

Trabajo Fin de Máster

Desarrollo y Evaluación de un Método de
Segmentación Automatizado para la Vena Cava
Inferior en Imágenes de Ultrasonido en Modo M

Development and Evaluation of an Automated
Segmentation Method for the Inferior Vena Cava in
M-mode Ultrasound Images

Autor/es

David Chaparro Victoria

Director/es

Alejandro Alcaine Otín

Ponente

Juan Pablo Martínez Cortés

Titulación del autor

Máster en Ingeniería Biomédica

FACULTAD DE ARQUITECTURA E INGENIERÍA

2024

Resumen

La congestión venosa sistémica (CVS) es un factor crítico en pacientes con insuficiencia cardíaca (IC) e insuficiencia renal, lo que se conoce como síndrome cardiorrenal (SCR). La congestión es la principal causa de ingreso hospitalario por IC aguda descompensada, subrayando la necesidad urgente de mejorar su comprensión y manejo. El protocolo Venous Excess Ultrasound grading System (VExUS) representa un avance significativo en la evaluación de la CVS mediante el empleo de la ecografía a pie de cama. Sin embargo, la implementación de este protocolo enfrenta desafíos técnicos, entre los cuales, la determinación con precisión del diámetro máximo de la vena cava inferior (VCI) es el primero de ellos.

Se propone la segmentación y caracterización de la VCI de forma automática, a través de un algoritmo de preprocesado y segmentación de imágenes ecográficas en modo M de la VCI. Las imágenes se suavizan usando un filtro bilateral y son binarizadas. Los bordes detectados se procesan para identificar los pares correspondientes a las paredes de la VCI.

La muestra de imágenes se compone de 55 exploraciones pertenecientes a 25 pacientes con SCR, procedentes del departamento de Medicina Interna del Hospital Clínico Universitario Lozano Blesa (HCULB) de Zaragoza.

Para la evaluación del método se dispone de la medida del diámetro máximo de la VCI registrado durante la práctica clínica y la segmentación manual de la VCI realizada por 3 expertos del HCULB.

Los resultados muestran que, para la obtención del diámetro máximo, el error cometido por el método automático con respecto a las anotaciones ($0,105 \pm 0,231$ cm) mejora a las anotaciones clínicas ($0,114 \pm 0,234$ cm). La correlación y concordancia de las segmentaciones obtenidas con las anotaciones manuales, $\rho_s = 0,931$ y $\rho_c = 0,878$, demuestran la validez del método, avalado también por un alto valor del coeficiente de Dice-Sørensen (DSC), comprendido entre 0,91 – 0,92. Los valores medios de correlación y concordancia entre los anotadores, $\rho_s = 0,953$ y $\rho_c = 0,960$, muestran una baja variabilidad inter-observador, lo que garantiza la robustez de los resultados obtenidos.

El método propuesto ha demostrado un elevado grado de precisión en la identificación de la VCI.

Abstract

Systemic venous congestion (SVC) is a critical factor in patients with heart failure (HF) and renal failure, known as cardiorenal syndrome (CRS). Congestion is the main cause of hospital admission for acute decompensated HF, highlighting the urgent need to improve its understanding and management. The Venous Excess Ultrasound grading System (VEXUS) protocol represents a significant advancement in the evaluation of SVC through bedside ultrasound. However, the implementation of this protocol faces technical challenges, among which the precise determination of the maximum diameter of the inferior vena cava (IVC) is the foremost.

The proposed approach involves the automatic segmentation and characterization of the IVC through a preprocessing and segmentation algorithm of ultrasound images in M-mode of the IVC. The images are smoothed using a bilateral filter and binarized. The detected edges are processed to identify the pairs corresponding to the walls of the IVC.

The sample of images consists of 55 scans belonging to 25 CRS patients from the Internal Medicine Department of the Hospital Clínico Universitario Lozano Blesa (HCULB) in Zaragoza.

The evaluation of the method makes use of the maximum diameter measurement of the IVC recorded during clinical practice and the manual segmentation of the IVC performed by three experts from HCULB.

The results show that for obtaining the maximum diameter, the error made by the automatic method compared to the annotations ($0,105 \pm 0,231$ cm) improves over the clinical annotations ($0,114 \pm 0,234$ cm). The correlation and concordance of the segmentations obtained with the manual annotations, $\rho_s = 0,931$ and $\rho_c = 0,878$, demonstrate the validity of the method, also supported by a high value of the Dice-Sørensen coefficient (DSC), ranging between $0,91 - 0,92$. The average values of correlation and concordance among the annotators, $\rho_s = 0,953$ and $\rho_c = 0,960$, show low inter-observer variability, ensuring the robustness of the obtained results.

The proposed method has demonstrated a high degree of accuracy in the identification of the IVC.

Agradecimientos

A la luz que me ilumina, Alba, porque nunca ha dejado de creer en mí

A mi director, Alejandro, por su confianza y tesón

David



Trabajo enmarcado dentro del proyecto de investigación "*DEVCONHEART: Desarrollo de herramientas computacionales para la mejora del diagnóstico, pronóstico y manejo de la insuficiencia cardíaca congestiva*" (Proyecto PID2022-139143OA-I00 financiado por MICIU/AEI/ 10.13039/501100011033 y por FEDER/UE).

Índice general

Resumen	I
Abstract	II
Agradecimientos	III
Índice general	IV
Índice de tablas	VI
Índice de figuras	VIII
Listado de acrónimos	X
1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Insuficiencia cardíaca	1
1.2.1. Síndrome cardiorenal	1
1.2.2. Detección y diagnóstico	2
1.2.3. Ecografía a pie de cama	2
1.2.4. Protocolo VExUS	3
1.3. Captación de imagen médica	4
1.3.1. Principios físicos de la ecografía	4
1.3.2. Modo M de la vena cava inferior	5
1.3.3. Segmentación de imagen médica	6
1.4. Objetivo del trabajo	6
1.5. Descripción del documento	6

2. Metodología	7
2.1. Materiales	7
2.1.1. Obtención de imágenes ecográficas	8
2.1.2. Muestra disponible	9
2.2. Desarrollo de la herramienta	10
2.2.1. Preprocesado	10
2.2.2. Segmentación de la vena cava inferior	12
2.2.3. Extracción de medidas	15
2.3. Protocolo de evaluación	16
3. Resultados	17
3.1. Características de las imágenes	17
3.2. Evaluación del cálculo del diámetro máximo de la vena cava inferior	17
3.3. Evaluación de la segmentación	19
3.4. Estudio de la variabilidad inter-observador	22
4. Discusión	24
4.1. Diámetro máximo de la vena cava inferior	24
4.2. Segmentación automática contra manual	25
4.3. Variabilidad entre anotadores	25
4.4. Limitaciones	26
5. Conclusiones	28
6. Líneas futuras	30
Referencias	31
A. Abstract aceptado en el congreso Computing in Cardiology	37

Índice de tablas

2.1. Número de imágenes comunes disponibles entre la base de datos clínica (Clínico) y las segmentaciones de los anotadores (anotador 1: A1, anotador 2: A2, anotador 3: A3)	10
3.1. Características de las mediciones: media \pm desviación estándar (rango). Auto: sistema de segmentación automático, AAA (All Annotators Average): promedio de los diferentes anotadores, A1, A2, A3: segmentaciones de los expertos por separado, Clínico: apunte manual realizado en la base de datos clínica.	17
3.2. Media \pm desviación estándar del error de los perfiles de la VCI sin y con suavizado para la comparación de el método de segmentación automático (Auto) y los valores de la base de datos clínica (Clínico) contra el promedio de los tres anotadores expertos (AAA).	18
3.3. Media \pm desviación estándar del error del diámetro máximo medido sobre los perfiles de la VCI sin y con suavizado para las comparaciones entre el método automático (Auto) o la base de datos clínica (Clínico) y los diferentes expertos anotadores (A1, A2 y A3).	19
3.4. Valores de la correlación de Spearman, ρ_s , para los para valores máximos medidos sobre los perfiles de la VCI sin suavizado (parte triangular superior) y con suavizado (parte triangular inferior). p -valor $\leq 0,05$	19
3.5. Valores del coeficiente de concordancia de Lin, ρ_c , para valores máximos medidos sobre los perfiles de la VCI sin suavizado (parte triangular superior) y con suavizado (parte triangular inferior). p -valor $\leq 0,05$	19
3.6. Características de las mediciones: media \pm desviación estándar (rango). Métodos: sistema de segmentación automático (Auto), promedio de los diferentes anotadores (All annotators average - AAA), sus segmentaciones por separado (A1, A2, A3) . . .	20
3.7. Media \pm desviación estándar del error del diámetro medido sobre los perfiles de la VCI sin y con suavizado para las comparaciones entre el método automático (Auto), el promedio de todos los anotadores (AAA) y los diferentes expertos anotadores (A1, A2 y A3).	21

3.8. Valores de correlación de Spearman, ρ_s , y coeficiente de concordancia de Lin, ρ_c , del diámetro del perfil de la VCI sin suavizado y con suavizado	21
3.9. Media \pm desviación estándar del coeficiente de Dice-Sørensen (CDS) del método automático y los distintos anotadores.	22
3.10. Media \pm desviación estándar del error medido entre los perfiles de la VCI de cada par de anotadores.	22
3.11. Media \pm desviación estándar del error medido entre los perfiles de la VCI de cada anotador y el resto.	23
3.12. Valores de la correlación de Spearman, ρ_s (parte triangular superior) y de la correlación de Lin, ρ_c (parte triangular inferior)	23

Índice de figuras

1.1. Resumen del protocolo VExUS. Imagen obtenida de <i>www.Pocus101.com</i>	3
1.2. Imagen ecográfica en modo M	5
2.1. Imágenes de ultrasonido adquiridas durante el protocolo VExUS: a) Vena Cava Inferior en su apertura con la vena suprahepática, b) Flujo Doppler de la vena suprahepática, c) Flujo Doppler de la vena porta y d) Flujo Doppler de los vasos interlobares renales.	9
2.2. Ejemplo de transformación de una imagen a lo largo del preprocesado con identificación positiva de la VCI: a) modo M recortado, b) filtrada, c) umbralizada y d) tras las operaciones morfológicas	12
2.3. Ejemplo de transformación de una imagen a lo largo del preprocesado con identificación confusa de la VCI: a) modo M recortado, b) filtrada, c) umbralizada y d) tras las operaciones morfológicas	12
2.4. Contorno de una línea distorsionada (en blanco) por un artefacto en la imagen. Se muestra la delineación en sentido positivo (en azul), en sentido negativo (en naranja) y la interpolación entre los puntos discordantes (en morado) para obtener la unión de las líneas	14
2.5. Pasos de la segmentación: a) identificación de bordes, b) trazado de líneas, c) suma de líneas y d) selección de las paredes de la VCI	15
3.1. Diagramas de Bland-Altman de los errores del diámetro máximo sobre el perfil de la VCI sin suavizado (fila superior) y con suavizado (fila inferior) : a) Auto vs. AAA, b) Clínico vs. AAA y c) Auto vs. Clínico.	18
3.2. Valores máximos medidos sobre el perfil de la VCI sin suavizado (fila superior) y con suavizado (fila inferior) indicando la recta unidad indicada en color gris: a) Auto vs. AAA, b) Clínico vs. AAA y c) Auto vs. Clínico.	20
3.3. Diagramas de Bland-Altman de los errores del diámetro medido sobre el perfil de la VCI sin suavizar (a) y suavizado (b) para la comparación entre el método automático y el promedio de los tres anotadores expertos.	21

3.4. Valores del diámetro del perfil de la VCI sin suavizar (a) y suavizado (b), indicando la recta unidad indicada en color gris.	22
4.1. Casos de fallo en la segmentación.	26

Listado de acrónimos

DSC	coeficiente de Dice-Sørensen
CVS	congestión venosa sistémica
HCULB	Hospital Clínico Universitario Lozano Blesa
IC	insuficiencia cardíaca
PAD	presión auricular derecha
POCUS	Point-Of-Care UltraSounds
SCR	síndrome cardiorrenal
US	ultrasonidos
VCI	vena cava inferior
VExUS	Venous Excess Ultrasound grading System

Capítulo 1

Introducción

1.1 Motivación

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 personas 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].

1.2 Insuficiencia cardíaca

La IC se caracteriza por la incapacidad del corazón para bombear una cantidad adecuada de sangre que satisfaga las necesidades del cuerpo. Es una enfermedad altamente 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 el miocardio [3, 4, 5].

La congestión venosa sistémica (CVS), entendida como el incremento de las presiones de llenado telediastólicas del ventrículo izquierdo, y el consiguiente incremento de la presión venosa central, se ha considerado tradicionalmente como la consecuencia de la claudicación del gasto cardíaco [6], durante principios del siglo XXI, la CVS se ha convertido en la gran protagonista de la IC, al haberse demostrado su implicación ya no solo pronóstica, si no por su papel clave en la fisiopatología, especialmente en pacientes en los que coexisten la IC y la insuficiencia renal, lo que se conoce como síndrome cardiorrenal (SCR) [3, 7].

1.2.1 Síndrome cardiorrenal

El SCR se define como una interacción bidireccional compleja entre el corazón y el riñón, actualmente existe un esfuerzo creciente por redefinir los subtipos de SCR según los mecanismos fisiopatológicos [8]. La CVS es un factor hemodinámico que promueve el deterioro de la función renal en pacientes con insuficiencia cardíaca aguda descompensada [9]. Esta comorbilidad se asocia con un mayor riesgo de mortalidad cardiovascular [10]. Una de las principales consecuencias del empeoramiento de la función renal es la génesis de remodelación cardíaca, produciendo alteraciones en la recaptación de calcio por el retículo sarcoplásmico. Esta prolongación del transitorio de calcio cito-

sólido aumenta la duración del potencial de acción y promueve la aparición de posdespolarizaciones tardías, lo que puede desencadenar arritmias, favorecidas aún más por anomalías de conducción vinculadas a la fibrosis y el agrandamiento en corazones hipertrofiados [11]. Por el contrario, la hipoxia y el bajo gasto cardíaco en la IC crónica pueden causar un daño renal crónico permanente.

1.2.2 Detección y diagnóstico

Los pacientes con SCR suponen un reto para los profesionales médicos debido a la gran complejidad que presentan, 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. [12, 13].

En este sentido, y con el objetivo de mejorar en la atención médica prestada a los pacientes con SCR, durante los últimos años se han desarrollado diferentes herramientas clínicas que pretenden complementar a la exploración física, a fin de poder disponer de una información más detallada que permita aproximar de una manera más real el estado congestivo del paciente y actuar en consecuencia a la hora de ajustar el tratamiento. Entre las diferentes herramientas, se encuentran, por ejemplo, el uso de biomarcadores sanguíneos, como el CA125 [14, 15], o el uso de técnicas ecográficas a pie de cama [16, 17].

1.2.3 Ecografía a pie de cama

Los ecógrafos portátiles, o también llamados equipos POCUS (Point-Of-Care UltraSounds), proporcionan imágenes para la guía diagnóstica y de procedimientos. Son utilizados por el facultativo, en el punto de atención y en tiempo real, lo que permite una correlación directa con los signos y síntomas del paciente [18]. Están a su vez integrados en la rutina clínica y contribuyen a aumentar la rapidez de los diagnósticos y la precisión de los procedimientos, así como a disminuir los costes generales [19]. Estos equipos destacan por su versatilidad para utilizarse en diversos entornos médicos, incluidas intervenciones de emergencia, unidades de cuidados intensivos, clínicas ambulatorias y entornos prehospitalarios. Las aplicaciones comunes incluyen ecografías cardíacas, abdominales, torácicas, vasculares o musculoesqueléticas.

La ecografía clínica a pie de cama ha supuesto una verdadera revolución en el acto médico durante la última década, debido fundamentalmente al desarrollo tecnológico y la posibilidad de disponer de equipos portátiles que permiten responder a preguntas sencillas generadas durante la exploración médica. En el campo de la IC, por ejemplo, el análisis de la presencia de congestión pulmonar mediante la detección de líneas B pulmonares ha permitido mejorar el pronóstico de los pacientes de manera ambulatoria [20]; o el análisis de la morfología de la vena cava inferior (VCI) como marcador indirecto del incremento de la presión en la aurícula izquierda, presenta valor pronóstico y se usa de manera rutinaria en la atención de pacientes con IC aguda [21].

Una de sus limitaciones, más allá de factores técnicos, es que la precisión y calidad de la imagen obtenida depende de la habilidad y experiencia del propio operador. Por ello, los médicos que usan

POCUS generalmente reciben capacitación y certificación específica para garantizar la competencia en la realización e interpretación de la prueba.

1.2.4 Protocolo VExUS

Dentro de cualquier sistema vascular venoso, el volumen adicional asociado con factores congestivos alcanzará eventualmente el límite superior de capacidad venosa sistémica, causando un rápido aumento de las presiones venosas. Se han propuesto varios marcadores de las presiones asociadas a este proceso, incluyendo la evaluación de grandes venas (cava, yugular interna), así como la detección de formas de onda venosa anormales en la vena porta, venas hepáticas y venas renales [22]. Todos estos marcadores se han asociado con consecuencias adversas de la hipertensión venosa, tanto en contextos agudos como crónicos [23, 24, 25, 26]. Sin embargo, todos ellos tienen limitaciones significativas que pueden dificultar su utilidad clínica cuando se interpretan de forma aislada [27, 28, 29].

Recientemente, y con el objetivo de mejorar la cuantificación de la congestión en pacientes con SCR, Beaubien-Souligny W. *et al.* [30, 31] propusieron un nuevo protocolo ecográfico a pie de cama denominado VExUS, 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), previa evaluación del diámetro observado en la VCI. Este protocolo permite discernir entre un empeoramiento de la función renal transitorio de origen congestivo y un verdadero deterioro de la función renal provocado por el avance del SCR. El resumen del protocolo se muestra en la Figura 1.1:

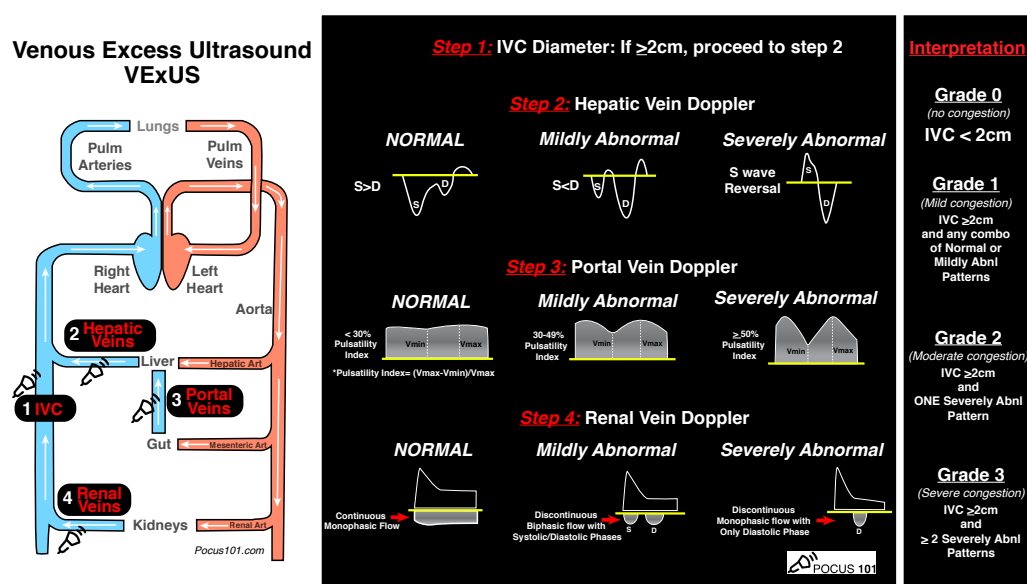


Figura 1.1: Resumen del protocolo VExUS. Imagen obtenida de www.Pocus101.com

Desde su introducción en 2020, el protocolo VExUS ha atraído una atención significativa, reflejo de la búsqueda continua de los especialistas por herramientas objetivas para la evaluación del grado de congestión, como lo demuestra el hecho de que el artículo original haya sido citado más de 300

veces hasta la fecha [32]. A pesar de las perspectivas prometedoras de este protocolo, se necesita más investigación para superar sus limitaciones, que incluyen aspectos técnicos relacionados con la variabilidad inter-observador, variabilidad anatómica del paciente, calidad del equipo ecográfico, etc. Por tanto, se requiere de mayor evidencia para incluirlo en un protocolo de valoración de pacientes con SCR [33].

1.3 Captación de imagen médica

La imagen médica juega un papel fundamental en el diagnóstico y seguimiento del SCR, en el que las ecografías de corazón y riñón se emplean en el protocolo habitual, tanto para diagnóstico como para su empleo como guía en múltiples procedimientos intervencionistas.

1.3.1 Principios físicos de la ecografía

La ecografía es una técnica de imagen basada en la emisión y recepción de ondas sonoras, con una frecuencia superior al límite de audición humano, conocidas como ultrasonidos (US). Es una técnica no invasiva, con la ventaja de no emitir radiaciones ionizantes.

El generador del ecógrafo transmite un pulso eléctrico de bajo voltaje que produce una vibración del cristal piezoeléctrico del transductor y la transmisión de un haz de US de corta duración. El US se propaga dentro del paciente y es parcialmente reflejado y transmitido por los tejidos con los que se encuentra. La energía reflejada regresa al transductor y produce vibraciones en el cristal piezoeléctrico que son transformadas en corriente eléctrica y posteriormente procesadas para transformarse en imágenes. [34]

La impedancia acústica (z) es el grado de resistencia que ofrecen los tejidos al ser atravesados por el sonido, y se expresa matemáticamente como:

$$z = v \cdot d, \quad (1.1)$$

donde v es la velocidad de propagación de la onda de US, constante en los tejidos, y d es la densidad del medio. Mientras dos materiales presenten la misma impedancia acústica, el sonido progresa a través de la interfase sin reflejarse. En cambio, si existe diferencia, se producirá una reflexión que puede ir desde un eco débil, cuando es pequeña, a una reflexión completa del ultrasonido cuando es grande.

La imagen se obtiene mediante el procesamiento de los haces de US reflejados por las distintas interfases tisulares y estructuras corporales. Existen diferentes modos de representación de la imagen:

- Modo A (amplitud): solo muestra datos de una línea del haz de US.
- Modo M (movimiento): también conocido como tiempo-movimiento y empleado en ecocardiografía y sistema vascular.
- Modo B (brillo): obtiene una imagen bidimensional en tiempo real.

- **Modo Doppler:** se basa en el cambio de frecuencia del sonido al chocar la onda acústica con una interfase en movimiento.

Entre los factores que pueden afectar a la calidad de la imagen resultante se encuentran: la resolución espacial, resolución temporal, resolución de contraste, rango dinámico, ganancia, ruido acústico, ruido electrónico y presencia de armónicos.

1.3.2 Modo M de la vena cava inferior

Estimar la presión auricular derecha (PAD) constituye el primer paso del protocolo VEXUS. La ecografía modo M de la VCI (véase Figura 1.2) se utiliza para evaluar la PAD en pacientes que respiran de manera espontánea. El principio subyacente es que un vaso pequeño que colapsa al inspirar sugiere una PAD normal, mientras que uno grande indica una PAD elevada [35]. El protocolo VEXUS adopta un punto de corte de 2 cm para el diámetro anteroposterior máximo de la VCI para indicar una PAD elevada. Dado que la colapsabilidad está influenciada por la fuerza y el estado ventilatorio de cada individuo, emplear el diámetro como parámetro principal es una elección lógica. Aunque este criterio es un punto de partida práctico, existen factores como la dilatación basal de la VCI en atletas de resistencia, la presión abdominal o la superficie corporal, que han de tenerse en cuenta antes de sacar conclusiones [36].

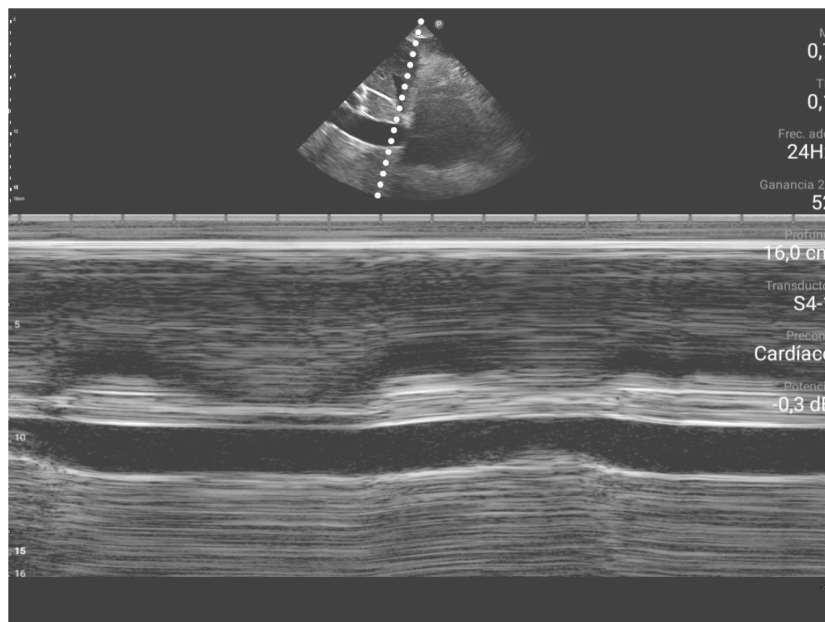


Figura 1.2: Imagen ecográfica en modo M

En la práctica clínica los especialistas visualizan la imagen a través de un software dedicado, ya sea en la pantalla del propio ecógrafo o en un equipo distinto, y realizan la medición del diámetro máximo con una herramienta de anotación disponible en el propio software. La decisión del punto de la imagen que muestra el mayor diámetro se hace atendiendo a la experiencia y criterio del operador.

1.3.3 Segmentación de imagen médica

La segmentación es un problema fundamental en el análisis de imágenes médicas. Consiste en extraer automáticamente objetos/regiones significativas de toda la imagen para ayudar a caracterizar la anatomía o el evento de interés, con el objetivo de mejorar el diagnóstico [37]. Este tipo de técnicas sustituyen a una segmentación manual que consume mucho tiempo y es propensa a la variabilidad intra- e inter-observador [37, 34]. Las técnicas de segmentación de imágenes varían desde el filtrado y umbralizado [34, 38], algoritmos basados en el crecimiento de regiones o watershed [39, 40], análisis de textura [41], basados en atlas [42], hasta enfoques de aprendizaje profundo, siempre y cuando el número de muestras y referencias sea lo suficientemente grande [43, 44]. El uso de estas técnicas para la segmentación de imágenes en ecografía puede mejorar la precisión diagnóstica y reducir la variabilidad humana [34, 45], reducir errores en el diagnóstico y permitir la adquisición de nuevos conocimientos a través del análisis de grandes cantidades de datos [46].

1.4 Objetivo del trabajo

Este trabajo propone el desarrollo y la evaluación de un método de segmentación automatizado de la VCI en imágenes de ultrasonido en modo M, con el objetivo de mejorar la reproducibilidad y objetividad de la primera fase del protocolo VEXUS.

1.5 Descripción del documento

El resto del documento se organiza en las siguientes secciones:

Capítulo 2: Metodología

Introduce los materiales utilizados en este trabajo fin de máster, así como la descripción del algoritmo de segmentación desarrollado y el protocolo de evaluación de este.

Capítulo 3: Resultados

Presenta los resultados obtenidos evaluando diferentes dimensiones del sistema desarrollado, desde el nivel de eficacia del método automático, la precisión en la medida de los diámetros máximos de la VCI comparándolo con segmentaciones manuales realizadas por expertos y la base de datos clínica, la correspondencia de la región segmentada de forma automática con la región segmentada por expertos, y, finalmente, el nivel de variabilidad inter-observador de estos.

Capítulo 4: Discusión

Analiza e interpreta los resultados obtenidos, describiéndose tanto las fortalezas como las limitaciones del método de segmentación desarrollado.

Capítulo 5: Conclusiones

Resume las conclusiones derivadas de la realización del trabajo y los resultados obtenidos.

Capítulo 6: Líneas futuras

Se proponen líneas de mejora y se enmarca el trabajo dentro de un proyecto mayor.

Capítulo 2

Metodología

2.1 Materiales

La adquisición de las imágenes ecográficas y los datos clínicos necesarios para el trabajo corresponden a un estudio de cohortes, prospectivo, unicéntrico y sin intervención farmacológica, que se llevará a cabo por los facultativos del servicio de Medicina Interna del Hospital Clínico Universitario Lozano Blesa (HCULB) de Zaragoza entre 2023 y 2025.

La muestra poblacional se compondrá de aquellos pacientes que ingresen en el servicio de Medicina Interna del HCULB con los diagnósticos de insuficiencia cardíaca aguda o insuficiencia cardíaca crónica descompensada, y que cumplan los siguientes criterios de inclusión/exclusión:

Criterios de inclusión:

1. Pacientes con una edad igual o superior a 18 años.
2. Presencia de síntomas y/o signos sugestivos de insuficiencia cardíaca congestiva (edemas, crepitantes, ascitis, ingurgitación venosa yugular).
3. Niveles elevados de péptidos natriuréticos durante las primeras 24 horas de ingreso (NT-proBNP >1000 pg/mL).
4. Ecocardiograma transtorácico realizado durante los 12 meses anteriores o en el mes siguiente a la fecha de inclusión en el estudio.
5. Consentimiento informado por escrito.

Criterios de exclusión:

1. Ingreso procedente de la unidad de cuidados intensivos.
2. Ingreso procedente de la sala de observación de Urgencias, y cuya estancia haya sido igual o superior a 24 horas.
3. Negativa del paciente a participar en el estudio ya sea oral o por ausencia de consentimiento informado por escrito.
4. Dependencia funcional significativa, entendido como aquel que impide acudir a los controles posteriores ambulatorios presenciales.

5. Deterioro cognitivo significativo, entendido como aquel que impide acudir a los controles posteriores ambulatorios presenciales.
6. Trasplante renal, enfermedad renal crónica avanzada (Estadío V según la fórmula CKD-EPI-Creatinina) o pacientes en tratamiento con hemodiálisis o diálisis peritoneal.

La recogida de datos clínicos, analíticos y ecográficos se realizará en tres momentos clave de la hospitalización:

- Ingreso: Definida como el momento de la inclusión en el estudio (primeras 24 horas de ingreso en el servicio de Medicina Interna).
- Control: Definida como el periodo comprendido entre las 48 y 72 horas posteriores al ingreso en el servicio de Medicina Interna.
- Alta: Definida como el periodo comprendido entre las 24 horas previas al alta médica del servicio de Medicina Interna.

Se han establecido las condiciones necesarias para garantizar el cumplimiento de la Ley Orgánica 3/2018 de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales de forma que el acceso a ellos es restringido y únicamente con fines de investigación científica. De esta manera se garantiza la absoluta anonimidad de los pacientes y que los datos no serán utilizados con otro fin que no fuera el de cumplir los objetivos del protocolo clínico aprobado por el Comité de Ética de la Investigación de la Comunidad Autónoma de Aragón el 16 de noviembre de 2022 (código: PI22/481) y a los que este trabajo fin de máster se adhiere.

2.1.1 Obtención de imágenes ecográficas

La exploración ecográfica y obtención de imágenes se llevará a cabo con la sonda sectorial y con el preset abdominal utilizando el ecógrafo portátil Philips Lumify.

El protocolo VEXUS se llevará a cabo por los facultativos del HCULB según el artículo de Beaubien-Souligny W. *et al.* [30, 31]. Las imágenes se almacenarán en el propio dispositivo y serán transferidas posteriormente a un disco duro destinado a dicho fin tras encriptación y anonimizado. El protocolo se considerará adecuado para el estudio cuando se almacenen de manera satisfactoria las siguientes imágenes:

- Plano subxifoideo longitudinal: Imagen ecográfica bidimensional en modo M de la VCI en su apertura con la vena suprahepática (Figura 2.1, panel a) que incluye un vídeo de 10 segundos de duración.
- Plano coronal línea axilar media y posterior:
 - Imagen bidimensional de ultrasonido Doppler pulsado de la vena suprahepática (Figura 2.1, panel b) que incluye un video de 10 segundos de duración.
 - Imagen bidimensional de ultrasonido Doppler pulsado de la vena porta (Figura 2.1, panel c) que incluye un video de 10 segundos de duración

- Imagen bidimensional de ultrasonido Doppler pulsado de vasos interlobares renales (Figura 2.1, panel d) que incluye un video de 10 segundos de duración.

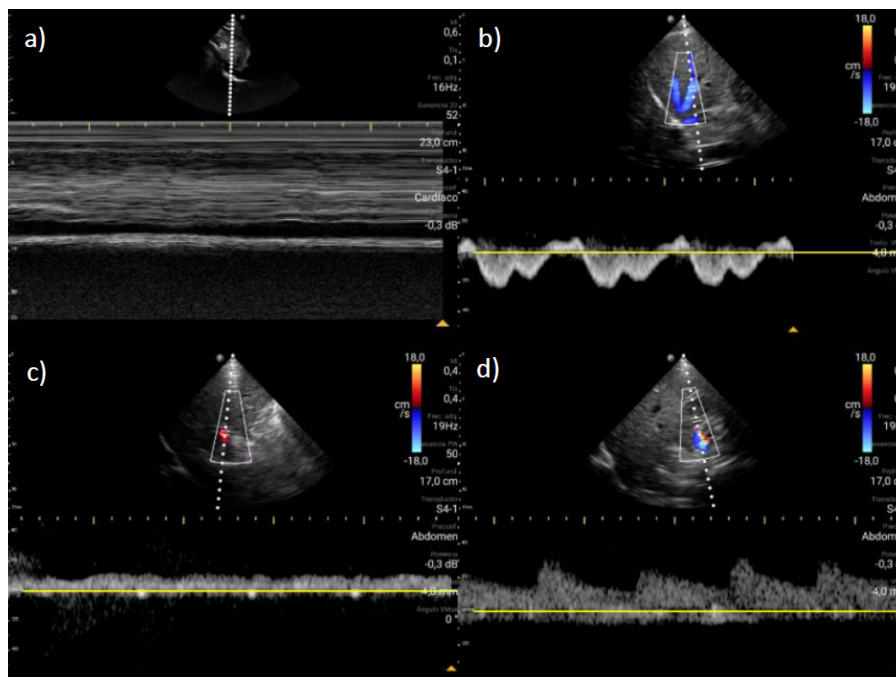


Figura 2.1: Imágenes de ultrasonido adquiridas durante el protocolo VExUS: a) Vena Cava Inferior en su apertura con la vena suprahepática, b) Flujo Doppler de la vena suprahepática, c) Flujo Doppler de la vena porta y d) Flujo Doppler de los vasos interlobares renales.

Las imágenes ecográficas ilustradas en el panel a) de la Figura 2.1, correspondientes al modo M de la VCI, serán usadas para el diseño del sistema de segmentación automática objeto de este trabajo fin de máster.

2.1.2 Muestra disponible

Se dispone de un total de 55 exploraciones ecográficas procedentes de 25 pacientes, con una edad media de 85.52 ± 5.53 años, de los cuales el 48 % son mujeres, 83 % padecen tensión arterial, 30 % padecen diabetes mellitus y la media de la fracción de eyección del ventrículo izquierdo es de 47.05 ± 13.02 %. Cada uno de los pacientes presenta entre 1 y 3 imágenes, correspondientes a alguno/s o todos los momentos clave de la hospitalización mencionados anteriormente (ingreso, control y alta).

Atendiendo al protocolo VEXUS, en esta primera exploración de la VCI, la variable clínica relevante es el diámetro máximo de la VCI, registrada por el clínico responsable de cada una de las exploraciones. En total, se dispone de 51 medidas del diámetro máximo debido a inconsistencias en la base de datos facilitada.

Las imágenes ecográficas en modo M de la VCI han sido segmentadas a mano por 3 facultativos distintos del servicio de Medicina Interna del HCULB de Zaragoza, todos ellos familiarizados con el protocolo VEXUS y experimentados en el diagnóstico con imagen ecográfica. Este proceso se ha

realizado haciendo uso del software MicroDICOM y la herramienta “open curve”, fuera de la práctica clínica habitual favoreciendo una situación de estrés mínimo.

La Tabla 2.1 resume el número de imágenes para las que se tiene tanto el diámetro máximo de la base de datos clínicos como la segmentación manual de un anotador determinado.

n	Clínico	A1	A2	A3
Clínico	51	51	47	43
A1		55	51	46
A2			51	43
A3				46

Tabla 2.1: Número de imágenes comunes disponibles entre la base de datos clínica (Clínico) y las segmentaciones de los anotadores (anotador 1: A1, anotador 2: A2, anotador 3: A3)

El número de imágenes que cuentan con segmentaciones de todos los anotadores y diámetro clínico disponible es de 40. El número de imágenes que cuentan con segmentación de cada anotador es de 43.

2.2 Desarrollo de la herramienta

El desarrollo del software ha sido elaborado completamente en el lenguaje de programación Python, haciendo uso de los paquetes de tratamiento y análisis de datos “NumPY”, “SciPy” y “MatPlotLib”, y el paquete de procesamiento y visualización de imágenes “OpenCV”. La implementación de las soluciones, adaptadas al tipo de imágenes y objetivo particular del trabajo, ha requerido de la creación y programación de algoritmos propios.

2.2.1 Preprocesado

En la etapa de preprocesado se acondiciona las imágenes para facilitar su posterior segmentación. Las exploraciones recibidas se encuentran en formato DICOM. La zona de la imagen que contiene la VCI, la cual es susceptible de ser segmentada, se extrae recortando los bordes de la imagen inicial por una cantidad fija (Figura 2.2 a).

A continuación, se realiza una ecualización del histograma de la imagen para maximizar el contraste sin perder información de tipo estructural. Seguidamente, se aplica un filtro bilateral [47] con el objetivo de reducir el ruido presente en la imagen, mientras se preservan los bordes.

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

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_p - I_q) I_q, \quad (2.1)$$

donde G_σ denota un filtro gaussiano bidimensional y W_p es un factor de normalización:

$$W_p = \sum_{\mathbf{q} \in S} G_{\sigma_s}(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) G_{\sigma_r}(I_p - I_q) \quad (2.2)$$

El filtro se modula por dos parámetros: σ_s , que regula la distancia desde el punto \mathbf{p} sobre la cual actúa el filtro G_{σ_s} y σ_r que regula el rango de intensidad asumible para aplicar el filtro G_{σ_r} . Para este caso particular, la region S (tamaño del kernel) se define como una región cuadrada de tamaño $l \times l$ cuyo tamaño se calcula como un valor proporcional p_l de la diagonal de la imagen:

$$l = \lfloor \frac{\lfloor \sqrt{n^2 * m^2 * p_l} \rfloor}{\sqrt{2}} \rfloor, \quad (2.3)$$

donde n y m son el número de píxeles en el eje vertical y horizontal de la imagen, y $p_l = 0,02$. Si l resulta en un valor par, se utiliza $l + 1$ en su lugar.

Los parámetros σ_s y σ_r se definen en base a un porcentaje p_v la varianza presente en la imagen:

$$\sigma_s = \sigma_r = \lfloor std^2 * p_v \rfloor, \quad (2.4)$$

donde $p_v = 0,35$ y std es la desviación estándar de las intensidades de I .

En este punto, las interfases de la imagen ecográfica se encuentran bien diferenciadas y la región perteneciente a la VCI se distingue con más claridad (Figura 2.2 b). Es ahora cuando se umbraliza la imagen siguiendo el método de Otsu [48], para obtener una imagen binarizada (Figura 2.2 c). Para finalizar el preprocesado, se realizan dos operaciones morfológicas:

- **Apertura:** para eliminar objetos pequeños y líneas finas, a la vez que se conserva la forma y el tamaño de los objetos grandes. Se ha empleado un elemento estructural en forma de cruz de tamaño 3×3 definido de la siguiente forma:

$$E_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

- **Cierre:** para rellenar huecos pequeños. En este caso se ha empleado 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:

$$\mathbf{e}_r^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Tras el preprocesado se dispone de una segmentación preliminar (Figura 2.2 d), en la que las componentes conexas resultantes representan regiones que podrían formar parte de la VCI. En este caso una de estas componentes correspondería a la segmentación de la VCI. Sin embargo, esta correspon-

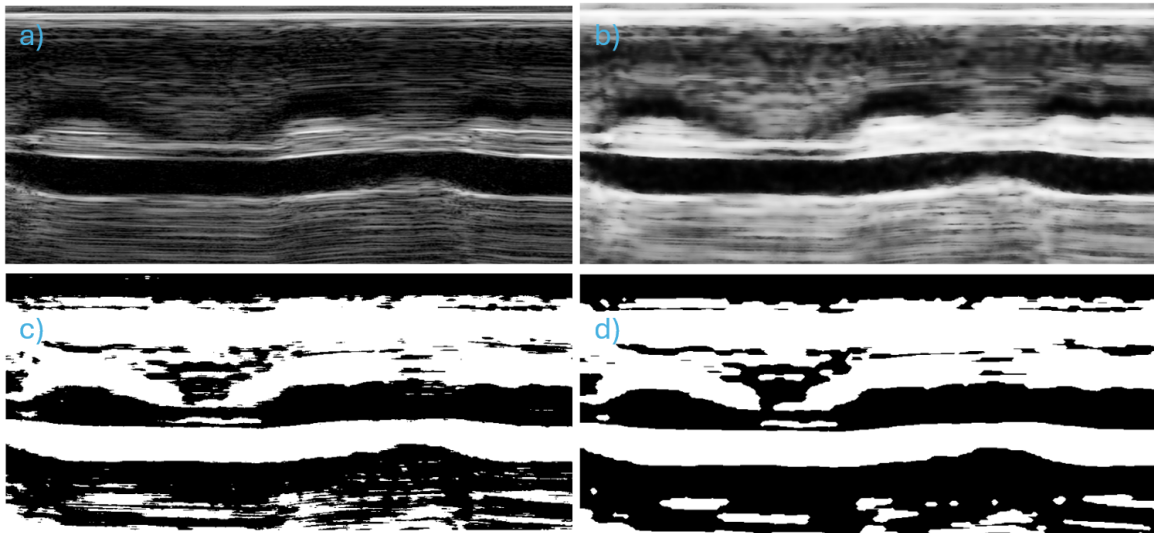


Figura 2.2: Ejemplo de transformación de una imagen a lo largo del pre-procesado con identificación positiva de la VCI: a) modo M recortado, b) filtrada, c) umbralizada y d) tras las operaciones morfológicas

dencia no es siempre directa, como se puede apreciar en la Figura 2.3.

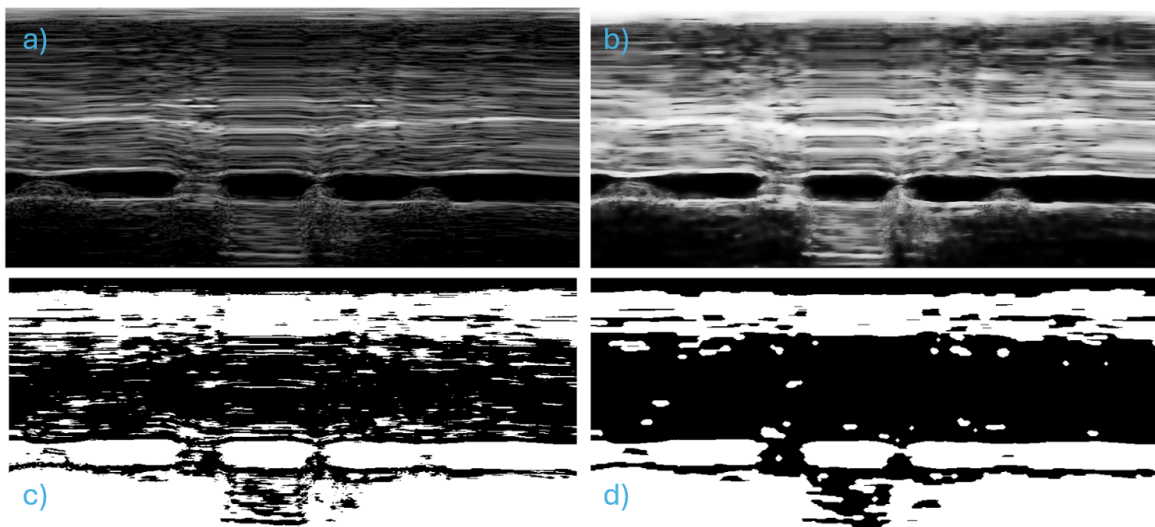


Figura 2.3: Ejemplo de transformación de una imagen a lo largo del pre-procesado con identificación confusa de la VCI: a) modo M recortado, b) filtrada, c) umbralizada y d) tras las operaciones morfológicas

2.2.2 Segmentación de la vena cava inferior

Se propone un algoritmo que persigue trazar las líneas candidatas a ser pared de la VCI píxel a píxel a partir de la imagen binarizada obtenida del paso anterior.

De esta imagen, se extraen los bordes de las componentes conexas restando a la máscara binaria su versión erosionada (proceso morfológico) haciendo uso del elemento morfológico especificado en la ecuación (2.5) 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). Un ejemplo de los bordes obtenidos se puede visualizar en la Figura 2.5 a).

Sea \mathbf{B} una matriz de tamaño $n \times m$, $\ni n, m \in \mathbb{Z}$, donde cada píxel se identifica por las coordenadas $x, y \in \mathbb{Z} \ni x = \{0, \dots, n\}, y = \{0, \dots, m\}$, y que representa los bordes identificados con su signo de la imagen binarizada. Sea entonces $\mathbf{b}_j = [b_{0,j}, b_{1,j}, \dots, b_{n,j}]^T, j \in \mathbb{Z} \ni 0 \leq j \leq m$, el vector columna que representa la j -ésima columna de la matriz \mathbf{B} . Entonces, para el trazado de líneas candidatas se siguen los siguientes pasos:

1. Comenzando en la columna $j = 0$ y un conjunto de líneas identificadas, $l_1 = \phi$.
2. Se identifica la coordenada de las filas, x_i , que verifican que el elemento $b_{x_i,j} \neq 0, i \in \mathbb{Z} \ni 0 \leq i \leq n$. Cada pareja de coordenadas (x_i, j) representa los píxeles iniciales de una línea candidata l_{c_i} .
3. Para cada l_{c_i} se localiza la coordenada de las filas, x_a , con $a = \{x_i - r, \dots, x_i + r\}, a, r \in \mathbb{Z}$, que verifica que $\text{signo}(b_{x_a,j+1}) = \text{signo}(b_{x_i,j}) \wedge \min_a(|x_i - x_a|)$, donde $r = 5$. Este proceso se repite para cada valor de j hasta que no se encuentra una x_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 10 % del tamaño horizontal de la imagen, decartándose las demás.
5. Se repite el proceso a partir del paso 2) sin considerar los píxeles que se han procesado en los pasos anteriores y hasta que $j = m + 1$.

Este proceso se realiza también con la imagen espejada 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:

$$l = l_1 \cup l_2 \quad (2.7)$$

Tras lo cual, se identifican los pares de líneas que tienen puntos en común pero que no son la misma línea. Esto ocurre cuando el borde de las componentes conexas del preprocesado tiene más de un valor de distancia para un mismo instante de tiempo (lo que carece de sentido físico y puede deberse a un artefacto en la imagen o un fallo de captación), como se ilustra en la Figura 2.4. La unión de estas líneas se realiza sustituyendo los tramos de discrepancia por una interpolación de spline cúbico entre las coordenadas a cada lado de dicho tramo. Al final de este proceso, se tienen las líneas candidatas finales l que representan un fragmento o la totalidad de la pared de la vena en la imagen (Figura 2.5 b).

En muchas ocasiones (véase ejemplo en la Figura 2.5 b), lo que debería ser una única línea, representando un punto de tejido a lo largo del tiempo, se encuentra interrumpida a causa de defectos en la captación de algún tramo de la imagen. Cuando este tramo es pequeño, se considera que dos o más líneas extraídas en el procesado anterior son parte de una misma línea cuando:

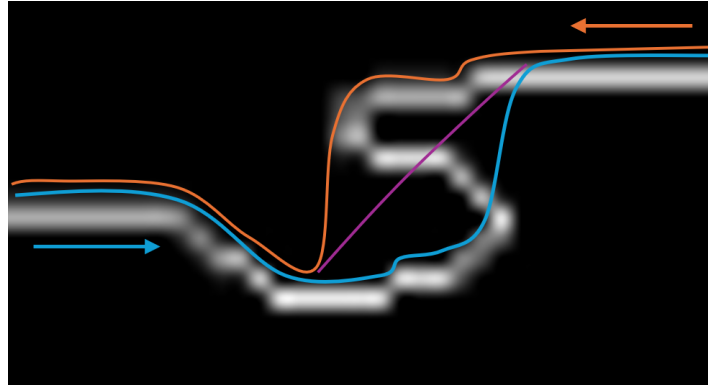


Figura 2.4: Contorno de una línea distorsionada (en blanco) por un artefacto en la imagen. Se muestra la delineación en sentido positivo (en azul), en sentido negativo (en naranja) y la interpolación entre los puntos discordantes (en morado) para obtener la unión de las líneas

- La distancia entre las coordenadas de sus extremos más cercanos, en el eje horizontal, es menor al 10 % del tiempo total de la imagen.
- El rango de alturas de ambas \pm un valor de vecindad $v = 11$ contiene algún valor común.
- No presentan superposición en el eje horizontal.

Todos los grupos resultantes se unen realizando una interpolación con un spline de Akima [49] (Figura 2.5 c). La interpolación en spline de Akima ofrece un spline cúbico modificado para tener una apariencia más suave y natural, parecida a una traza hecha a mano de forma intuitiva [50].

Sin embargo, cuando el tramo interrumpido es mayor, no resulta prudente considerar que dos líneas son la misma bajo las condiciones anteriores, por lo que se incluye un criterio diferente que posibilite restablecer los pares de líneas candidatas de pertenecer a una pared de la VCI. Para ello, se diferencian las líneas obtenidas hasta ahora entre aquellas con signo positivo (candidatas a pertenecer a la pared superior) y aquellas con signo negativo (candidatas a pertenecer a la pared inferior), y se establece la correspondencia entre cada línea positiva con aquellas líneas negativas que se encuentran directamente debajo de ella, sin tener que atravesar ninguna otra línea a lo largo de la misma vertical, calculando el número de instantes de tiempo para los que se puede hacer esta asociación, este valor será considerado como una puntuación de correspondencia entre líneas.

Posteriormente, se establecen todas las combinaciones (rutas) entre las líneas positivas que cumplan las condiciones indicadas anteriormente (salvo la relativa al tiempo máximo entre los extremos). Se realiza el mismo procedimiento con las líneas de signo negativo (rutas negativas).

El conjunto de las rutas (positivas o negativas) representan las candidatas a paredes completas de la VCI. Para emparejar rutas positivas con rutas negativas se calcula la puntuación compuesta por la suma de las puntuaciones de cada una de las líneas que las componen, estableciendo como candidatas de representar la VCI todas las parejas que tengan la mayor puntuación compuesta. Las rutas que forman parte de las parejas resultantes se establecen como las líneas finales, volviendo a recurrir a la

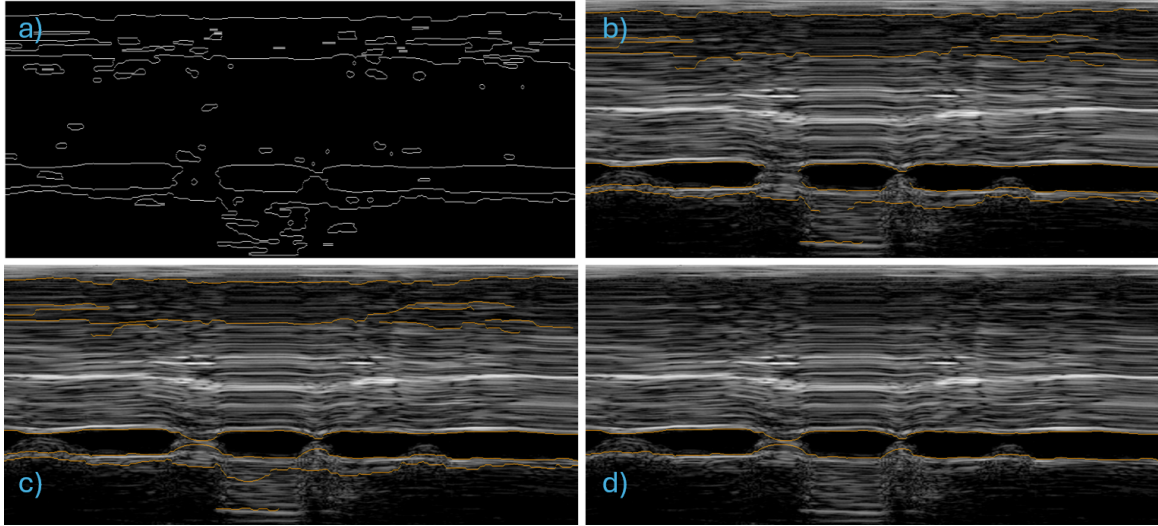


Figura 2.5: Pasos de la segmentación: a) identificación de bordes, b) trazado de líneas, c) suma de líneas y d) selección de las paredes de la VCI

interpolación de Akima en aquellos casos en los que hubiere huecos entre líneas.

Finalmente, entre todas las parejas de rutas candidatas de representar la VCI, se calcula la media de intensidad de imagen de los píxeles contenidos entre la pared superior e inferior, escogiendo aquella pareja de líneas que presente el menor valor como segmentación final de la VCI (Figura 2.5 d)).

2.2.3 Extracción de medidas

Descarte de segmentaciones erróneas

Antes de extraer medidas de la segmentación se evalúa la validez de la región de interés segmentada. Esta comparativa se realiza tomando como referencia las segmentaciones del experto A1, que cuenta con todas las exploraciones segmentadas. Los criterios de descarte son los siguientes:

- Nula intersección en la imagen entre la región segmentada y la anotación manual.
- Identificación errónea de una de las paredes de la VCI.

Si se incurre en cualquiera de los criterios se considera que la segmentación no es válida y no se calculan las métricas posteriores. De las 55 imágenes procesadas, 5 fueron descartadas siguiendo este criterio.

Perfiles de anchura de la vena cava inferior

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, Δ_y , para obtener el perfil de anchuras de la segmentación. Adicionalmente, se extrae una versión suavizada de este perfil con un filtro de media móvil de longitud w , dada por:

$$w = \lfloor \frac{t_d * p_t}{\Delta_x} \rfloor, \quad (2.8)$$

donde t_d representa la duración de los datos, Δ_x es la resolución temporal de la imagen y $p_t = 0,05$. Si w resulta en un valor par, se utiliza $w + 1$ en su lugar.

Este procedimiento se hace para las segmentaciones automáticas y manuales. Cabe señalar que, en la segmentación automática, no se tienen en cuenta los puntos procedentes de una interpolación para la extracción de los perfiles de anchura de la VCI.

2.3 Protocolo de evaluación

Se dispone de la medida del diámetro máximo de la VCI obtenida durante la práctica clínica mediante el uso de la herramienta de medición del software del ecógrafo. Sin embargo, aunque este parámetro sea el valor de cribado para la continuidad del protocolo VEXUS, no tendrá la consideración de *gold standard* para este trabajo fin de máster al considerarse que su obtención no está libre de error. Es por ello que, de cara a evaluar el sistema desarrollado, se considerará el promedio de las segmentaciones de los 3 expertos como *gold standard*.

Los errores entre las medidas obtenidas se expresarán en media \pm desviación estándar. Debido a las características de la imagen ecográfica en modo M, en la que cada franja vertical de la imagen representa un instante de tiempo, los datos presentan un orden intrínseco. Por ello, para calcular el nivel de correspondencia entre las medidas se usa la correlación de Spearman, ρ_s [51].

La segunda medida de correlación empleada es el coeficiente de correlación de concordancia de Lin, ρ_c [52]. Este coeficiente mide el acuerdo absoluto entre dos valoraciones cuantitativas continuas de una misma variable, estimando la medida en que los puntos de las dos mediciones se aproximan o coinciden con la diagonal que representa la coincidencia perfecta entre los dos métodos de medida.

Para complementar los valores anteriores y facilitar un análisis visual se emplean diagramas de Bland-Altman [53], que muestran el grado de concordancia entre dos métodos para hacer una medición mediante la construcción de límites de tolerancia.

Para evaluar de forma adicional la calidad de las segmentaciones se utiliza el coeficiente de Dice-Sørensen (por sus siglas en inglés, DSC) [54], una medida de similitud entre dos conjuntos de datos, generalmente representados como matrices binarias. En el contexto de la segmentación de imágenes, el DSC se utiliza para evaluar la similitud entre una máscara de segmentación predicha y la máscara de segmentación real (o *ground truth*). El DSC varía entre 0 (ninguna superposición) y 1 (superposición perfecta), matemáticamente se define como:

$$DSC = \frac{2 \cdot VP}{2 \cdot VP + FP + FN}, \quad (2.9)$$

donde VP representa los verdaderos positivos, es decir, el número de píxeles correctamente identificados; FP representa los falsos positivos, es decir, el número de píxeles incorrectamente identificados según el *ground truth* y FN representa los falsos negativos, es decir, el número de píxeles que no han sido identificados pero el *ground truth* indica que sí deberían de haberlo sido.

Capítulo 3

Resultados

3.1 Características de las imágenes

Las imágenes disponibles muestran una resolución temporal de 0.003 ± 0.001 s/pixel y una resolución espacial (en profundidad) de 0.044 ± 0.007 cm/pixel.

3.2 Evaluación del cálculo del diámetro máximo de la vena cava inferior

Los resultados que se muestran en este apartado proceden de una muestra de 35 imágenes pertenecientes a 20 pacientes distintos.

La Tabla 3.1 muestra las características de los diámetros máximos de la VCI según el método de cálculo. Se observa que las segmentaciones manuales registran el valor medio más elevado, mientras que la segmentación automática se asemeja al procedimiento clínico, que muestra el menor grado de variabilidad. Los valores entre distintos anotadores son similares.

Método	Diámetro máximo (cm)
Auto	2.382 ± 0.555 (1.461 - 3.430)
AAA	2.487 ± 0.549 (1.556 - 3.816)
Clínico	2.373 ± 0.493 (1.600 - 3.500)
A1	2.519 ± 0.562 (1.497 - 3.831)
A2	2.540 ± 0.547 (1.532 - 3.875)
A3	2.550 ± 0.553 (1.639 - 3.831)

Tabla 3.1: Características de las mediciones: media \pm desviación estándar (rango). Auto: sistema de segmentación automático, AAA (All Annotators Average): promedio de los diferentes anotadores, A1, A2, A3: segmentaciones de los expertos por separado, Clínico: apunte manual realizado en la base de datos clínica.

La Tabla 3.2 muestra el error observado entre los distintos métodos. El error cometido por el método de segmentación comparado con el promedio de las segmentaciones manuales es inferior al cometido durante la práctica clínica ($0,105 \pm 0,231$ vs $0,114 \pm 0,234$, respectivamente). El menor error se observa entre el método automático y la práctica clínica, aunque también presenta la mayor dispersión ($-0,010 \pm 0,320$). Cuando se utiliza el suavizado de las segmentaciones, la práctica clínica se asemeja

al promedio de las anotaciones ($0,075 \pm 0,233$), mientras que las segmentaciones automáticas incurren en un error medio mayor tanto con las segmentaciones manuales suavizadas ($0,167 \pm 0,225$), como con el procedimiento clínico ($0,089 \pm 0,316$). La Figura 3.1 muestra los diagramas de Bland-Altman correspondientes, donde no se observa un patrón específico del error.

Error (cm)	Auto vs AAA	Clínico vs AAA	Auto vs Clínico
Sin suavizado	0.105 ± 0.231	0.114 ± 0.234	-0.010 ± 0.320
Con suavizado	0.167 ± 0.225	0.075 ± 0.233	0.089 ± 0.316

Tabla 3.2: Media \pm desviación estándar del error de los perfiles de la VCI sin y con suavizado para la comparación de el método de segmentación automático (Auto) y los valores de la base de datos clínica (Clínico) contra el promedio de los tres anotadores expertos (AAA).

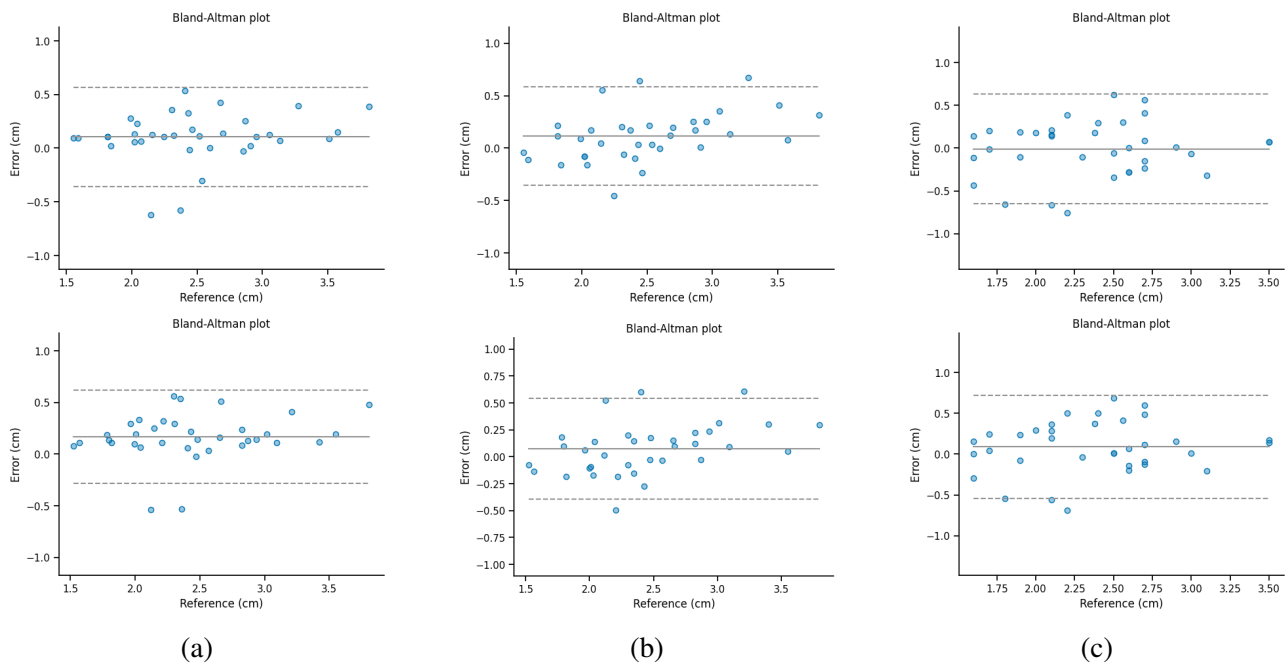


Figura 3.1: Diagramas de Bland-Altman de los errores del diámetro máximo sobre el perfil de la VCI sin suavizado (fila superior) y con suavizado (fila inferior) : a) Auto vs. AAA, b) Clínico vs. AAA y c) Auto vs. Clínico.

Por otra parte, la Tabla 3.3 muestra los errores de los diámetros máximos obtenidos por el método automático y por el valor anotado en la base de datos clínica frente a cada uno de los anotadores manuales. Los errores obtenidos están en concordancia con lo observado en la Tabla 3.2.

Las Tablas 3.4 y 3.5 muestran, respectivamente, el coeficiente de correlación de Spearman, ρ_s , y el coeficiente de concordancia de Lin, ρ_c , para el cálculo de los diámetros máximos extraídos de los perfiles de la VCI. La segmentación automática presenta un alto nivel de correlación respecto al promedio de todos los anotadores, ya sea con los perfiles sin suavizar ($\rho_c = 0,905$) o suavizados ($\rho_c = 0,906$), además los valores de ρ_s son consistentes entre los distintos anotadores. La Figura 3.2 contrasta los métodos de medida estudiados.

Comparación	Sin suavizado (cm)	Con suavizado (cm)
Auto vs A1	0.137 \pm 0.255	0.192 \pm 0.243
Auto vs A2	0.157 \pm 0.236	0.214 \pm 0.226
Auto vs A3	0.167 \pm 0.254	0.211 \pm 0.236
Clínico vs A1	0.146 \pm 0.254	0.097 \pm 0.231
Clínico vs A2	0.167 \pm 0.249	0.121 \pm 0.250
Clínico vs A3	0.177 \pm 0.245	0.118 \pm 0.244

Tabla 3.3: Media \pm desviación estandar del error del diámetro máximo medido sobre los perfiles de la VCI sin y con suavizado para las comparaciones entre el método automático (Auto) o la base de datos clínica (Clínico) y los diferentes expertos anotadores (A1, A2 y A3).

sin suavizado con suavizado	Auto	Clínico	AAA	A1	A2	A3
	Auto	Clínico	AAA	A1	A2	A3
Auto	-	0.800	0.905	0.888	0.885	0.901
Clínico	0.800	-	0.885	0.879	0.857	0.879
AAA	0.906	0.879	-	-	-	-
A1	0.889	0.884	-	-	0.942	0.976
A2	0.891	0.884	-	0.949	-	0.967
A3	0.894	0.887	-	0.978	0.973	-

Tabla 3.4: Valores de la correlación de Spearman, ρ_s , para los para valores máximos medidos sobre los perfiles de la VCI sin suavizado (parte triangular superior) y con suavizado (parte triangular inferior). p -valor $\leq 0,05$.

sin suavizado con suavizado	Auto	Clínico	AAA	A1	A2	A3
	Auto	Clínico	AAA	A1	A2	A3
Auto	-	0.814	0.897	0.871	0.874	0.864
Clínico	0.804	-	0.879	0.853	0.844	0.844
AAA	0.875	0.890	-	-	-	-
A1	0.849	0.885	-	-	0.958	0.982
A2	0.851	0.861	-	0.966	-	0.970
A3	0.848	0.871	-	0.984	0.976	-

Tabla 3.5: Valores del coeficiente de concordancia de Lin, ρ_c , para valores máximos medidos sobre los perfiles de la VCI sin suavizado (parte triangular superior) y con suavizado (parte triangular inferior). p -valor $\leq 0,05$.

3.3 Evaluación de la segmentación

Los resultados que se muestran en este apartado proceden de una muestra de 38 imágenes pertenecientes a 22 pacientes distintos. La Tabla 3.6 muestra las características de las distancias medidas sobre los perfiles de las VCI para cada instante de tiempo.

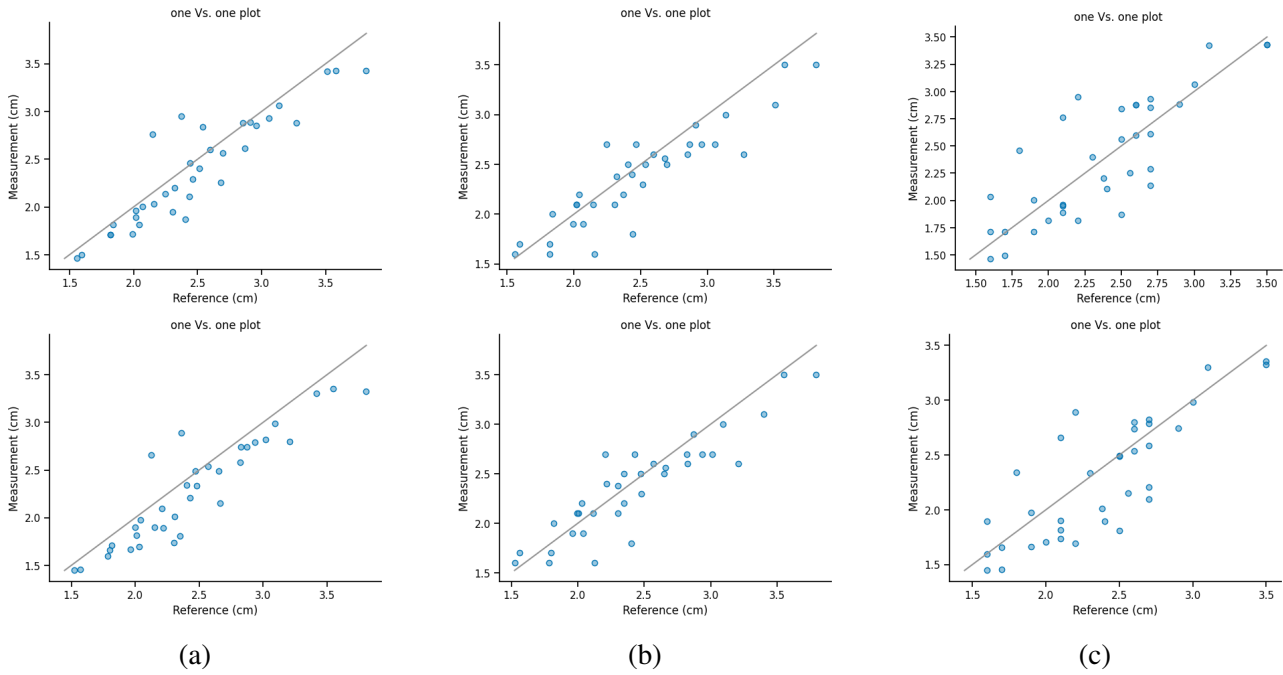


Figura 3.2: Valores máximos medidos sobre el perfil de la VCI sin suavizado (fila superior) y con suavizado (fila inferior) indicando la recta unidad indicada en color gris: a) Auto vs. AAA, b) Clínico vs. AAA y c) Auto vs. Clínico.

Método	Diámetro (cm)
Auto	1.935 ± 0.593 (0.071 - 3.430)
AAA	2.153 ± 0.579 (0.392 - 3.816)
A1	2.121 ± 0.577 (0.285 - 3.831)
A2	2.163 ± 0.587 (0.356 - 3.875)
A3	2.176 ± 0.596 (0.321 - 3.831)

Tabla 3.6: Características de las mediciones: media \pm desviación estándar (rango). Métodos: sistema de segmentación automático (Auto), promedio de los diferentes anotadores (All annotators average - AAA), sus segmentaciones por separado (A1, A2, A3)

En esta ocasión, se emplean los datos procedentes de los perfiles de anchuras de las segmentaciones automáticas y manuales (29345). Estos datos, que no tienen en cuenta los instantes de tiempo donde el método automático recurre a una interpolación para trazar el límite de la VCI, representan el 86 % de los instantes de tiempo registrados en las exploraciones (34101). El número de datos de las segmentaciones, contando con los tramos interpolados (30854), eleva este porcentaje al 90 %, y se empleará para el cálculo del coeficiente de Dice-Sørensen (DSC).

Los errores obtenidos en la comparación con los distintos anotadores se muestran en la Tabla 3.7. El método automático muestra menor error con respecto al anotador A1; con respecto al resto de anotadores presenta un error similar. La versión suavizada no altera el sentido de los resultados. En la Figura 3.3 se muestran los diagramas de Bland-Altman correspondientes a esta comparación.

Error (cm)	Auto vs AAA	Auto vs A1	Auto vs A2	Auto vs A3
Sin suavizado	0.219 ± 0.204	0.187 ± 0.235	0.228 ± 0.215	0.241 ± 0.222
Con suavizado	0.218 ± 0.189	0.186 ± 0.217	0.226 ± 0.199	0.243 ± 0.206

Tabla 3.7: Media \pm desviación estandar del error del diámetro medido sobre los perfiles de la VCI sin y con suavizado para las comparaciones entre el método automático (Auto), el promedio de todos los anotadores (AAA) y los diferentes expertos anotadores (A1, A2 y A3).

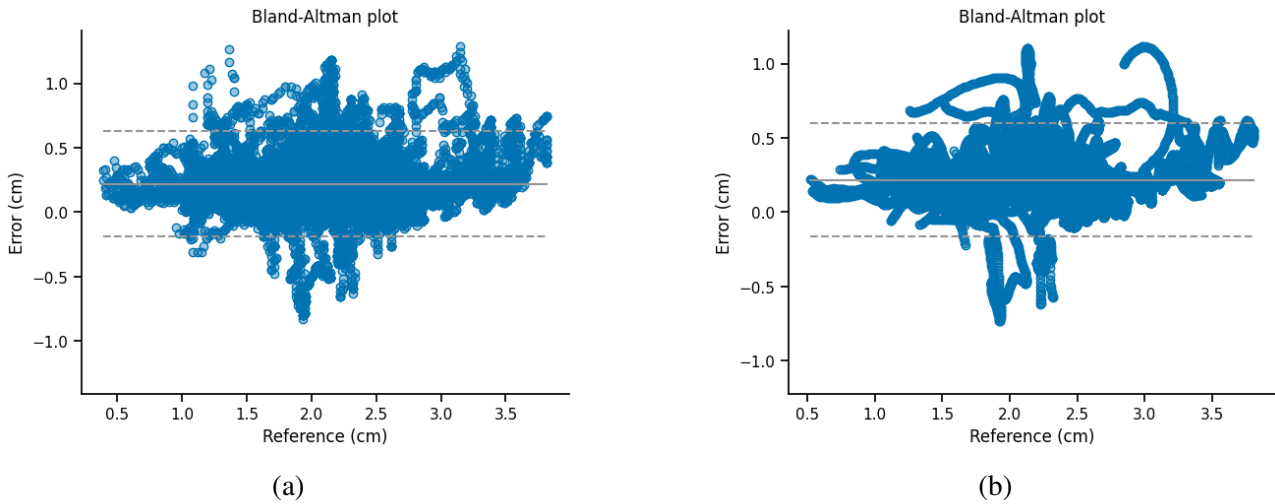


Figura 3.3: Diagramas de Bland-Altman de los errores del diámetro medido sobre el perfil de la VCI sin suavizar (a) y suavizado (b) para la comparación entre el método automático y el promedio de los tres anotadores expertos.

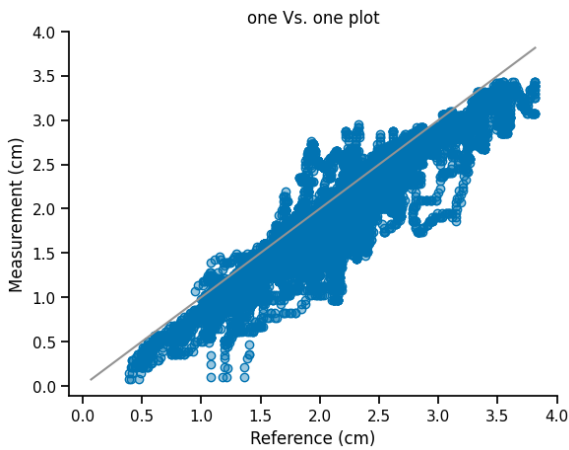
En la Figura 3.3 a) se observan valores fuera de los límites de la media $\pm 2 \text{ std}$. En la Figura 3.3 b) estos valores se agrupan formando patrones que sería interesante estudiar.

En la Tabla 3.8 se muestran los coeficientes de correlación de Spearman, ρ_s y los coeficientes de concordancia de Lin, ρ_c , entre el método automático y las segmentaciones manuales. Existe una alta correlación ($\rho_c = 0,931$) con la segmentación promedio de los anotadores. El valor para el coeficiente de Lin (0,878) se mantiene cercano (0,897) al obtenido en el apartado 3.2 (Tabla 3.5). La Figura 3.4 contrasta las medidas obtenidas de las segmentaciones estudiadas.

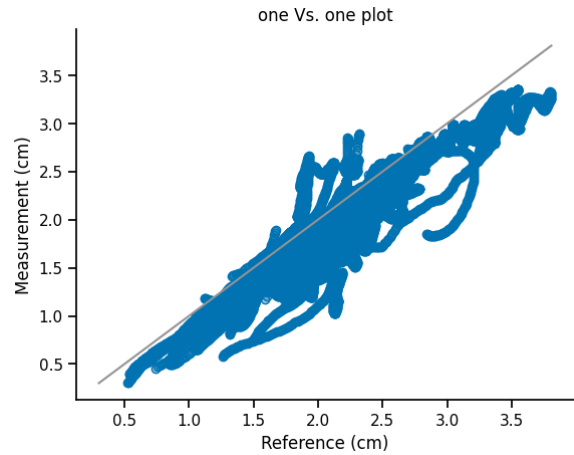
Correlación		Auto vs AAA	Auto vs A1	Auto vs A2	Auto vs A3
ρ_s	Sin suavizado	0.931	0.910	0.921	0.920
	Con suavizado	0.936	0.917	0.926	0.926
ρ_c	Sin suavizado	0.878	0.875	0.869	0.859
	Con suavizado	0.881	0.881	0.873	0.861

Tabla 3.8: Valores de correlación de Spearman, ρ_s , y coeficiente de concordancia de Lin, ρ_c , del diámetro del perfil de la VCI sin suavizado y con suavizado

Por último, el calculo coeficiente de Dice-Sørensen (DSC) entre la segmentación automática y las



(a) Auto vs AAA



(b) Clínico vs AAA

Figura 3.4: Valores del diámetro del perfil de la VCI sin suavizar (a) y suavizado (b), indicando la recta unidad indicada en color gris.

segmentaciones manuales se muestra en la Tabla 3.9. Este coeficiente se calcula tanto para el tamaño completo de las máscaras obtenidas como únicamente para aquellos instantes de tiempo (píxeles horizontales) en los que el método automático ha sido capaz de identificar la VCI. El valor del DSC es consistente para los distintos anotadores, siendo (en media) de 0,872 si consideramos la máscara completa y de 0,919 si consideramos los instantes de tiempo (píxeles horizontales) compartidos.

Tamaño de máscara	Auto vs A1	Auto vs A2	Auto vs A3
Completo	0.873 ± 0.134	0.872 ± 0.135	0.872 ± 0.133
Compartido	0.921 ± 0.048	0.919 ± 0.049	0.918 ± 0.049

Tabla 3.9: Media \pm desviación estándar del coeficiente de Dice-Sørensen (CDS) del método automático y los distintos anotadores.

3.4 Estudio de la variabilidad inter-observador

Los resultados que se muestran en este apartado comparten la muestra del apartado anterior. En la Tabla 3.10 se muestra el error medio entre anotadores, observándose que éste es muy bajo y del orden de un píxel de discrepancia entre A1 y A2 o A3. Además, este error medio es prácticamente nulo entre A2 y A3. La dispersión del error es muy similar en todas las comparaciones.

A1 vs A2	A1 vs A3	A2 vs A3
0.046 ± 0.185	0.051 ± 0.172	0.005 ± 0.154

Tabla 3.10: Media \pm desviación estándar del error medido entre los perfiles de la VCI de cada par de anotadores.

La Tabla 3.11 muestra las comparaciones de cada uno de los anotadores contra las segmentaciones promedio del resto. En ella se observa que el anotador A1 es el que presenta un mayor error.

A1 vs Resto (A2 & A3)	A2 vs Resto (A1 & A3)	A3 vs Resto (A1 & A2)
0.049 ± 0.162	$- 0.021 \pm 0.146$	$- 0.028 \pm 0.134$

Tabla 3.11: Media \pm desviación estandar del error medido entre los perfiles de la VCI de cada anotador y el resto.

En la Tabla 3.12 se muestra el coeficiente de correlación de Spearman, ρ_s , y el coeficiente de correlación de concordancia de Lin, ρ_c , entre los distintos anotadores, donde se ilustra un alto grado de correlación y concordancia entre ellos.

$\rho_s \backslash \rho_c$	A1	A2	A3	Resto
A1	-	0.945	0.955	0.960
A2	0.952	-	0.959	0.963
A3	0.958	0.970	-	0.970
Resto	0.962	0.971	0.975	-

Tabla 3.12: Valores de la correlación de Spearman, ρ_s (parte triangular superior) y de la correlación de Lin, ρ_c (parte triangular inferior)

Capítulo 4

Discusión

El objetivo planteado en este trabajo fin de máster es el desarrollo de un método de segmentación automatizado de la vena cava inferior en imágenes de ultrasonido en modo M, que suponga una alternativa para el cálculo del diámetro máximo de la VCI en la primera fase del protocolo VEXUS, con respecto a la obtención de dicha medida de forma manual durante la práctica clínica, la cual está sujeta a la variabilidad inter-observador de los propios facultativos.

Para contrastar las segmentaciones automáticas obtenidas se utilizan las anotaciones manuales realizadas por tres expertos y los apuntes clínicos del diámetro máximo de la VCI presentes en la base de datos de los pacientes.

4.1 Diámetro máximo de la vena cava inferior

Como se indica en el apartado 2.3, se considera el promedio de las anotaciones manuales como la referencia a partir de la cual se evalúa la validez del método de segmentación propuesto.

El error cometido por el método automático con respecto a las anotaciones es menor al que se obtiene de la medida del máximo de la VCI durante la práctica clínica: $0,105 \pm 0,231$ cm vs. $0,114 \pm 0,234$ cm, respectivamente (véase Tabla 3.2). Ambos conjuntos de medida subestiman el diámetro máximo de la VCI con respecto a el promedio de las delineaciones manuales.

El uso de las versiones suavizadas del perfil de la VCI no mejora los resultados. Esto es debido a que el suavizado de las anotaciones reduce el valor de los máximos medidos, proceso que afecta tanto a las medidas automáticas como a las medidas manuales y no a los valores presentes en la base de datos clínica. Además, este suavizado reduce los máximos en mayor medida para las medidas automáticas que para las anotaciones manuales, que ya presentan un aspecto más suave de partida.

Las correlaciones, tanto la de Spearman (Tabla 3.4) como la de Lin (Tabla 3.5), son superiores entre el método automático y el promedio de las anotaciones manuales, que entre el los apuntes de la base de datos clínica y el promedio de las anotaciones manuales ($\rho_s = 0,905$ vs. $\rho_s = 0,885$, $\rho_c = 0,897$ vs. $\rho_c = 0,880$, respectivamente). En este caso, el suavizado de los perfiles mejora, aunque en una magnitud pequeña, los resultados de correlación y concordancia obtenidos.

El error cometido por el método automático respecto a los anotadores expertos A1, A2 y A3 por separado ($0,137 \pm 0,255$, $0,157 \pm 0,236$ y $0,167 \pm 0,245$ cm, respectivamente) es mayor que el obteni-

do para el promedio de los tres (0.105 ± 0.231 cm). Resultado que está en consonancia con el hecho de que las anotaciones promedio integran el conocimiento de los expertos y minimizan posibles diferencias entre ellos.

4.2 Segmentación automática contra manual

En la comparación de las segmentaciones automáticas y manuales, se han tenido en cuenta un total de 29345 instantes de tiempo. Esto es debido a que no se han utilizado datos procedentes de los tramos interpolados en la segmentación automática ya que el uso de splines de Akima no representa una curva característica de una pared venosa en una ecografía en modo M, ni se ha desarrollado para tal fin. La obtención precisa de estas curvas, que podría requerir una aproximación totalmente distinta a la empleada, se encuentra fuera del alcance de este trabajo fin de máster.

La media del error es del orden del doble respecto al caso en el que solo se evalúa el cálculo del valor máximo de la VCI ($0,219 \pm 0,204$ cm vs. $0,105 \pm 0,231$ cm, respectivamente), aunque la dispersión ha disminuido. Este error indica, nuevamente, que la delineación automática subestima el diámetro de la VCI en comparación con los anotadores expertos. Esta diferencia representa aproximadamente 5 píxeles en la imagen o, visto de otro modo, el método de segmentación está trazando cada una de las paredes de la VCI con un desfase de entre 2 y 3 píxeles.

En cuanto a las correlaciones, sin embargo, estas mejoran o se mantienen respecto al caso discutido en la sección 4.1 (véase Tabla 3.8). Este incremento de la correlación es mayor en el caso de la correlación de Spearman ($\rho_s = 0,931$ vs. $\rho_s = 0,905$) que para el coeficiente de concordancia de Lin ($\rho_c = 0,878$ vs. $\rho_c = 0,875$). Esto indica que la segmentación automática sigue la misma tendencia de incremento o decremento de anchura que las delineaciones realizadas por los médicos a lo largo del eje temporal (píxeles horizontales); sin embargo, el nivel de concordancia se mantiene aún por debajo de 0,9.

Adicionalmente, se obtuvo el coeficiente de Dice-Sørensen (DSC), el cual representa una media armónica de la precisión y sensibilidad en la clasificación de los píxeles como parte de la VCI y es equivalente al $F1$ -score. Como se ha indicado anteriormente, existen tramos en los que el método de segmentación automático no detecta la vena y realiza una interpolación. Por tanto, el cálculo del DSC se realiza en dos situaciones diferenciadas: cuando se consideran únicamente los instantes de tiempo (tramos) comunes, el valor del DSC es de $0,91 - 0,92$, reduciéndose hasta $0,87$ en el caso en que se consideran todos los posibles instantes de tiempo en la imagen (píxeles horizontales). No se ha encontrado ningún estudio previo de segmentación de la VCI en ecografía en modo M, por lo que no se dispone de una referencia para establecer un punto de corte concreto, por lo tanto, en este trabajo fin de máster se considera un valor $> 0,80$ como bueno y un valor $> 0,90$ como muy bueno.

4.3 Variabilidad entre anotadores

El hecho de que los errores entre los anotadores de forma individual (Tabla 3.10) y en comparación de uno contra dos (Tabla 3.11) sean del orden o inferiores a la resolución espacial disponible, así como

una alta correlación y concordancia entre ellos (Tabla 3.12) sugiere que tienen una interpretación similar y consistente de los límites de la VCI en la imagen. Esto avala la validez de dicha información como *gold standard*.

4.4 Limitaciones

La primera limitación de este trabajo fin de máster es la muestra poblacional disponible. Solo se disponen de 55 imágenes correspondientes a 25 pacientes. De las 55 imágenes disponibles, en 5 de ellas no se consiguió segmentar la VCI de forma apropiada, lo que representa una eficacia del método del 91 %. En dos de ellas (paneles a) y b) de la Figura 4.1), la delineación de una de las paredes de la VCI es completamente errónea y en las tres restantes (paneles c), d) y e) de la Figura 4.1), la elección del par de líneas correspondientes de la VCI no es la correcta.

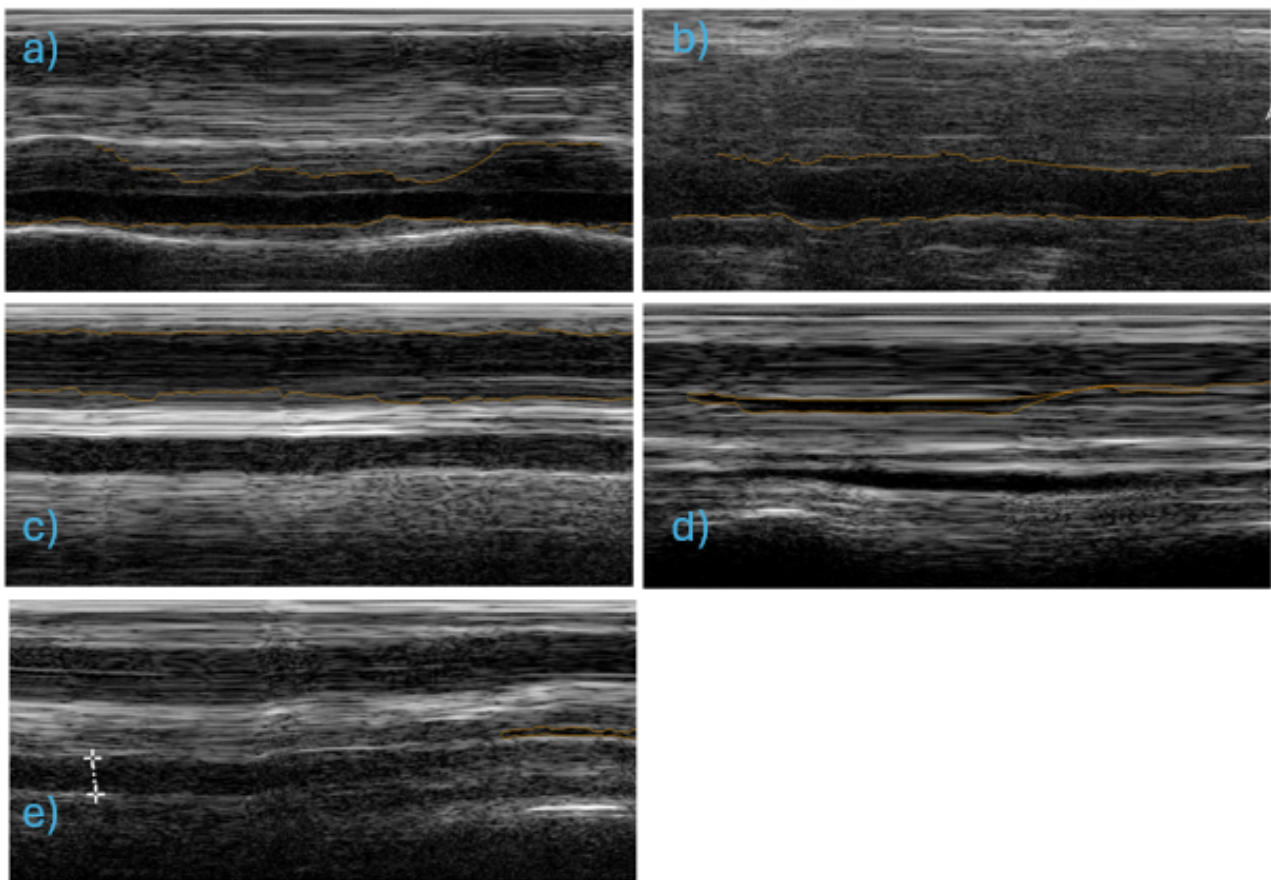


Figura 4.1: Casos de fallo en la segmentación.

Para las imágenes ilustradas en los paneles a) y b) de la Figura 4.1 el flujo de preprocesado no es capaz de diferenciar las componentes conexas de interés (vasos y regiones con baja densidad) del resto de la imagen, lo que se traduce en un punto de partida erróneo para el algoritmo de segmentación. Por otro lado, en los paneles c), d) y e) de la Figura 4.1 existe un nivel de ruido localizado dentro de la VCI que conduce al método a escoger como paredes de la VCI otro par de líneas con valores de brillo menor en el espacio comprendido entre ellas.

Por otra parte, aunque el método propuesto ha demostrado tener una alta correlación y concordancia

con las anotaciones manuales realizadas por expertos ($\rho_s = 0,931$ y $\rho_c = 0,878$), esta correlación, en especial el nivel de concordancia, son niveles mejorables, pero denotan una muy buena precisión de la solución propuesta.

Capítulo 5

Conclusiones

Durante la elaboración de este trabajo fin de máster se ha desarrollado un método de segmentación automático de la VCI en imágenes de ultrasonido en modo M, con la capacidad de procesar con éxito la gran mayoría de los casos reales pertenecientes a una muestra de 55 exploraciones de pacientes con SCR procedentes del servicio de Medicina Interna del Hospital Clínico Universitario Lozano Blesa (HCULB) de Zaragoza. Como materiales para la evaluación del método automático, se han utilizado los diámetros máximos de la VCI obtenidos durante la práctica clínica y las segmentaciones manuales de 3 facultativos distintos del HCULB.

Después de analizar los resultados obtenidos, se concluye que, tomando como *gold standard* el promedio de las anotaciones manuales de los expertos, el método de segmentación automática ha mejorado a las anotaciones clínicas en la determinación del diámetro máximo de la VCI presentando un error menor y un nivel de correlación y concordancia mayor. La diferencia, sin embargo, no es lo suficientemente notable como para proponer una sustitución directa y el método presenta margen de mejora.

La calidad de la segmentación no alcanza el nivel de un anotador experto, los resultados indican un sesgo en la estimación del tamaño de la VCI como causante de la diferencia. El coeficiente de correlación de Spearman obtenido entre el método automático y los anotadores, sin embargo, ya es indicativo de una buena segmentación, y está al nivel de la propia correlación entre anotadores. El valor del coeficiente de Dice-Sørensen (DSC) muestra que las segmentaciones automáticas coinciden en posición con las segmentaciones manuales en un porcentaje elevado.

La variabilidad entre las segmentaciones de los anotadores resultó ser mínima, concluyendo que todos tienen una interpretación similar y consistente de los límites de la VCI en la imagen. Este resultado refuerza la idea de que esta metodología es más robusta que el protocolo clínico habitual para la determinación del diámetro máximo, basado en la elección de los puntos de la VCI más alejados entre sí tras inspección visual. En el entorno clínico, sin embargo, la adopción de esta metodología no es viable por el evidente consumo de tiempo adicional que supondría. Es por ello que la implantación de un sistema de segmentación automático, como el desarrollado en este trabajo fin de máster, sería de gran ayuda.

Por todo lo expuesto con anterioridad, se concluye que el método de segmentación propuesto es suficientemente preciso para identificar la VCI en imágenes de US en modo M, con pequeños errores

de exactitud y limitaciones para imágenes que presentan un ruido elevado o grandes distorsiones. Se espera, a su vez, que el conocimiento obtenido en el desarrollo de este método, sea de utilidad a la hora de afrontar la extracción automática de medidas de interés en el resto de exploraciones de imagen recogidas en el protocolo VEXUS.

Además, unos resultados preliminares de este trabajo han sido aceptados para su exposición en el congreso internacional Computing in Cardiology (CinC) que se celebrará entre el 8 y 11 de Septiembre de 2024 en Karlsruhe (Alemania). El abstract aceptado se incluye en el Anexo A de este documento.

Capítulo 6

Líneas futuras

Este trabajo fin de máster presenta el primer paso de un sistema más completo que tiene como objetivo automatizar todos los pasos del protocolo VEXUS para objetivizar y mejorar la precisión de la caracterización de la congestión en pacientes con SCR.

Teniendo en cuenta las limitaciones expuestas en el apartado 4.4 y el sistema avanzado en el que se integrarán los desarrollos presentados en este trabajo fin de máster, se proponen las siguientes líneas de mejora y actuación:

- Ajustar los parámetros de preprocesado para eliminar el ruido de la imagen de una manera más efectiva y reducir los errores mostrados en las figuras 4.1 a) y b).
- Modificar el criterio de elección de las parejas de líneas candidatas a ser la VCI, incluyendo criterios morfológicos para reducir los errores de las figuras 4.1 c) d) y e).
- Desarrollar un método de interpolación capaz de unir la delineación fragmentada de la VCI con una curva fisiológicamente realista.
- Proponer y desarrollar nuevos biomarcadores basados en los perfiles de la VCI para una mejor discriminación del grado de congestión en pacientes con SCR.

Referencias

- [1] W. H. Organisation, “Cardiovascular diseases,” 2021. Accessed = 2024-06-24.
- [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, 3 2015.
- [3] C. Ronco, M. Haapio, A. A. House, N. Anavekar, and R. Bellomo, “Cardiorenal syndrome,” 11 2008.
- [4] S. S, H.-S. F, D. R. S, and R. C, “Cardio-pulmonary-renal interactions,” *G Ital Nefrol*, vol. 34, pp. 162–177, 3 2017.
- [5] A. Kazory and U. Elkayam, “Cardiorenal interactions in acute decompensated heart failure: Contemporary concepts facing emerging controversies,” 12 2014.
- [6] K. Damman, V. M. van Deursen, G. Navis, A. A. Voors, D. J. van Veldhuisen, and H. L. Hillege, “Increased central venous pressure is associated with impaired renal function and mortality in a broad spectrum of patients with cardiovascular disease,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 53, pp. 582–588, 2 2009.
- [7] J. F. Gnanaraj, S. V. Haehling, S. D. Anker, D. S. Raj, and J. Radhakrishnan, “The relevance of congestion in the cardio-renal syndrome,” 2013.
- [8] W. Caio-Silva, D. D. S. Dias, C. V. C. Junho, K. Panico, R. S. Neres-Santos, M. T. Pelegriño, J. C. Pieretti, A. B. Seabra, K. D. Angelis, and M. S. Carneiro-Ramos, “Characterization of the oxidative stress in renal ischemia/reperfusion-induced cardiorenal syndrome type 3,” *BioMed Research International*, vol. 2020, 2020.
- [9] W. Mullens, Z. Abrahams, G. S. Francis, G. Sokos, D. O. Taylor, R. C. Starling, J. B. Young, and W. H. Tang, “Importance of venous congestion for worsening of renal function in advanced decompensated heart failure,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 53, pp. 589–596, 2 2009.
- [10] A. Tedeschi, P. Agostoni, B. Pezzuto, U. Corra’, D. Scrutinio, R. L. Gioia, R. Raimondo, A. Pas-santino, and M. F. Piepoli, “Role of comorbidities in heart failure prognosis part 2: Chronic

kidney disease, elevated serum uric acid,” *European Journal of Preventive Cardiology*, vol. 27, pp. 35–45, 12 2020.

- [11] P. L., “Comments on the 2013 esc guidelines on cardiac pacing and cardiac resynchronization therapy,” *Revista Espanola de Cardiologia*, vol. 67, pp. 6–14, 2014.
- [12] J. Rubio-Gracia, B. G. Demissei, J. M. ter Maaten, J. G. Cleland, C. M. O’Connor, M. Metra, P. Ponikowski, J. R. Teerlink, G. Cotter, B. A. Davison, M. M. Givertz, D. M. Bloomfield, H. Dittrich, K. Damman, J. I. Pérez-Calvo, and A. A. Voors, “Prevalence, predictors and clinical outcome of residual congestion in acute decompensated heart failure,” *International Journal of Cardiology*, vol. 258, pp. 185–191, 5 2018.
- [13] D. A. Morrow, E. J. Velazquez, A. D. Devore, A. S. Desai, C. I. Duffy, A. P. Ambrosy, Y. Gurm, K. Mccague, R. Rocha, and E. Braunwald, “Clinical outcomes in patients with acute decompensated heart failure randomly assigned to sacubitril/valsartan or enalapril in the pioneer-hf trial,” 5 2019.
- [14] D. Wijayaratne, V. M. Muthuppalaniappan, and A. Davenport, “Serum ca125 a potential marker of volume status for peritoneal dialysis patients?,” *International Journal of Artificial Organs*, vol. 44, pp. 1029–1033, 12 2021.
- [15] J. Núñez, A. Bayés-Genís, E. Revuelta-López, J. M. ter Maaten, G. Miñana, J. Barallat, A. Cserkóová, V. Bodi, A. Fernández-Cisnal, E. Núñez, J. Sanchis, C. Lang, L. L. Ng, M. Metra, and A. A. Voors, “Clinical role of ca125 in worsening heart failure: A biostat-chf study subanalysis,” *JACC: Heart Failure*, vol. 8, pp. 386–397, 5 2020.
- [16] J. R. Gracia, I. G. López, C. J. Laorden, M. S. Marteles, V. G. Horna, M. L. de la Rica Escuin, and J. I. P. Calvo, “Variation in intraabdominal pressure in patients with acute heart failure according to left ventricular ejection fraction. results of an intraabdominal pressure study,” *Revista Clinica Espanola*, vol. 221, pp. 384–392, 8 2021.
- [17] “Lung ultrasound-guided therapy reduces acute decompensation events in chronic heart failure,” *Heart*, vol. 106, pp. 1934–1939, 12 2020.
- [18] C. L. Moore and J. A. Copel, “Point-of-care ultrasonography,” 2011.
- [19] J. Weile, J. Brix, and A. B. Moellekaer, “Is point-of-care ultrasound disruptive innovation? formulating why pocus is different from conventional comprehensive ultrasound,” *Critical Ultrasound Journal*, vol. 10, 12 2018.
- [20] M. Rivas-Lasarte, J. Álvarez García, J. Fernández-Martínez, A. Maestro, L. López-López, E. Solé-González, M. J. Pirla, N. Mesado, S. Mirabet, P. Fluvà, V. Brossa, A. Sionis, E. Roig,

- and J. Cinca, “Lung ultrasound-guided treatment in ambulatory patients with heart failure: a randomized controlled clinical trial (lus-hf study),” *European Journal of Heart Failure*, vol. 21, pp. 1605–1613, 12 2019.
- [21] “Inferior vena cava ultrasound in acute decompensated heart failure: design rationale of the cava-adhf-dzhk10 trial,” *ESC Heart Failure*, vol. 7, pp. 973–983, 6 2020.
- [22] W. Beaubien-Souligny, J. Bouchard, G. Desjardins, Y. Lamarche, M. Liszkowski, P. Robillard, and A. Denault, “Extracardiac signs of fluid overload in the critically ill cardiac patient: A focused evaluation using bedside ultrasound,” 1 2017.
- [23] N. Iida, Y. Seo, S. Sai, T. Machino-Ohtsuka, M. Yamamoto, T. Ishizu, Y. Kawakami, and K. Aonuma, “Clinical implications of intrarenal hemodynamic evaluation by doppler ultrasonography in heart failure,” *JACC: Heart Failure*, vol. 4, pp. 674–682, 8 2016.
- [24] Y. Ikeda, S. Ishii, M. Yazaki, T. Fujita, Y. Iida, T. Kaida, T. Nabeta, E. Nakatani, E. Maekawa, T. Yanagisawa, T. Koitabashi, T. Inomata, and J. Ako, “Portal congestion and intestinal edema in hospitalized patients with heart failure,” *Heart and Vessels*, vol. 33, pp. 740–751, 7 2018.
- [25] R. Eljaiek, Y. A. Cavayas, E. Rodrigue, G. Desjardins, Y. Lamarche, F. Toupin, A. Y. Denault, and W. Beaubien-Souligny, “High postoperative portal venous flow pulsatility indicates right ventricular dysfunction and predicts complications in cardiac surgery patients,” *British Journal of Anaesthesia*, vol. 122, pp. 206–214, 2 2019.
- [26] W. Beaubien-Souligny, A. Benkreira, P. Robillard, N. Bouabdallaoui, M. Chassé, G. Desjardins, Y. Lamarche, M. White, J. Bouchard, and A. Denault, “Alterations in portal vein flow and intrarenal venous flow are associated with acute kidney injury after cardiac surgery: A prospective observational cohort study,” *Journal of the American Heart Association*, vol. 7, 10 2018.
- [27] E. Goldhammer, N. Mesnick, E. G. Abinader, and M. Sagiv, “Dilated inferior vena cava: A common echocardiographic finding in highly trained elite athletes,” 1999.
- [28] K. Hedman, E. Nylander, J. Henriksson, N. Bjarnegård, L. Brudin, and Éva Tamás, “Echocardiographic characterization of the inferior vena cava in trained and untrained females,” *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 42, pp. 2794–2802, 12 2016.
- [29] “Flow pulsatility in the portal venous system: A study of doppler sonography in healthy adults.”
- [30] W. Beaubien-Souligny, P. Rola, K. Haycock, J. Bouchard, Y. Lamarche, R. Spiegel, and A. Y. Denault, “Quantifying systemic congestion with point-of-care ultrasound: development of the venous excess ultrasound grading system,” *Ultrasound Journal*, vol. 12, 12 2020.
- [31] P. Rola, F. Miralles-Aguiar, E. Argai, W. Beaubien-Souligny, K. Haycock, T. Karimov, V. A. Dinh, and R. Spiegel, “Clinical applications of the venous excess ultrasound (vexus) score: conceptual review and case series,” *The Ultrasound Journal*, vol. 13, p. 32, 12 2021.

- [32] A. Koratala, G. Romero-González, H. Soliman-Aboumarie, and A. Kazory 2024.
- [33] A. Koratala and N. Reisinger, “Pocus for nephrologists: Basic principles and a general approach,” 10 2021.
- [34] J. Tschirren, R. M. Lauer, and M. Sonka, “Automated analysis of doppler ultrasound velocity flow diagrams,” 2001.
- [35] A. Koratala, G. Romero-González, H. Soliman-Aboumarie, and A. Kazory 2024.
- [36] T. Taniguchi, T. Ohtani, S. Nakatani, K. Hayashi, O. Yamaguchi, I. Komuro, and Y. Sakata, “Impact of body size on inferior vena cava parameters for estimating right atrial pressure: A need for standardization?,” *Journal of the American Society of Echocardiography*, vol. 28, pp. 1420–1427, 12 2015.
- [37] H. R. Torres, S. Queirós, P. Morais, B. Oliveira, J. C. Fonseca, and J. L. Vilaça, “Kidney segmentation in ultrasound, magnetic resonance and computed tomography images: A systematic review,” 4 2018.
- [38] A. Kathpalia, Y. Karabiyik, S. H. Eik-Nes, E. Tegnander, I. K. Ekroll, G. Kiss, and H. Torp, “Adaptive spectral envelope estimation for doppler ultrasound,” *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 63, pp. 1825–1838, 11 2016.
- [39] R. T, *ICIEV 13 : International Conference on Informatics, Electronics Vision (ICIEV) : 17-18 May 2013 in Dhaka, Bangladesh*. 2013.
- [40] Y. C, *International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology* 700–703. 2012.
- [41] W. M. H. Mahmud, R. M. A. R. Izaham, E. Supriyanto, H. O. Malaysia, B. Pahat, and K. K. T. MARA, “Boundary detection of kidney ultrasound image based on vector graphic approach,” vol. 10, 2015.
- [42] M. Marsousi, K. N. Plataniotis, and S. Stergiopoulos, *Atlas-Based Segmentation of Abdominal Organs in 3D Ultrasound, and its Application in Automated Kidney Segmentation*. 2015.
- [43] B. Luijten, N. Chennakeshava, Y. C. Eldar, M. Mischi, and R. J. van Sloun, “Ultrasound signal processing: From models to deep learning,” 3 2023.
- [44] R. Dong, M. Zhang, Q. Hu, S. Zheng, A. Soh, Y. Zheng, and H. Yuan, “Galectin-3 as a novel biomarker for disease diagnosis and a target for therapy (review),” 2 2018.
- [45] G. Aceto, V. Persico, and A. Pescapé, “The role of information and communication technologies in healthcare: taxonomies, perspectives, and challenges,” 4 2018.
- [46] A. K. Jain, A. A. Ross, and K. Nandakumar, “Introduction to biometrics,” 2007.

- [47] C. Tomasi, “Bilateral filtering for gray and color images.”
- [48] “a-threshold-selection-method-from-graylevel-histograms-1979,”
- [49] H. Akima, “A new method of interpolation and smooth curve fitting based on local procedures.”
- [50] S. D, *Raster Graphics. In: The Computer Graphics Manual. Texts in Computer Science.* Springer, 2011.
- [51] J. H. Zar, *Spearman Rank Correlation.* Wiley, 2 2005.
- [52] L. Lin, A. S. Hedayat, B. Sinha, and M. Yang, “Statistical methods in assessing agreement: Models, issues, and tools,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 97, pp. 257–270, 3 2002.
- [53] D. G. Altman and J. M. Bland, “Measurement in Medicine: The Analysis of Method Comparison Studies,” *Journal of the Royal Statistical Society Series D: The Statistician*, vol. 32, pp. 307–317, 12 2018.
- [54] A. Carass, S. Roy, A. Gherman, J. C. Reinhold, A. Jesson, T. Arbel, O. Maier, H. Handels, M. Ghafoorian, B. Platel, A. Birenbaum, H. Greenspan, D. L. Pham, C. M. Crainiceanu, P. A. Calabresi, J. L. Prince, W. R. Roncal, R. T. Shinohara, and I. Oguz, “Evaluating white matter lesion segmentations with refined sørensen-dice analysis,” *Scientific Reports*, vol. 10, 12 2020.

ANEXOS

Anexo A

Abstract aceptado en el congreso Computing in Cardiology

A continuación se muestra el abstract aceptado en el congreso internacional "*Computing in Cardiology*" (CinC) donde se presentan los resultados obtenidos con una versión preliminar del trabajo expuesto en este documento.

Automatic Segmentation of the Inferior Vena Cava from M-mode Ultrasound Images

David Chaparro-Victoria*, Amelia Campos-Saenz de Santamaría, Silvia Crespo-Aznarez, Laura Esterellas-Sánchez, Vanesa Garcés-Horna, Marta Sánchez-Marteles, Juan Pablo Martínez, Violeta Monasterio, Jorge Rubio-Gracia, Alejandro Alcaine

CoMBA Group, Universidad San Jorge.
Villanueva de Gállego, Zaragoza, Spain.

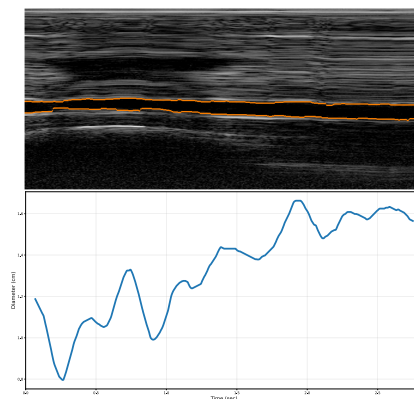
Aims: Point-of-care ultrasonography is a widely used diagnostic tool for assessing renal congestion in patients with cardio-renal syndrome (CRS). The Venous Excess Ultrasound grading system (VExUS) has recently been proposed as a systematic assessment of renal congestion in such patients. Its primary goal is the measurement of the inferior vena cava (IVC) diameter from M-mode ultrasound images, a manual task performed during patient evaluation that can be highly observer-dependent. The aim of this work is to propose an automated segmentation pipeline for the IVC diameter measurement from M-mode ultrasound images.

Materials: A total of 20 images from 13 CRS patients admitted to the Internal Medicine Department of the Hospital Clínico Universitario Lozano Blesa (Zaragoza, Spain) were processed. The images were acquired using a portable ultrasound device with an abdominal probe and exported in DICOM format.

Methods: Images were smoothed using a bilateral filter and binarized. The edges were detected from the binary mask and processed to identify pairs corresponding to the IVC walls, from which the IVC diameter profile was extracted. This profile was smoothed with a running average window of length 5% of the total recording time and the maximum diameter was obtained (see figure).

Results: Automated maximum diameter measurements were compared with manual ones made by clinicians. The results showed an error of -0.015 ± 0.318 cm and a correlation coefficient of 0.864.

Conclusions: The proposed IVC segmentation pipeline provided accurate diameter measurements, which may help to improve the assessment of renal congestion in CRS patients.



Example of IVC segmentation (top) and its diameter profile (bottom).