j hasta que no se encuentra una y_a que cumpla la condición o $j = m + 1$ (fin de la imagen).
4. Al conjunto de líneas identificadas, l_1 , se añadirán aquellas líneas candidatas, l_{c_i} , que tengan una longitud superior al 50 % del tamaño horizontal de la imagen, descartándose las demás.

Este proceso se realiza también con la imagen volteada en el eje horizontal, resultando en un conjunto de líneas, l_2 , de derecha a izquierda. Por lo tanto, el conjunto de líneas candidatas finales se construye como:

$$l = l_1 \cup l_2 \quad (4)$$

El conjunto l se reordena de forma creciente tomando como índice para la ordenación la coordenada y del píxel inicial de cada línea y se eliminan las líneas redundantes.

Finalmente, sea $u \in \mathbb{N}$ el número de líneas encontradas y $(0, y_p), p \in \mathbb{N} \ni 0 \leq p \leq u$, las coordenadas de los

píxeles iniciales de la línea l_p dentro del conjunto l ordenado, se localiza el par de líneas que verifica que positivo = $\text{signo}(b_{0,y_p}) \neq \text{signo}(b_{0,y_{p+1}}) = \text{negativo}$. El par de líneas (l_p, l_{p+1}) representa la segmentación de la VCI (Figura 2c).

3.3. Extracción de medidas

A partir de la segmentación, se registra la distancia en píxeles entre las paredes de la VCI (superior e inferior), para todos los instantes de tiempo posibles. Estos valores se multiplican por la resolución espacial de la imagen para obtener el perfil de anchuras de la segmentación (Figura 2d).

Adicionalmente, se extrae una versión suavizada de este perfil con un filtro de media móvil de longitud:

$$w = \left\lceil \frac{t_d \cdot 0,05}{\Delta_x} \right\rceil \quad (5)$$

donde t_d representa la duración de los datos, Δ_x es la resolución temporal de la imagen y $\lceil \cdot \rceil$ el operador redondeo al entero más próximo. El valor del parámetro utilizado, 0,05, ha sido elegido empíricamente.

La distancia máxima presente en el perfil de anchuras (ya sea suavizado o no) representa el diámetro máximo de la VCI.

3.4. Protocolo de evaluación

Los diámetros máximos obtenidos con la segmentación automática (ya sea de los perfiles suavizados o no) se compararon con las medidas del diámetro máximo de la VCI obtenidas durante la práctica clínica mediante el uso de la herramienta de medición del software del ecógrafo. Este error se expresa en media \pm desviación estándar. Para calcular el nivel de correspondencia entre estas las medidas se utilizaron la correlación de Spearman, ρ_s y el coeficiente de concordancia de Lin, ρ_c .

4. Resultados

Las imágenes disponibles muestran una resolución temporal de $0,003 \pm 0,001$ s/píxel y una resolución espacial (en profundidad) de $0,040 \pm 0,006$ cm/píxel.

Los valores de error y correlaciones obtenidos se muestran en la Tabla 1.

	Error (cm)	ρ_s	ρ_c
<i>Sin suavizado</i>	$-0,015 \pm 0,318$	0,850	0,864
<i>Con suavizado</i>	$0,082 \pm 0,291$	0,879	0,879

Tabla 1. Media del error \pm desviación estándar; correlación de Spearman, ρ_s , y coeficiente de concordancia de Lin, ρ_c , entre las medidas clínicas y los diámetros máximos del perfil de la VCI, con y sin suavizado.

El tiempo medio de procesado para las imágenes fue de $0,235 \pm 0,034$ s/imagen, en un PC con sistema operativo Windows 11, un procesador Intel® Core™ i5-10210U a 2.11 GHz y con 16 GB de RAM.

5. Discusión

Este trabajo presenta un método de segmentación automático de la VCI para calcular su diámetro máximo en imágenes ecográficas en modo M, en el contexto del protocolo VExUS. Actualmente, dicha medida se obtiene de forma manual durante la práctica clínica, y su precisión depende de las herramientas de medida del ecógrafo y de la experiencia del facultativo.

El error cometido por el método automático haciendo uso de la versión sin suavizado del perfil de anchuras está por debajo de la resolución espacial (en profundidad) media de las imágenes, siendo menor a un píxel en la imagen (véase Tabla 1). El uso de la versión suavizada reduce la desviación estándar del error a costa de un mayor sesgo (del orden de dos píxeles en la imagen). Sin embargo, la versión suavizada mejora tanto la correlación de Spearman como el coeficiente de Lin.

El tiempo de procesado medio es compatible la posible integración del algoritmo dentro de una herramienta para trabajar en tiempo real en la práctica clínica.

La principal limitación de este trabajo es el reducido número de imágenes disponibles. Por otra parte, la obtención del diámetro máximo de la VCI durante la práctica clínica no está libre de error y, por tanto, no debería considerarse como “gold standard” para determinar la precisión en la segmentación de la VCI. En el futuro se incluirán anotaciones manuales realizadas por expertos para una evaluación más precisa y más pacientes para asegurar la generalización del método.

6. Conclusiones

El método propuesto es capaz de identificar y segmentar la VCI así como de calcular su diámetro máximo con una precisión menor a la resolución espacial disponible con una alta

correlación con las medidas clínicas, siendo factible su uso para la caracterización de la CVS en pacientes con SCR en el contexto del protocolo VExUS.

Agradecimientos

Este trabajo se ha financiado parcialmente por el Departamento de Ciencia, Universidad y Sociedad del Conocimiento del Gobierno de Aragón (España) (Grupos de investigación B07_23R, T39_23R y T71_23D) y también por el proyecto PID2022-139143OA-I00 financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por FEDER, UE.

Referencias

- [1] “Página web de la Organización Mundial de la Salud.” [Disponible en: [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))]. (Consultada: Julio 2024).
- [2] D. Farmakis, J. Parissis, J. Lekakis and G. Filippatos, “Acute heart failure: Epidemiology, risk factors, and prevention,” *Revista Española de Cardiología (English Edition)*, vol. 68, pp. 245–248, March 2015.
- [3] C. Ronco, M. Haapio, A. A. House et al., “Cardiorenal syndrome,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 52, pp. 1527–1539, November 2008.
- [4] S. Samoni, F. Husain-Syed, S. De Rosa and C. Ronco, “Cardio-pulmonary-renal interactions,” *Giornale italiano di nefrologia*, vol. 34, pp. 162–177, March 2017.
- [5] A. Kazory and U. Elkayam, “Cardiorenal interactions in acute decompensated heart failure: Contemporary concepts facing emerging controversies,” *Journal of Cardiac Failure*, vol. 20, pp. 1004–1011, December 2014.
- [6] J. F. Gnanaraj, S. Von Haehling, S. D. Anker et al., “The relevance of congestion in the cardio-renal syndrome,” *Kidney International*, vol. 83, pp. 384–391, March 2013.
- [7] J. Rubio-Gracia, B. G. Demissei, J. M. ter Maaten et al., “Prevalence, predictors and clinical outcome of residual congestion in acute decompensated heart failure,” *International Journal of Cardiology*, vol. 258, pp. 185–191, May 2018.
- [8] D. A. Morrow, E. J. Velazquez, A. D. Devore et al., “Clinical outcomes in patients with acute decompensated heart failure randomly assigned to sacubitril/valsartan or enalapril in the pioneer-hf trial,” *Circulation*, vol. 139, pp. 2285–2288, May 2019.
- [9] W. Beaubien-Souligny, P. Rola, K. Haycock et al., “Quantifying systemic congestion with point-of-care ultrasound: development of the venous excess ultrasound grading system,” *The Ultrasound Journal*, vol. 12, pp. 12–16, December 2020.
- [10] P. Rola, F. Miralles-Aguiar, E. Argai et al., “Clinical applications of the venous excess ultrasound (vexus) score: conceptual review and case series,” *The Ultrasound Journal*, vol. 13, pp. 13–32, December 2021.
- [11] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images,” in *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271)*, pp. 839–846, Bombay, 07 January 1998.
- [12] N. Otsu, “A threshold selection method from gray-level histograms,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, pp. 62–66, January 1979.