Evaluación del rendimiento de algoritmos de reconstrucción de imágenes para tomografía fotoacústica



I. Pi-Martín, J.J. García-Garrigós, A. Cebrecos, N. Jiménez, F. Camarena
Instituto de Instrumentación para Imagen Molecular (i3M),
Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC),
Universitat Politècnica de València (UPV),
Camino de Vera s/n, 46022, Valencia, Spain
Correo: irpimar@upv.es

PACS: 43.35.Ud

Resumen

La tomografía fotoacústica (PAT) es una modalidad emergente de imagen biomédica con gran potencial clínico que combina el uso de técnicas ópticas y acústicas para la formación de imágenes de alta resolución de los tejidos biológicos. La técnica consiste en iluminar un tejido mediante un haz láser pulsado causando un calentamiento local del tejido. Debido al efecto fotoacústico, en el que la energía óptica es absorbida y convertida en energía acústica por expansión termoelástica del tejido, la rarefacción del tejido produce una señal ultrasónica pulsada que puede ser medida con un transductor phased array y convertida en imágenes mediante el uso de algoritmos de reconstrucción. Para reconstruir las imágenes se utilizan algoritmos de conformación como el conformador de retardo y suma, que es computacionalmente eficiente y sencillo de implementar, aunque ofrece baja resolución y contraste de imagen. Para superar estas limitaciones, han surgido mejoras buscando obtener una mejor calidad de imagen. Estas mejoras se basan en combinar las señales de los diferentes elementos, enventanar la señal, o incluso calcular la apodización óptima para cada píxel en función de las señales recibidas por los elementos ultrasónicos. Este trabajo es un estudio numérico y experimental que utiliza la resolución lateral y axial y la relación señal-ruido para evaluar el rendimiento de los principales algoritmos de reconstrucción utilizados en PAT. Los resultados muestran cómo los algoritmos adaptativos permiten mejorar la resolución axial y lateral respecto del conformador de retardo y suma, pero en determinadas situaciones el tamaño de los objetos en la imagen no se corresponde con el tamaño real de los mismos, lo que puede limitar su empleo en la cuantificación del tamaño de estructuras biológicas mediante imagen por tomografía fotoacústica.

Palabras clave: Imagen médica, tomografía fotoacústica, ultrasonidos.

Abstract

Photoacoustic tomography (PAT) is an emerging biomedical imaging modality with great clinical potential that combines the use of optical and acoustic techniques for high-resolution imaging of biological tissues. The technique consists in illuminating a tissue using a pulsed laser beam causing local heating of the tissue. Due to the photoacoustic effect, in which optical energy is absorbed and converted into acoustic energy by thermoelastic expansion of the tissue, the rarefaction of the tissue produces a pulsed ultrasonic signal that can be measured with a phased array transducer and converted into images using reconstruction algorithms. To reconstruct the images, beamforming algorithms such as the delay and sum beamformer are used, which is computationally efficient and simple to implement, although it offers low image resolution and contrast. To overcome these limitations, improvements have been made to obtain better image quality. These improvements are based on combining the signals from the different elements, windowing the signal, or even calculating the optimal apodization for each pixel based on the signals received by the ultrasonic elements. This work is a numerical and experimental study that uses lateral and axial resolution and signal-to-noise ratio to evaluate the performance of the main reconstruction algorithms used in PAT. The results show how the adaptive algorithms allow to improve the axial and lateral resolution with respect to the delay and sum beamformer, but in certain situations the size of the objects in the image does not correspond to their real size, which can limit their effectiveness in the quantification of the size of biological structures.

Keywords: Medical image, Photoacoustic tomography, ultrasound.

1. Introducción

Las técnicas de imagen fotoacústica (PAI) utilizan la capacidad de algunos materiales de emitir ondas acústicas tras ser excitados con pulsos de luz láser. Estos materiales, tras absorber la energía del láser, se convierten en fuentes acústicas cuyas señales se pueden registrar con un sistema de adquisición típico de ultrasonidos (US) para conformar imagen [1]. Los absorbentes se seleccionan en función de la longitud de onda del láser, y se pueden clasificar en endógenos, como la hemoglobina o la oxihemoglobina, a través de los cuáles se pueden obtener imágenes anatómicas y funcionales monitorizando el nivel de saturación de oxígeno, la velocidad del flujo sanguíneo o la tasa metabólica basal [3]; y exógenos, como tintas fotosensibles o nanopartículas, que pueden utilizarse para aumentar el contraste en imágenes moleculares [1]. La tomografía fotoacústica presenta una mayor profundidad de penetración en el tejido que los métodos tomográficos puramente ópticos y mejora sustancialmente la resolución espacial en comparación con los métodos ultrasónicos clásicos. Además, mantiene muchas de las ventajas de la imagen ultrasónica, siendo una modalidad de imagen no invasiva, que no emplea radiación ionizante, rápida y de bajo coste [4].

Idealmente, si la muestra está completamente rodeada por el sensor de ultrasonidos, la imagen tomográfica podría reconstruirse sin errores simplemente retardando y sumando las señales registradas de cada elemento de la matriz [2, 5, 6]. Sin embargo, dado que generalmente es inviable envolver completamente el objeto, se deben utilizar algoritmos de reconstrucción más complejos que aprovechen las propiedades de las señales ultrasónicas registradas para mejorar la resolución y el contraste de las imágenes fotoacústicas. Por ejemplo, los conformadores por inversión temporal (time-reversal) proyectan las señales en el camino inverso al de su recepción permitiendo reconstrucciones en medios no homogéneos [7]. También hay otros algoritmos basados en la transformada rápida de Fourier (FFT) [8], e incluso técnicas que utilizan inteligencia artificial para la conformación de imágenes fotoacústicas cuantitativas [9]. Sin embargo, dado que los tejidos blandos tienen velocidades de propagación de sonido similares, es común utilizar algoritmos de reconstrucción que asumen una velocidad de sonido homogénea y se basan solo en retardar y combinar las señales recibidas [6], estos algoritmos se pueden clasificar principalmente en dos grupos: técnicas adaptativas y no adaptativas.

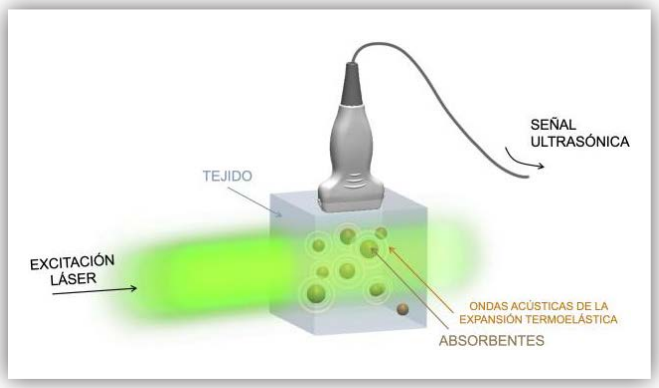


Figura 1. Principio de funcionamiento de la tomografía fotoacústica.

Este trabajo tiene como objetivo evaluar y comparar este tipo de algoritmos adaptativos y no adaptativos, para estudiar qué ventajas y desventajas tiene cada uno de ellos y en qué circunstancias se deben utilizar para optimizar las propiedades de la imagen reconstruida. Para ello, se han implementado los algoritmos retardo y suma (Delay and Sum, DAS), retardo producto y suma (Delay Multiply and Sum, DMAS), varianza mínima (Minimum Variance, MV) y MV-DMAS [9]; y han sido evaluados numérica y experimentalmente utilizando tanto criterios cualitativos como cuantitativos. Por último, también se ha aplicado el factor de coherencia para reducir los lóbulos laterales.

2. Materiales y métodos

2.1. Algoritmos de formación de haces

La formación de haz básica de las señales acústicas se basa en alinear las señales recibidas en cada elemento del sensor y sumarlas, Delay and Sum (DAS), donde la intensidad de cada pixel de la imagen se calcula como

$$I_{DASP}(t) = \sum_{i=1}^{M} x_i(t - \Delta_i), \tag{1}$$

donde P es el índice de de cada píxel de la imagen, $x_i(t-\Delta_i)$ es la señal retardada del elemento i y M es el número de elementos de la sonda [6]. A partir de este conformador básico han surgido diferentes variaciones introduciendo operaciones previas a la suma para potenciar la señal y mejorar la resolución de la imagen. Para aumentar la calidad de las imágenes tomográficas, en el algoritmo Delay Multiply and Sum (DMAS), se introduce una multiplicación combinatoria de las señales recibidas en los diferentes elementos del transductor como

$$I_{DMASP}(t) = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^{M} x_i(t - \Delta_i)\; x_j\left(t - \Delta_j\right), \tag{2}$$

que conduce a una formación de haz no lineal basada en la coherencia espacial de las señales fotoacústicas. El objetivo de esta modificación es mejorar la relación señal/

ruido (SNR), potenciando las señales del efecto fotoacústico y reduciendo el ruido [11]. Aunque esta técnica mejora la resolución lateral y la SNR, no hace desaparecer los lóbulos laterales. Para minimizarlos, se utilizan algoritmos adaptativos, como el conformador de variancia mínima MV [12], dado por

$$I_{MVP}(t) = \sum_{i=1}^{M} w_i \quad x_i(t - \Delta_i), \tag{3}$$

donde w_i son los pesos óptimos de apodización. El éxito de los algoritmos adaptativos radica en el cálculo de los pesos óptimos en función de la señal recibida. El vector de pesos que maximiza el SINR (signal-to-interference-plus-noise-ratio) se define como

$$W_{opt} = \frac{R^{-1}\, a}{a^H\, R^{-1}\, a}, \tag{4}$$

donde R es la matriz de covarianza que representa a la interferencia más el ruido (interference-plus-noise), a el vector de dirección (steering vector) y a^H su transpuesta conjugada [12]. Sin embargo, en la práctica R no se conoce, por lo tanto, se estima utilizando la matriz de covarianza ($\hat{R}$) de las señales recibidas utilizando las N muestras recibidas en los M elementos del transductor como

$$\hat{R} = X_d X_d^H \tag{5}$$

donde X_d es la matriz de señales retardadas. Para obtener mejores resultados se puede realizar un promediado espacial, con ventanas de L elementos a lo largo de los M elementos del transductor; y temporal, utilizando K muestras antes y después de la muestra correspondiente al tiempo de vuelo. En este caso, se aplica una media espacial considerando una ventana de $L = M / 2$.

La técnica DMAS, como su nombre indica, tiene una suma simple en cada término. Esta suma es precisamente la parte en común con la técnica clásica DAS. Si, en lugar de utilizar DAS para cada término, se utiliza la suma ponderada adaptativa MV, se obtiene la técnica MV-DMAS [10], dada por

$$I_{MV-DMASp}(t) = \sum_{i=1}^{M} x_i(t) \left[\sum_{j=1, j\neq i}^{M} w_j(t)\, x_j(t) \right]. \tag{6}$$

Además de estos conformadores, también se puede emplear un factor de coherencia (CF) que se basa en aplicar una función de peso a cada píxel, que no es lineal ni adaptativa. Consiste, por tanto, en multiplicar la formación de haz de cada píxel por su CF, que se define como

$$CF = \frac{\left(\sum_{i=1}^{M} x_i(\Delta_i) \right)^2}{M \left(\sum_{i=1}^{M} \left(x_i(\Delta_i) \right)^2 \right)}, \tag{7}$$

Empleando el factor de coherencia se reducen drásticamente los lóbulos laterales [12].

2.2. Evaluación de los algoritmos de conformación

2.2.1. Simulaciones numéricas

Los algoritmos de reconstrucción descritos anteriormente han sido evaluados numéricamente empleando un método pseudoespectral, utilizando la toolbox de MATLAB® k-Wave. Concretamente, se ha simulado un área de imagen de 100 mm x 60 mm. Para ello, se ha seleccionado una malla de 10000 filas x 6000 columnas con un espaciado de 10 μm en ambas direcciones. La frecuencia de muestreo empleada ha sido 30 MHz. El tamaño de la capa de absorción perfecta o perfectly matched layer (PML) que rodea los cuatro lados del área simulada es de 4 mm. Se busca simular que el medio es agua, por lo que se establece 1445 m/s como la velocidad del sonido y 1000 kg / m^3 como la densidad del medio.

El diseño de la distribución de presión inicial debe permitir una fácil comparación y evaluación de los diferentes algoritmos de conformación de imágenes que se implementen. Para ello, se ha configurado una presión inicial consistente en una serie de discos de diámetro 0.1 mm colocados sobre el eje vertical (90º con respecto al sensor) y espaciados 10 mm, desde 10 a 80 mm de profundidad. Se ha simulado una sonda lineal de 128 elementos con un pitch de 0.3 mm, una frecuencia central de 7.6 MHz y un ancho de banda del 77 % que corresponde a la sonda que posteriormente se utilizó para realizar los experimentos. Se ha agregado ruido a la matriz de registro de sensores simulados añadiendo ruido aleatorio a las señales simuladas para que sean más realistas. En este caso, se ha añadido el ruido necesario para disponer de un SNR de 50 dB en las señales adquiridas por los elementos de la sonda simulada.

2.2.2. Configuración experimental

Para la evaluación experimental se ha fabricado un maniquí de gelatina cuyas propiedades acústicas son similares a las de los tejidos blandos. En el interior de la gelatina se han colocado ocho hilos de nailon negro de 0.1 mm de diámetro separados por 5 mm que actuarán como cromóforos, es decir, que absorberán la energía láser y la convertirán en una onda de ultrasonidos. Para la excitación láser se ha utilizado un láser Nd:YAG EKSPLA-NT350, complementado con una óptica de aumento (beam expander) que amplía el diámetro del haz inicial hasta conseguir un área de excitación de 20 mm de diá-

metro. Se ha utilizado un sistema de adquisición de ultrasonidos Verasonics Vantage 256™ para el registro de las señales ultrasónicas. Para sincronizar el láser y el sistema de adquisición, el sistema de adquisición actúa como maestro y envía una señal de disparo a un generador de funciones, que genera un pulso rectangular cuya duración determina la emisión de energía del pulso láser, como se muestra en la Figura 2.

2.2.3. Parámetros de calidad de imagen

Se ha utilizado el parámetro Full-Width at Half-Maximum (FWHM) para cuantificar la precisión del algoritmo. Éste se relaciona con la distancia mínima a la que se pueden separar las fuentes de dos puntos para que su imagen se interprete como dos fuentes independientes. Para calcularlo, se ha considerado la distancia lateral (anchura) del lóbulo principal a la mitad de la potencia máxima de la imagen reconstruida. Para evaluar el contraste entre señal y ruido, se ha calculado el SNR, considerando el área interna de los absorbentes como señal y un área del mismo tamaño lejana a las fuentes como ruido.

2.3. Resultados numéricos

Dado que el sensor simulado es una sonda lineal, la función de dispersión de punto (PSF) no es simétrica y la resolución lateral y axial no dependen de los mismos factores. La resolución axial está limitada por la frecuencia de las señales registradas, que en este caso depende principalmente de la respuesta frecuencial de la propia sonda. Por lo tanto, como se muestra en la Figura 3 (a, h, c, j), la resolución axial no varía con la profundidad ni en DAS ni en DMAS. Por el contrario, la resolución lateral está muy influenciada por la apertura de los elementos de la sonda y, por lo tanto, sí varía con la profundidad.

El efecto principal del DMAS (Figura 3(c, j)) es aumentar la señal con respecto al ruido de fondo, sin embargo, el lóbulo principal es demasiado ancho y esto implica que las reconstrucciones con esta técnica no tendrán una buena resolución. Para mejorar este aspecto se hace necesario el uso de métodos adaptativos. La combinación de MV (Figura 3 (d, k)), que mejora la resolución, y DMAS, que mejora las fuentes con respecto al fondo, mantiene las buenas propiedades de ambas técnicas Figura 3 (e, l)). Finalmente, el CF se ha aplicado sobre DAS y MV-DMAS y, como se ilustra en la Figura 3 (b, i, f, m), los lóbulos laterales se mejoran utilizando el CF en ambas técnicas.

Como se muestra en Figura 3 (g), mientras que los algoritmos DAS y DMAS aumentan el ancho de su lóbulo principal linealmente a medida que aumenta la profundidad, los basados en MV (adaptativos) prácticamente mantienen el FWHM con la profundidad.

Por último, en cuanto a la relación señal/ruido (SNR), el método que mejor ratio tiene es MV-DMAS CF, que también es capaz de mantenerla prácticamente constante en torno a 44 dB, como se muestra en Tabla 1.

2.4. Resultados experimentales

Para obtener los datos experimentales a diferentes profundidades, se realizaron varias medidas con el láser ilumi-

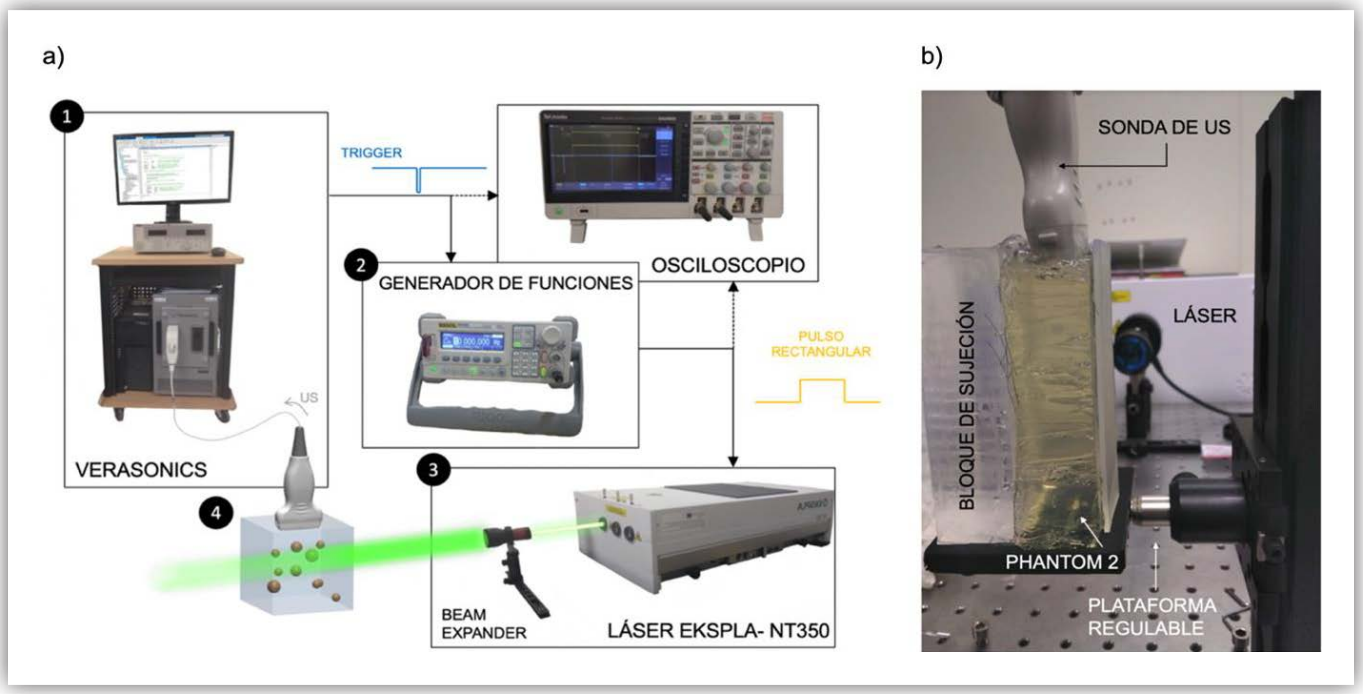


Figura 2. Configuración experimental (a) diagrama y (b) fotografía.

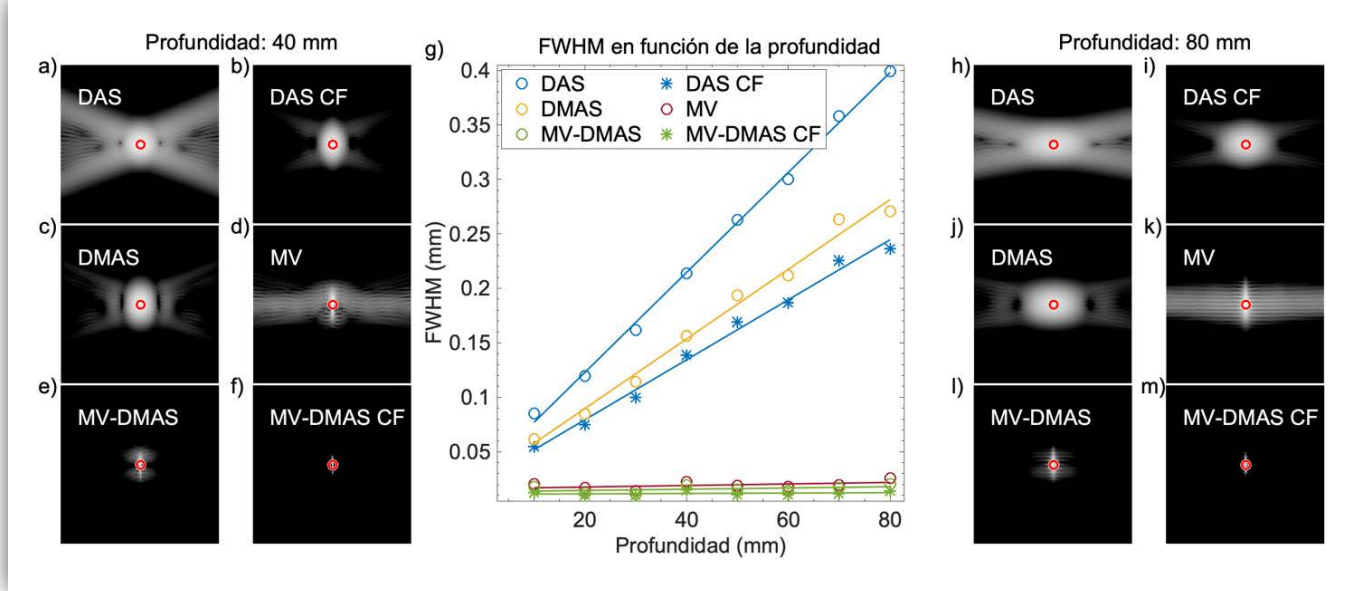


Figura 3. Reconstrucciones numéricas a 40 (a, b, c, d, e, f) y 80 mm (h, i, j, k, l, m) de profundidad utilizando diferentes conformadores mostrados con un rango dinámico de 60 dB y representación del FWHM en función de la profundidad para cada conformador. El círculo rojo en todas las reconstrucciones representa el tamaño de la fuente simulada, 0.1mm de diámetro.

Tabla 1. SNR dependiendo de la profundidad y el conformado de haz utilizado.

Prof. (mm)	DAS (dB)	DAS CF (dB)	DMAS (dB)	MV (dB)	MV-DMAS (dB)	MV-DMAS CF (dB)
10	36.0	39.8	38.7	41.1	43.5	44.2
20	36.9	39.7	38.8	41.6	43.5	44.2
30	37.3	39.9	39.1	41.9	43.9	44.2
40	37.3	39.8	39.1	41.7	43.7	44.2
50	37.1	39.6	38.8	41.1	43.5	43.9
60	37.6	40.1	39.3	42.6	44.1	44.3
70	37.3	39.8	38.9	42.2	43.9	44.3
80	37.6	40.0	39.2	42.4	43.6	44.2

nando los diferentes hilos. Las reconstrucciones de una de las excitaciones se muestran a continuación (Figura 4). La parte superior de maniquí, se ha omitido en las imágenes porque el láser no excitaba a esos absorbentes y, por tanto, no emitían señal. El tamaño de píxel es de 50 μm^2. El haz está centrado en 50 mm, por ello, el absorbente situado en 51.4 mm recibe la máxima energía. Sus vecinos (superior e inferior) no han recibido tanta energía y, por tanto, las señales emitidas son más débiles. Este efecto se nota con todos los algoritmos, pero es especialmente significativo en los adaptativos (Figura 4 (d, e, f)), ya que potencian más las zonas en las que hay pulsos abruptos.

El conformador MV-DMAS CF mejora considerablemente la resolución y el SNR tanto para el hilo central como para sus vecinos. Para evaluar esto cuantitativamente, se ha utilizado el mismo parámetro que para el estudio numérico y, como se muestra en la Figura 4 (g), la profundidad juega un papel fundamental en la resolución lateral de los algoritmos no adaptativos (DAS, DMAS), ya que con una diferencia de solo 15 mm en profundidad hay una diferencia de aproximadamente 0.05 mm en el FWHM. Sin embargo, con los algoritmos adaptativos (MV, MV-DMAS), la posición del centro del área de excitación láser cobra más importancia, ya que se basan en mejorar donde hay más señal. Por lo tanto, al realizar el ajuste lineal de los datos obtenidos, se observa que el FWHM crece linealmente en profundidad con técnicas no adaptativas (líneas azules y amarillas en

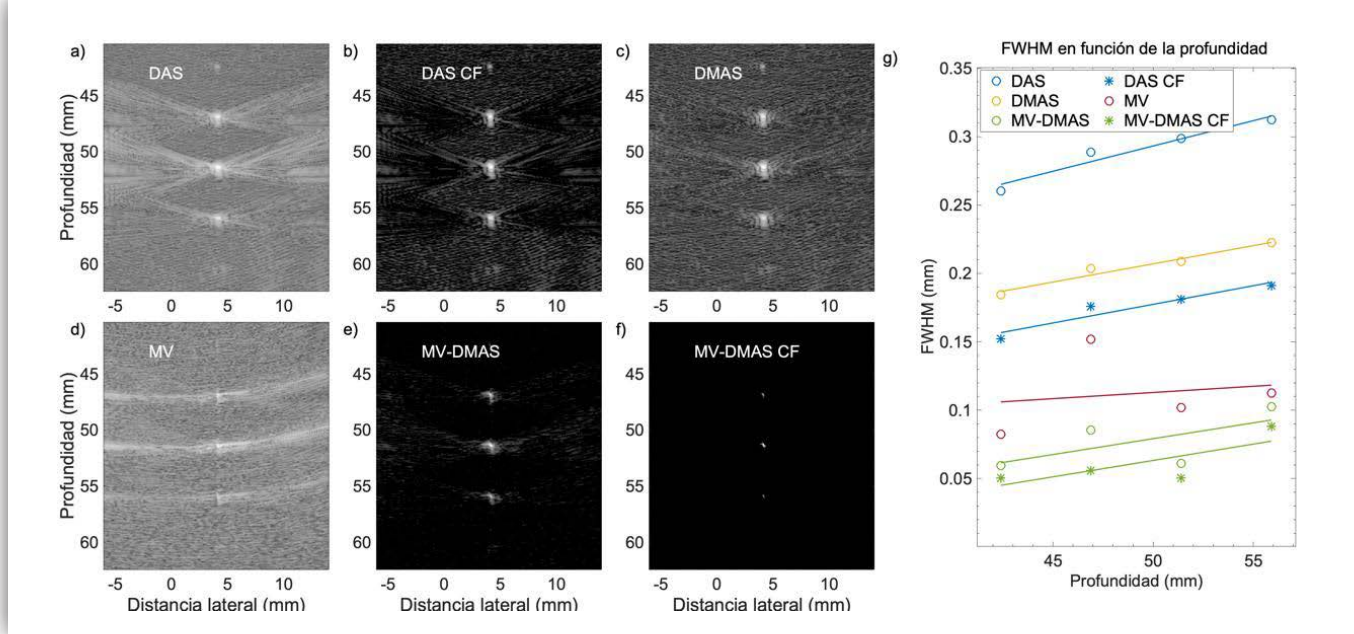


Figura 4. Reconstrucciones experimentales (a, b, c, d, e, f) con un rango dinámico de 100 dB y representación del FWHM en función de la profundidad para cada conformador (g).

Tabla 2. SNR experimental.

	DAS (dB)	DAS CF (dB)	DMAS (dB)	MV (dB)	MV-DMAS (dB)	MV-DMAS CF (dB)
Superior	29.7	32.3	31.8	30.2	34.5	36.4
Central	34.7	37.7	37.0	30.0	43.2	44.6
Inferior	27.9	30.8	30.2	28.6	33.7	36.2

la Figura 4 (g)), mientras que para los algoritmos adaptativos (líneas rojas y verdes) la profundidad no gobierna el FWHM y los valores experimentales no se ajustan a una recta.

Finalmente, se ha evaluado el SNR experimentalmente y los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 2. La conclusión principal es que se confirma cuantitativamente que MV-DMAS CF es el algoritmo con mejor SNR. El mayor contraste entre la señal y el fondo, como adelantan los resultados de los apartados anteriores, se obtiene, para todos los algoritmos, para el hilo central (51.4 mm). La superior (46.9 mm), en la mayoría de los casos, tiene una mejor relación que la inferior (56.0 mm) porque el centro del láser estaba ligeramente por encima del hilo que se está considerando como central.

3. Conclusiones

En este trabajo se ha desarrollado un sistema de imagen por tomografía fotoacústica empleando una sonda lineal, se han implementado los principales algoritmos de reconstrucción de imagen, tanto no adaptativos como adaptativos, y se han evaluado tanto numérica como experimentalmente. Los resultados muestran que cuando la información tomográfica no es completa, el conformador básico DAS implica reconstrucciones de baja resolución y lóbulos laterales prominentes. Esto hace necesario utilizar algoritmos más complejos para compensar las limitaciones de este conformador. Tras la implementación y la evaluación numérica y experimental tanto de los algoritmos adaptativos como no adaptativos, observamos que los algoritmos no adaptativos (DAS y DMAS) más sencillos permiten obtener una imagen general del escenario reconstruido en tiempo real, lo que resulta conveniente para aplicaciones en las que el objetivo sea visualizar objetos grandes o suficientemente separados. Por el contrario, los algoritmos adaptativos (MV y MV-DMAS) proporcionan imágenes de alta resolución y alto contraste, por lo tanto, serían más adecuados cuando se busca obtener imágenes de objetos pequeños y cercanos e identificarlos como dos entidades diferentes, pero ello redunda en un coste computacional mayor, lo que limita su empleo en aplicaciones de imagen en tiempo real. En ambos tipos de algoritmos el factor de coherencia mejo-

ra las propiedades de las imágenes reconstruidas reduciendo los lóbulos laterales. Finalmente, cabe señalar que los algoritmos adaptativos pueden diferenciar objetos muy cercanos, pero también pueden dar una percepción errónea de la dimensión real del objeto cuando se visualizan objetos aislados de tamaño reducido. Los resultados obtenidos en este estudio permitirán seleccionar el algoritmo de conformación más adecuado para optimizar el diseño de sistemas de imagen clínica basados en tomografía fotoacústica.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido apoyada por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades a través de la beca ''Juan de la Cierva - Incorporación'' (IJC2018-037897-I), y el programa ''Proyectos I+D+i 2019, España'' (PID2019-111436RB-C22). A.C. recibió apoyo financiero de la Universitat Politècnica de València, a través del programa PAID-10-19.

Referencias

[1] P. Beard, "Biomedical photoacoustic imaging," *Interface Focus*, vol. 1, no. 4, pp. 602–631, 2011, doi: 10.1098/rsfs.2011.0028.

[2] L. Lin, "High-speed three-dimensional photoacoustic computed tomography for preclinical research and clinical translation," *Tissue Eng. Second Ed.*, pp. 783–807, 2021, doi: 10.1016/B978-0-12-420145-3.00022-5.

[3] H. Jiang, *Photoacoustic Tomography*. 2014.

[4] C. Tian, M. Pei, K. Shen, S. Liu, Z. Hu, and T. Feng, "Impact of System Factors on the Performance of Photoacoustic Tomography Scanners," *Phys. Rev. Appl.*, vol. 13, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.1103/PhysRevApplied.13.014001.

[5] V. Perrot, M. Polichetti, F. Varray, and D. Garcia, "So you think you can DAS? A viewpoint on delay-and-sum beamforming," *Ultrasonics*, vol. 111, no. May 2020, p. 106309, 2021, doi: 10.1016/j.ultras.2020.106309.

[6] B. E. Treeby, E. Z. Zhang, and B. T. Cox, "Photoacoustic tomography in absorbing acoustic media using time reversal," *Inverse Probl.*, vol. 26, no. 11, 2010, doi: 10.1088/0266-5611/26/11/115003.

[7] R. Schulze *et al.*, "On the use of frequency-domain reconstruction algorithms for photoacoustic imaging," *J. Biomed. Opt.*, vol. 16, no. 8, p. 086002, 2011, doi: 10.1117/1.3605696.

[8] H. Deng, H. Qiao, Q. Dai, and C. Ma, "Deep learning in photoacoustic imaging: a review," *J. Biomed. Opt.*, vol. 26, no. 04, pp. 1–32, 2021, doi: 10.1117/1.jbo.26.4.040901.

[9] M. Mozaffarzadeh, A. Mahloojifar, M. Orooji, K. Kratkiewicz, S. Adabi, and M. Nasiriavanaki, "Linear-array photoacoustic imaging using mínimum variance-based delay multiply and sum adaptative beamforming algorithm," *J. Biomed. Opt.*, vol. 23, 2018, doi: 10.1117/1.JBO.23.2.026002.

[10] G. Matrone, A. S. Savoia, G. Caliano, and G. Magenes, "The delay multiply and sum beamforming algorithm in ultrasound B-mode medical imaging," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 34, no. 4, pp. 940–949, 2015, doi: 10.1109/TMI.2014.2371235.

[11] N. Q. Nguyen and R. W. Prager, "Minimum Variance Approaches to Ultrasound Pixel-Based Beamforming," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 36, no. 2, pp. 374–384, 2017, doi: 10.1109/TMI.2016.2609889.

[12] J. Camacho, M. Parrilla, and C. Fritsch, "Phase coherence imaging," *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 56, no. 5, pp. 958–974, 2009, doi: 10.1109/TUFFC.2009.1128.

CESVA

NOISE MEASURING INSTRUMENTS SINCE 1969

SONÓMETRO
SC250 CLASE 1
TOUCH & CLOUD

Cuando el sonido se puede tocar



info@cesva.com
www.cesva.com

- Pantalla táctil a color
- Rango único de medición
- Sonómetro ampliable a 1/3 de octava
- WIFI Bluetooth para App
- Con memoria y ficheros en CSV
- Curvas NC/NR y Backerase de los últimos 10 s

PERFECTAMENTE SIMPLE

SIMPLEMENTE PERFECTO

Pantalla táctil a color

Rango único de medición

Sonómetro ampliable
a 1/3 de octava

SONÓMETRO
SC202 CLASE 2
TOUCH & CLOUD

Cuando el sonido se puede tocar

PERFECTAMENTE SIMPLE
SIMPLEMENTE PERFECTO



WIFI + Bluetooth para App

Con memoria
y ficheros en CSV

Curvas NC/NR y Backerase
de los últimos 10 s

CESVA
NOISE MEASURING
INSTRUMENTS SINCE 1969

info@cesva.com
www.cesva.com