

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508960

基于对比源与全波形反演的肌骨组织定量超声成像*

任佳豪 李 健 李 晋 曾周末 陈世利 刘 洋
(天津大学精密仪器与光电子工程学院 天津 300072)

摘 要: 超声断层成像技术因具有低成本、实时性和便携性等优势,在肌骨组织成像中具有重要应用潜力。然而,肌骨组织中软组织与骨骼之间显著的声阻抗对比会引发强反射、多次散射及明显衰减,导致超声波场高度复杂,从而限制了传统超声成像方法的分辨率和定量精度。针对上述问题,提出了一种融合对比源反演与全波形反演的定量超声成像方法。该方法首先引入乘法正则化对比源反演,在强散射条件下快速重建组织的大尺度声速分布,获得物理一致且鲁棒的初始模型;随后在细网格上采用频域双参数全波形反演,实现声速与衰减参数的联合精细重建,并通过 GPU 并行加速提高计算效率。数值仿真与离体牛肌骨实验结果表明,在 0.3 mm 空间网格间距下,该方法能够有效抑制高阻抗界面引起的非线性效应与成像伪影,实现对肌骨组织声速与衰减分布的精细定量成像,整体反演时间为 16.53 min。重建声速与衰减图像的结构相似性指数分别达到 0.954 0 和 0.902 3。结果表明,该方法在成像精度与计算效率之间取得了良好平衡,为肌骨组织的高分辨率定量超声成像提供了一种高效、稳健的技术方案。

关键词: 肌骨组织成像;对比源反演;全波形反演;成像加速

中图分类号: TH776;TB553;TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

Quantitative ultrasound imaging of musculoskeletal tissue based on contrast source inversion and full waveform inversion

Ren Jiahao Li Jian Li Jin Zeng Zhoumo Chen Shili Liu Yang

(School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Ultrasound computed tomography has great application potential in musculoskeletal imaging owing to its advantages of low cost, real-time capability, and portability. However, the pronounced acoustic impedance contrast between soft tissue and bone in musculoskeletal structures gives rise to strong reflections, multiple scattering, and significant attenuation, resulting in a highly complex ultrasound wavefield and thereby limiting the spatial resolution and quantitative accuracy of conventional ultrasound imaging methods. To address the above issue, a quantitative ultrasound imaging method integrating contrast source inversion and full waveform inversion is proposed. This method first introduces multiplicative-regularized contrast source inversion to rapidly reconstruct the large-scale sound speed distribution of tissues under strong scattering conditions, yielding a physically consistent and robust initial model; subsequently, frequency-domain dual-parameter full waveform inversion is performed on a fine grid to achieve joint high-resolution reconstruction of sound speed and attenuation parameters, with computational efficiency enhanced through GPU-based parallel acceleration. Numerical simulations and ex vivo bovine musculoskeletal experiments demonstrate that, with a spatial grid spacing of 0.3 mm, the proposed method can effectively suppress nonlinear effects and imaging artifacts induced by high-impedance interfaces, enabling refined quantitative imaging of sound speed and attenuation distributions in musculoskeletal tissues, with a total inversion time of 16.53 min. The structural similarity indices of the reconstructed sound speed and attenuation images reach 0.954 0 and 0.902 3, respectively. The results indicate that the proposed method achieves a favorable balance between imaging accuracy and computational efficiency, providing an efficient and robust technical solution for high-resolution quantitative ultrasound imaging of musculoskeletal tissues.

Keywords: musculoskeletal tissue imaging; contrast source inversion; full waveform inversion; imaging acceleration

0 引言

腿部作为人体主要的运动执行结构,其肌肉、肌腱与骨骼在支撑体重、完成步态调节以及维持姿势稳定等方面发挥着重要作用^[1]。当发生肌肉拉伤^[2]、股骨骨折^[3]、周围神经病变^[4]和血管病变^[5]等损伤或病变时,常伴随局部组织结构和力学性质的显著改变,进而造成疼痛、活动受限乃至长期功能障碍。为实现对腿部肌骨疾病的早期诊断、疗效评估和康复进展监测,亟需一种能够在复杂组织环境下对肌肉、肌腱及骨结构进行高分辨率、定量化与可重复表征的成像技术。

当前临床常用的CT(computed tomography, CT)^[6]与MRI(magnetic resonance imaging, MRI)^[7]因具备良好的组织分辨率及多平面成像能力,被广泛应用于肌骨系统结构与病变评估。然而,CT的电离辐射使其难以频繁使用,而MRI受制于设备昂贵、扫描时间长、对金属植入物敏感及易产生运动伪影等问题^[8]。这些局限使得CT与MRI在需要实时监测或较高可及性的应用场景,如床旁评估、术中导航与康复训练监测等,难以满足需求。相比之下,超声成像因无电离辐射、成本低、设备便携和具备实时成像能力,在肌骨系统中具有更高的应用潜力^[9]。然而,腿部软组织与皮质骨之间的强声阻抗差异导致超声在传播过程中产生强反射、折射、多次散射以及显著的频率相关衰减,形成高度复杂的波场^[10]。传统二维波束形成超声难以有效利用多次散射信息^[11],表现为软-骨界面模糊、深部结构对比度不足以及缺乏定量声学参数等局限。近年来,超声断层成像(ultrasound computed tomography, USCT)受到广泛关注。传统的超声反射断层扫描(ultrasound reflection tomography, URT)^[12]与超声透射断层扫描(ultrasound transmission tomography, UTT)^[13]通常基于几何声学或射线近似,假设超声能量主要沿直线路径传播,通过首波到达时间或传播时延反演介质的平均声速分布。然而,在存在高声阻抗结构的复杂介质中,多次散射、模式转换与传播路径扰动显著增强,使得基于直达波假设的方法难以准确恢复界面附近的精细结构,尤其在亚毫米尺度参数变化的重建中存在明显局限^[14]。

为突破几何声学近似的限制,以波动方程为约束的全波形反演(full waveform inversion, FWI)逐渐成为超声高分辨率断层成像的重要发展方向^[15]。FWI将介质参数反演视为最小化模拟波场与实测波场差异的高维非线性优化问题,能够在理论上充分利用包含多次散射在内的全波场信息,其空间分辨率可达半波长。根据波场建模方式,FWI分为时域(time domain FWI, TDFWI)与频域(frequency domain FWI, FDFWI)两类^[16]。TDFWI

通过求解时域波动方程获得高时间分辨率,物理意义直观,但计算量巨大,对初始模型敏感,易在强非均匀介质中陷入局部极小^[17];FDFWI通过求解亥姆霍兹方程构造稳态波场,适合多频段层级反演与灵活网格设计,可在分辨率与效率之间取得更加理想的折中^[18]。FWI在颅脑、乳腺及肌骨等多类组织成像中已证明其能够实现亚毫米级的结构分辨率,但其高计算成本始终制约着临床化进程,且始终受初始模型的制约。以TDFWI为例,Guasch等通过极细网格构建三维颅脑模型,在颅骨初始模型下实现了高精度声速反演,但完整反演需约32 h^[19];Robins等虽采用双探头策略减少部分计算量,但整体仍处于小时级别^[20]。在乳腺成像中,Agudo等^[21]构建的三维模型具有优异的成像能力,但反演时间仍超过20 h。在肌骨系统中,由于多次散射与骨-软组织强阻抗对比显著增强了波场复杂度,Li等^[22]基于三维膝关节模型的超声断层反演即便保持亚毫米级分辨率,计算仍需数小时以上。相比之下,FDFWI因无需时间步进,可在一定程度上缓解计算负担,因此在二维切片实验中呈现出更高的效率。部分研究已将典型乳腺或均匀软组织环境下的二维切片成像压缩至约90 min^[23]。然而,这类结果通常建立在组织声速变化相对平缓、散射复杂度较低及适度网格尺度的前提下;当成像目标转向腿部肌骨等高对比度区域时,细网格需求更为苛刻,亥姆霍兹方程在高频下高度病态,求解难度显著增加,二维FDFWI的实际计算时间仍可能达到数小时甚至更长,难以满足快速应用需求,如中科院声学所的肌骨成像^[24]。从反演参数角度看,现有研究多集中于声速单参数重建,可揭示组织结构与弹性特性变化,但对与病理密切相关的吸收与散射增强等衰减特性反映不足。衰减作为描述黏性耗散与微结构变化的重要参数,在组织分类和病灶识别中具有重要价值。尽管已有研究在FWI框架下实现声速与衰减的双参数反演,并在乳腺体模与志愿者数据中得到验证,但在肌骨等高对比度区域尚缺乏系统探索^[23]。

与直接在参数空间内迭代更新的FWI方法不同,对比源反演(contrast source inversion, CSI)源于非线性散射理论,通过在介质对比度与散射场之间显式引入“对比源”中间变量,将高度耦合的反演过程分解为两个相互关联的子问题,从而在强散射和高对比度背景下表现出更高的稳定性^[25]。随着数值离散技术的发展,CSI从早期基于积分方程的形式逐步扩展至有限差分、有限元等离散框架,使其能够适应具有复杂边界形态和非均匀背景分布的成像场景。同时,乘法正则化、总变分约束以及稀疏先验等方法的引入^[26],有效缓解了反演过程中的不稳定性,使CSI在保持组织结构边缘清晰度与抑制噪声伪影方面获得进一步提升。得益于上述进展,CSI已在乳腺超声断层成像^[27]及低频三维透射超声等应用中实现

了介电常数、声速等多参数的定量重建,并在处理中等强度的散射与对比度变化时展现出良好性能。然而,对于包含骨组织、关节面等声速对比极高结构的肌骨系统,多次散射与模式转换显著增强,导致 CSI 的迭代收敛速度下降,对高频信息的利用也受到限制。在此类强非均匀声学环境中,为获得亚毫米级分辨率仍需更细网格与多频段策略,从而增加计算成本^[28]。

针对上述挑战,本文提出一种结合 CSI 与 FWI 的新型超声成像框架,用于实现腿部肌骨组织的高精度定量重建。首先,在环形超声阵列全矩阵采集数据的基础上,引入基于乘法正则化的对比源反演方法(multiplication regularization contrast source inversion, MRC SI),在考虑强散射和高对比度特性的前提下,获得肌骨区域的大尺度声速分布,以构建物理合理且对噪声具有鲁棒性的初始模型;随后,将该模型作为 FDFWI 的初始条件,通过多频段层级反演策略与 GPU 并行加速,实现对肌肉与骨骼细节结构的精细化优化重建。数值仿真与牛肌骨实验结果表明,所提出的联合反演框架在采用约 0.3 mm 的空间网格间距进行数值反演的同时,可将整体成像时间控制在十几分钟量级,并显著提升软骨界面结构的成像质量,为腿部肌骨疾病的早期筛查与临床推广提供了一种具有实际可行性的超声成像技术方案。

1 理论分析

1.1 环形超声阵列

本研究采用环形超声阵列作为成像系统的核心部件。如图 1 所示,阵列由 N_s 个换能器单元按圆形均匀分布,待测肌骨组织置于阵列中心区域。为减小外界环境对声波传播的影响,整个系统浸没于水中,使背景介质声学参数已知且近似均匀。在数据采集过程中,采用全矩阵采集(full matrix capture, FMC)模式,阵列中的每个换能器单元依次作为发射源,其余元件同时作为接收端。每次发射后,超声波在肌骨组织中传播并经历反射、折射和多次散射,所有阵元同步接收回波信号。经时域采样与频域变换,可获得维度为 $N_s \times N_r \times N_t$ 的多频段数据集,为后续 CSI 与 FWI 提供完整波场信息。

1.2 对比源反演

CSI 是一种高效的波场反演方法,适用处理具有复杂散射效应的介质。该方法通过迭代更新对比源函数来推断介质的物理特性,能够在多次散射情况下有效重建介质的空间分布。CSI 通过在已知背景介质上引入对比源变量,将“波场重建”和“介质对比度估计”解耦,有效缓解了强散射和高对比度介质下反演的非线性问题。图 2 给出了 CSI 方法的几何建模示意,用于说明反演区域划

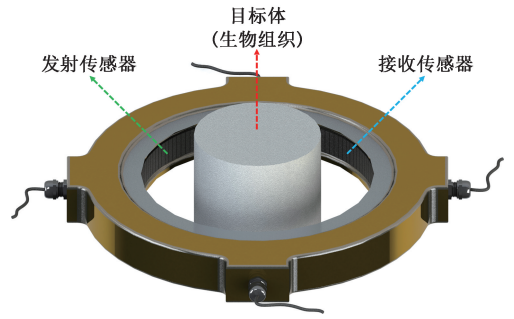


图 1 环形超声阵列的结构示意图

Fig. 1 Schematic illustration of the circular ultrasound array

分及各物理量之间的空间关系。如图 2 所示,整个计算区域被划分为目标域 D 和与测量域 S 。目标域 D 表示待反演介质参数所在的空间区域,其内部包含声学性质与背景介质不同的散射体;目标域之外假定为均匀背景介质,其声速记为 c_0 。测量域 S 表示换能器阵列所在的位置,用于激励入射波并采集由目标域散射产生的观测数据。

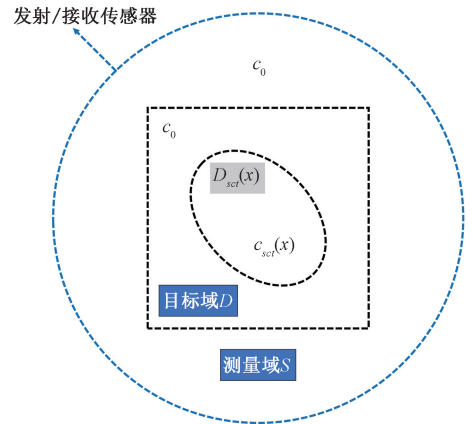


图 2 对比源反演示意图

Fig. 2 Schematic diagram of contrast source inversion

在目标域内部,实际介质的声速对应的区域散射域,分布记为 $c_{sct}(x)$, 对应的慢度为 $s(x) = 1/c_{sct}(x)$ 。相对于背景慢度 $s_0 = 1/c_0$, 定义慢度对比度为:

$$\chi(x) = 1 - s^2(x)/s_0^2 \quad (1)$$

在频域中,总场 $u(x, \omega)$ 可分解为入射场 $u_{inc}(x, \omega)$ 与散射场 $u_{sct}(x, \omega)$ ^[29]:

$$u(x, \omega) = u_{inc}(x, \omega) + u_{sct}(x, \omega) \quad (2)$$

入射场在均匀背景中满足亥姆霍兹方程:

$$\nabla^2 u_{inc}(x, \omega) + \omega^2 s_0^2 u_{inc}(x, \omega) = \delta(x, \omega) \quad (3)$$

式中: $\delta(x, \omega)$ 为频域源项。由此引入对比源 $w(x, \omega)$ 的定义:

$$w(x, \omega) = \chi(x) u(x, \omega) \quad (4)$$

在积分方程形式下,散射场可写为:

$$\mathbf{u}_{\text{set}}(x, \omega) = \omega^2 \int_D \mathbf{G}_D(x, x') \mathbf{w}(x', \omega) dx' \quad (5)$$

式中: $\mathbf{G}_D = \mathbf{A}_{FD}^{-1}(s_0)$ 为背景慢度 s_0 下的格林算子; D 为反演目标区域。通过环形阵列的采样算子 K , 在换能器位置上观测到的散射数据为:

$$\mathbf{p}_{\text{set}}(\omega) = K(\mathbf{u}_{\text{obs}}(x, \omega) - \mathbf{u}_{\text{inc}}(x, \omega)) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{u}_{\text{obs}}(x, \omega)$ 为从实验或数值模拟得到的总场。

CSI 将反演问题表述为对对比源 $\mathbf{w}$ 与对比度 χ 的联合优化。典型代价函数由数据拟合项、物理一致性项与正则化项 3 部分构成^[30]:

$$E_{\text{CSI}}(\mathbf{w}, \chi) = (\eta_s E_s(\mathbf{w}) + \eta_D E_D(\mathbf{w}, \chi)) E_R(\chi) \quad (7)$$

测量域数据拟合项为:

$$E_s(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^{N_S} \|\omega^2 \mathbf{G}_S w_i - p_{\text{set},i}\|_2^2 \quad (8)$$

式中: $\mathbf{G}_S = K \mathbf{G}_D$ 为背景格林算子在测量域的映射; $p_{\text{set},i}$ 为第 i 个源对应的散射数据。目标域物理一致性项为:

$$E_D(\mathbf{w}, \chi) = \sum_{i=1}^{N_S} \|(\mathbf{I} - \chi \mathbf{G}_D) w_i - \chi u_{\text{inc},i}\|_2^2 \quad (9)$$

该项保证对比源与对比度与波动方程物理关系相一致。权重 η_s, η_D 用于平衡两类约束,其常用自适应定义形式为:

$$\eta_s = \left[\sum_{i=1}^{N_S} \|u_{\text{set},i}\|_2^2 \right]^{-1}, \eta_D = \left[\sum_{i=1}^{N_S} \|\chi u_{\text{inc},i}\|_2^2 \right]^{-1} \quad (10)$$

为在保持界面清晰的同时抑制数值噪声,本研究引入基于对比度梯度的乘法型正则化^[31]:

$$E_R(\chi) = \frac{1}{V} \int_D \frac{|\nabla \chi(x)|^2 + \delta^{(n)}}{|\nabla \chi^{(n)}(x)|^2 + \delta^{(n)}} dV \quad (11)$$

式中: $\nabla \chi^{(n)}(x)$ 为第 n 次迭代得到的对比度分布; $\delta^{(n)}$ 与当前物理一致性误差相关,用于避免分母趋零并提高数值稳定性。离散化后,正则化项可写为加权二次型:

$$E_R(\chi) = \frac{1}{V} \sum_{x \in D} b^{(n)}(x) [|\nabla \chi(x)|^2 + \delta^{(n)}] \quad (12)$$

空间自适应权重为:

$$b^{(n)}(x) = \frac{1}{\Delta x^2} \frac{1}{|\nabla \chi_{\text{CSI}}^{(n)}(x)|^2 + \delta^{(n)}} \quad (13)$$

式中: Δx 为空间步长。该权重使正则化在高梯度区域自适应减弱,从而避免传统正则化方法对界面的过度平滑。

在具体求解中,CSI 采用“变量分裂+交替优化”的策略如下:

1) 在给定对比度 $\chi^{(k)}$ 的情况下,通过最小化式(7)中关于 $\mathbf{w}$ 的二次泛函求解对比源:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^{(k+1)} = \\ \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} \left[\eta_s \sum_i \|\mathbf{L}_S w_i - p_{\text{set},i}\|_2^2 + \eta_D \sum_i \|\mathbf{L}_D w_i - b_i^{(k)}\|_2^2 \right] \end{aligned} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{L}_S = K \omega^2 \mathbf{G}_S, \mathbf{L}_D = \mathbf{I} - \chi^{(k)} \mathbf{G}_D, b_i^{(k)} = \chi^{(k)} u_{\text{inc},i}$ 。对应的正规方程为:

$$(\eta_s \mathbf{L}_S^T \mathbf{L}_S + \eta_D \mathbf{L}_D^T \mathbf{L}_D) \mathbf{w} = \eta_s \mathbf{L}_S^T \mathbf{p}_{\text{set}} + \eta_D \mathbf{L}_D^T \mathbf{b} \quad (15)$$

2) 在固定 $\mathbf{w}^{(k+1)}$ 的基础上,通过引入辅助变量 $z = \nabla \chi$ 将对对比度与其梯度解耦,最小化:

$$\min_{\chi, z} \left\{ E_D(\mathbf{w}^{(k+1)}, \chi) \times E_R(z) + \frac{\beta}{2} \|z - \nabla \chi\|_2^2 \right\} \quad (16)$$

得到更新后的 $\chi^{(k+1)}$ 。上述线性子问题可采用几何多重网格等高效求解器实现加速。

在对比度 χ 的数值更新过程中,本文采用基于 Jacobi 迭代的离散求解形式。为控制扩散型正则化算子在迭代过程中的作用强度,引入一个与迭代阶段相关的正则化强度系数 $\lambda^{(n)}$ 。该系数与当前对比度幅值的统计量共同决定正则化项在更新方程中的实际权重。具体而言, $\lambda^{(n)}$ 由一致性误差度量 $\text{Error}M^{(n)}$ 与预设基准下限 RF 共同确定:

$$\lambda^{(n)} = \max(\text{Error}M^{(n)}, \text{RF}) \quad (17)$$

在连续能量泛函层面,乘法正则化通过空间自适应权重 $b^{(n)}(x)$, 约束对比度梯度分布;在数值实现中,该正则化项对应的扩散算子被离散并嵌入对比度更新方程,其整体作用幅度由尺度系数 $\lambda^{(n)}$ 与当前对比度的均方值共同调节,从而在迭代早期允许较强的平滑作用以抑制噪声和局部震荡,而在迭代后期防止正则化项因误差度量过小而完全退化。该尺度系数不影响 $b^{(n)}(x)$ 的定义,仅控制扩散算子在迭代中的强度。当迭代收敛后,由慢度对比度即可恢复无损近似下的声速分布 $c_{\text{CSI}}(x)$ 。该声速模型提供了与实际肌骨结构高度一致的全局背景,将用于后续 FWI 初始模型构建。

1.3 全波形反演

在生物软组织中,超声传播不仅存在波速非均匀性,还伴随明显的频散与吸收效应。为在反演中同时刻画相速度(声速)与衰减特性,本研究在 CSI 提供的声速初始模型基础上,引入黏声 FDFWI,对慢度实部与虚部分别建模,实现声速与衰减参数的联合反演。

在频域黏声声学模型下,复慢度定义为^[32]:

$$s(x) = s_r(x) + i s_i(x) \quad (18)$$

式中: $s_r(x) = 1/c(x)$ 控制相速度; $s_i(x)$ 与频率相关的衰减系数相关。将式(17)代入亥姆霍兹方程可得:

$$\begin{aligned} \nabla^2 \mathbf{u}(x, \omega) + \omega^2 (s_r^2(x) - s_i^2(x) + \\ 2i s_r(x) s_i(x)) \mathbf{u}(x, \omega) = \boldsymbol{\delta}(x, \omega) \end{aligned} \quad (19)$$

式(19)中实部主导相位传播,虚部描述幅度衰减。采用有限差分离散后,可得到稀疏线性系统:

$$\mathbf{A}_{FD}(\omega, s_r, s_i) \mathbf{u} = \boldsymbol{\delta} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{A}_{FD}$ 为黏声亥姆霍兹算子的离散形式,结合完美匹配层(perfectly matched layer, PML)抑制边界反射。多频

率情形下可采用块 LU 分解或迭代求解器在 GPU 上并行求解。环形阵列上的模拟压力数据同样由采样算子 K 给出:

$$\mathbf{p}(\omega, s_r, s_i) = \mathbf{K}\mathbf{u}(\omega, s_r, s_i) \quad (21)$$

记 $\mathbf{p}_{obs}(x)$ 实测阵列数据, 则黏声 FWI 的目标函数可表示为数据拟合与结构先验的组合:

$$E_{FWI}(s_r, s_i) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_s} \|p_i - p_{obs,i}\|_2^2 + \lambda_r R_{MGS}(s_r - s_{r,0}) + \lambda_i R_{MGS}(s_i - s_{i,0}) \quad (22)$$

式中: $s_{r,0}$ 、 $s_{i,0}$ 分别为慢度实部和虚部的参考模型; λ_r 、 λ_i 分别表示慢度实部和慢度虚部的正则化权重, 本研究中 $s_{r,0}$ 由 CSI 声速模型 $c_{CSI}(x)$ 转换得到, $s_{i,0}$ 取空间平滑的均匀衰减初值; R_{MGS} 为最小梯度支撑 (minimum gradient support, MGS) 正则项, 用于增强梯度域稀疏性、保持组织界面清晰:

$$R_{MGS}(s) = \int_D \frac{|\nabla(s(x) - s_0)|^2}{|\nabla(s(x) - s_0)|^2 + \varepsilon} dx \quad (23)$$

相较于传统的 Tikhonov 或 TV 正则, MGS 更有利于保留解剖结构的突变边界而不过度平滑。

为计算目标函数对 s_r, s_i 的梯度, 采用伴随状态法。首先构造伴随波场 $\mathbf{u}_{adj}$ 满足:

$$\mathbf{A}_{FD}^T(\omega, s_r, s_i) \mathbf{u}_{adj} = \mathbf{K}^T(\mathbf{p} - \mathbf{p}_{obs}) \quad (24)$$

式中: 上标 T 表示共轭转置。黏声算子对 s_r, s_i 的敏感性可近似为:

$$\frac{\partial \mathbf{A}}{\partial s_r} \approx 2\omega^2(s_r + is_i) \mathbf{I}, \quad \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial s_i} \approx 2i\omega^2(s_r + is_i) \mathbf{I} \quad (25)$$

式中: $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。由此可得数据拟合项对 s_r, s_i 的梯度主项分别为:

$$\begin{cases} \nabla_{s_r} E_{data} = \text{Re} \left(\sum_{\omega} \omega^2 \mathbf{u} \odot \mathbf{u}_{adj}^* \right) \\ \nabla_{s_i} E_{data} = \text{Im} \left(\sum_{\omega} \omega^2 \mathbf{u} \odot \mathbf{u}_{adj}^* \right) \end{cases} \quad (26)$$

式中: $\odot$ 表示逐点乘积; $*$ 表示复共轭; $\text{Re}(\cdot)$ 、 $\text{Im}(\cdot)$ 分别取实部和虚部。可以看出, 实部相关项主要驱动相速度 (声速) 的更新, 虚部相关项主要驱动衰减的更新。考虑 MGS 正则项后, 总梯度可写为:

$$\begin{cases} \nabla_{s_r} E_{FWI} = \nabla_{s_r} E_{data} - 2\lambda_r \nabla \times \left(\frac{\varepsilon \nabla(s_r - s_{r,0})}{|\nabla(s_r - s_{r,0})|^2 + \varepsilon^2} \right) \\ \nabla_{s_i} E_{FWI} = \nabla_{s_i} E_{data} - 2\lambda_i \nabla \times \left(\frac{\varepsilon \nabla(s_i - s_{i,0})}{|\nabla(s_i - s_{i,0})|^2 + \varepsilon^2} \right) \end{cases} \quad (27)$$

在多频率与多源数据联合约束下, 通过共轭梯度法等优化算法迭代更新 (s_r, s_i) , 即可实现对声速 $c(x) = 1/s_r(x)$ 与衰减分布的联合高分辨率重建。得益于前一阶段 CSI 提供的物理合理初始模型, 黏声 FWI 能够在肌骨高阻抗对比和强散射条件下保持较好的收敛性与稳定

性, 从而获得软组织与骨组织界面清晰、细节丰富的成像结果。

1.4 定量评价指标

为定量评估反演结果与真实模型之间的差异, 本文采用归一化均方误差 (normalized mean square error, NMSE)^[33] 和结构相似性指数 (structural similarity index measure, SSIM)^[34] 作为主要评价指标。

NMSE 用于衡量反演声速模型与真实模型之间的整体幅值误差, 其定义为:

$$\text{NMSE} = \frac{\|m_{rec} - m_{true}\|_2^2}{\|m_{true}\|_2^2} \quad (28)$$

式中: m_{rec} 表示反演得到的声速或衰减分布; m_{true} 表示真实声速或衰减模型。NMSE 值越小, 表示反演结果在整体幅值意义上越接近真实模型。

SSIM 是一种综合考虑亮度、对比度和结构信息的图像相似性度量指标, 常用于评估结构保持能力, 其定义为:

$$\text{SSIM}_{(x,y)} = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (29)$$

式中: μ_x, μ_y 分别为反演图像与真实图像的均值; σ_x^2, σ_y^2 为对应方差; σ_{xy} 为协方差; C_1 与 C_2 为稳定常数。SSIM 值越接近 1, 表示反演结果在结构分布上与真实模型越一致。

2 数值仿真

2.1 仿真模型及设置

本研究使用的肌骨组织数字体模来源于美国国立卫生研究院癌症研究所公开的 CT 数据集^[35]。选取大腿区域的一帧二维切片作为基础图像, 根据 CT 图像的亨氏值与不同组织类型之间的对应关系, 将图像划分为骨骼、肌肉、脂肪和皮肤等主要组织类别, 并进一步映射为声速和频率归一化衰减系数, 构建得到图 3(a) 与 (b) 所示的二维黏声仿真模型。模型背景介质设置为水, 其衰减系数取 0.002 5 dB/(MHz×cm), 用于提供稳定的传播环境与阵列耦合介质。各组织类型的声速与衰减参数参考文献典型值^[36], 如表 1 所示, 其中骨组织具有显著高于软组织的声速和衰减, 以反映其强散射与强吸收特性。

在超声激励与数据采集方面, 采用直径 22 cm 的环形阵列, 共包含 512 个发射/接收阵元。使用 k-Wave 工具箱在 FMC 模式下生成模拟数据, 即每个阵元依次作为点源发射超声脉冲, 其余阵元同时接收信号, 最终形成 512×512 的全矩阵数据。激励信号为中心频率 1 MHz 的 Ricker 子波, 其时域波形与频率谱分别如图 3(c) 与 (d) 所示。在黏声模型中, 声波在传播过程中发生反射、折

射、多次散射与频率相关衰减,使得获得的数据更接近真实肌骨条件下的声场行为。

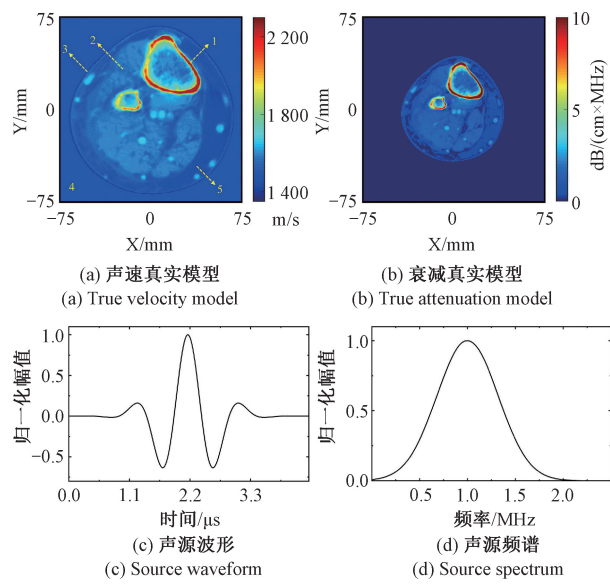


图 3 数值仿真实验设置示意图

Fig. 3 Schematic illustration of the numerical simulation setup

表 1 肌骨声学参数参考值

Table 1 Reference acoustic properties for musculoskeletal tissues

序号	组织类型	声速值/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	衰减值/ $\text{dB}/(\text{MHz}\times\text{cm})$
1	骨骼	$\sim 2\,250$	~ 10
2	肌肉	$\sim 1\,590$	~ 1.1
3	皮肤	$\sim 1\,540$	~ 1
4	水	$\sim 1\,500$	$\sim 0.002\,5$
5	脂肪	$\sim 1\,470$	~ 0.5

本研究采用 CSI-FWI 两阶段反演框架。首先在 CSI 阶段,在反演中去除衰减项,仅反演声速参数,以快速获得组织结构的大尺度背景。CSI 的计算域为 $15\text{ cm}\times 15\text{ cm}$,网格离散为 125×125 ,空间步长 1.2 mm ,用于提供物理一致且对噪声鲁棒的初始模型。CSI 阶段的参数更新采用非线性共轭梯度法进行迭代优化,在每一次迭代中通过一维搜索确定模型更新步长,并在达到预设最大迭代次数或目标函数变化趋于稳定时终止迭代。在计算实现方面,CSI 在 CPU 平台上执行,所使用的处理器为 AMD Ryzen 7 5800H (主频 3.20 GHz),系统内存为 24 GB 。

随后进入 FWI 阶段,采用黏声频域波动方程在更精细的网格上进行声速和衰减的双参数反演。FWI 的计算域扩展至 $24\text{ cm}\times 24\text{ cm}$,网格数量为 801×801 ,空间步长为 0.3 mm ,用于提高数值离散精度并更充分地刻画组织结构细节。FWI 阶段同样采用共轭梯度法进行模型更新,并在每个频段内执行固定次数的迭代,以数据残差的

收敛行为作为主要参考。为提高反演效率,将频域波动方程正演、雅可比矩阵构建、伴随传播及多源并行求解等计算步骤移至 GPU 上执行,所使用的 GPU 型号为 NVIDIA RTX A5000,从而在细网格条件下显著降低单频段求解时间。在频率选取方面,采用 0.5 、 1.0 与 1.5 MHz 的多尺度频段递进反演策略,由低频到高频逐级推进。低频段主要用于恢复模型的整体结构与相位信息,高频段用于进一步细化局部边缘特征,从而形成由粗到细的稳定反演路径。相邻频段之间以前一频段的反演结果作为初始模型逐级衔接。

在参数更新机制上,FWI 采用两阶段的双参数反演策略以提升收敛稳定性。第 1 阶段仅反演声速,在每个频率下执行 5 次迭代,从低频到高频逐级更新,以获得稳定的声速模型。第 2 阶段在声速模型基本收敛后引入衰减参数,并在每一频段内采用交替更新方式:先固定衰减执行 5 次声速迭代,再固定声速执行 5 次衰减迭代。该交替更新过程在各频率下重复执行,从而在抑制参数耦合效应的同时实现声速与衰减的稳定联合反演。

在 CSI 和 FWI 中,数据预处理策略保持一致。对于每个发射源,仅保留其对侧约 75% 的接收通道参与反演,并屏蔽与发射源相邻的 63 个接收阵元,以减少近场直达波与电学串扰。随后对时域信号施加单侧高斯窗口滤波,窗口中心对齐于首波到时,标准差取为对应信号时长的约 10%,以抑制多路复用伪影及寄生波导效应,从而提高数据质量与反演稳定性。

2.2 成像结果分析

1) 对比源反演成像结果

图 4 展示了 CSI 在不同迭代步数下对肌骨模型声速分布的重建结果及其定量误差变化情况。可以看到,CSI 在迭代初期 (64 步) 已能够恢复目标区域的整体声速分布特征,骨骼与软组织在幅值上形成初步区分,表明主要散射信息已被有效利用。然而,此阶段反演结果中仍存在较明显的条纹状干扰和局部振荡现象,骨皮质边界不连续,软组织内部结构较为模糊,对应的 NMSE 仍处于较高水平 (约为 0.027),SSIM 约为 0.61 。随着迭代次数增加至 128 步,反演模型在结构表现上明显改善,骨骼高声速区域逐渐闭合,软组织层次开始显现,条纹伪影有所减弱,NMSE 进一步降低至约 0.022 ,SSIM 提升至约 0.62 。当迭代步数达到 256 步后,CSI 反演结果在整体结构层面继续收敛,骨皮质形态与真实模型逐渐接近,整体声速分布较为稳定,但依旧存在大量伪影,NMSE 下降至约 0.012 ,SSIM 提升至接近 0.69 。

总体而言,CSI 能够较为准确地恢复肌骨区域的全局声速结构,并在有限迭代次数内实现整体收敛。然而,在迭代过程中,可观察到一定程度的局部振荡与界面不连续现象,说明在强散射与高对比条件下,仅依赖误差驱

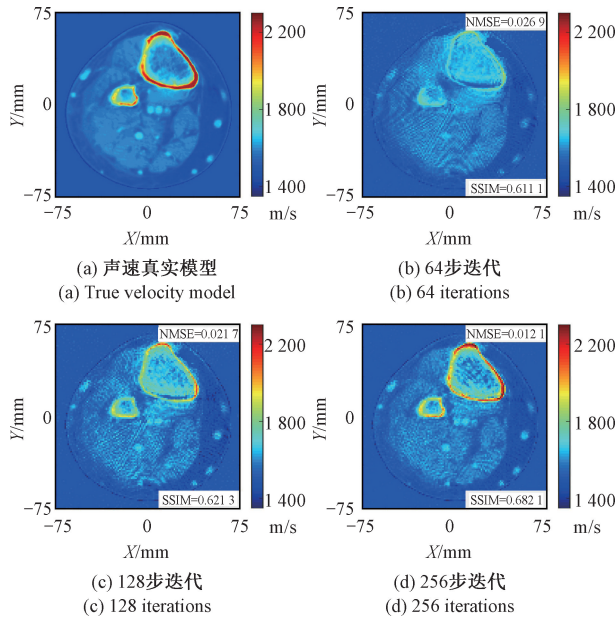


图4 不同迭代次数下CSI的声速结果

Fig. 4 CSI velocity results at different iteration

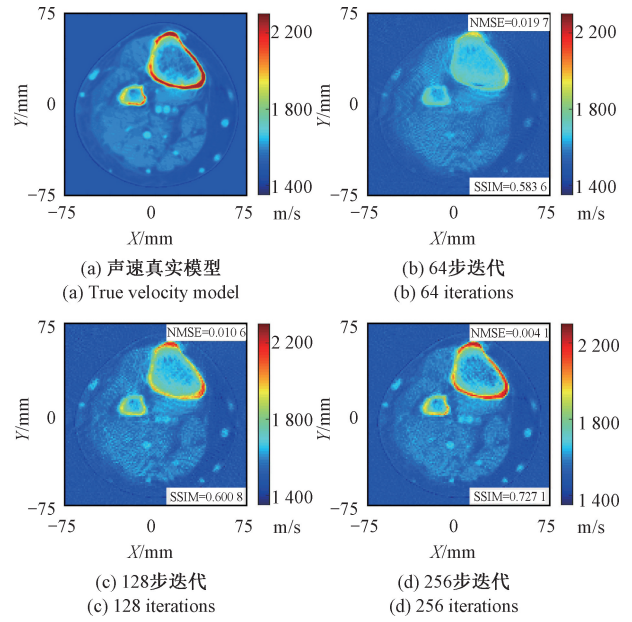


图5 不同迭代次数下MRCSI的声速结果

Fig. 5 MRCSI velocity results at different iteration

动的更新机制难以同时兼顾数值稳定性与结构连续性。此外,CSI进行256步迭代的总耗时约为42.7 min,平均每步迭代耗时约为10 s,总体计算代价较高。

2) 乘法正则化对比源反演成像结果

图5给出了MRCSI在不同迭代步数下的声速重建结果。与CSI相比,MRCSI在各迭代阶段均表现出更平稳的收敛行为。在早期迭代(64步)时,MRCSI已能够形成较为连续的骨皮质高声速轮廓,软组织区域中的条纹状振荡明显减弱,整体成像稳定性优于无正则化结果。对应的NMSE已显著低于CSI,表明乘法正则化在反演初期有效抑制了大尺度数值误差。随着迭代次数增加至128和256步,MRCSI的结构优势进一步显现。骨皮质边界更加清晰且连续,软组织内部声速分布趋于平滑,整体结构与真实模型保持良好一致。定量结果表明,MRCSI在整个迭代过程中NMSE均低于CSI,而在后期迭代阶段,其SSIM也逐渐超过CSI,反映出在充分迭代后,乘法正则化能够在保持数值稳定性的同时逐步恢复更为可靠的结构细节。在计算效率方面,MRCSI进行256次迭代的总耗时约为45.97 min,与CSI基本一致,未引入明显的额外计算开销。

图6进一步对比了2种方法在迭代过程中的NMSE与SSIM演化曲线。可以看到,MRCSI的NMSE在整个迭代过程中始终下降更快,说明正则化机制有效削弱了非物理振荡对整体误差的影响;而在SSIM指标上,CSI在迭代初期略占优势,但随着迭代推进,MRCSI的SSIM持续提升并最终反超。这表明CSI在早期更易形成高梯度结构,但其稳定性不足,而乘法正则化在中后期能够实现

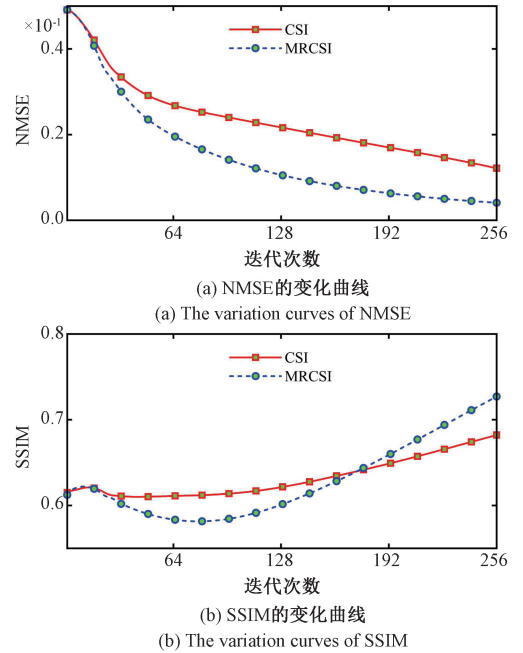


图6 CSI和MRCSI中NMSE和SSIM随迭代步数的变化曲线

Fig. 6 The variation curves of NMSE and SSIM with the number of iterations in CSI and MRCSI

更可靠的结构一致性。SSIM曲线中出现了先短暂上升后下降再上升的变化趋势,反映了反演过程中不同尺度结构逐步参与更新的动态特征。总体而言,引入乘法正则化后,MRCSI在数值误差收敛速度和成像稳定性方面均优于CSI,并在充分迭代后实现更高的结构相似性。

3) RF 参数对 MRCSI 反演结果的影响

为分析 RF 参数对 MRCSI 反演性能的影响,本文选取 $RF=0.01$ 、 0.001 和 0.0001 三种取值,在相同反演参数设置下对声速重建结果及定量指标进行对比。图 7 给出了不同 RF 条件下在迭代步数为 128 和 256 时的反演结果及对应的 NMSE 与 SSIM 数值,图 8 展示了 SSIM 随迭代步数的变化曲线。

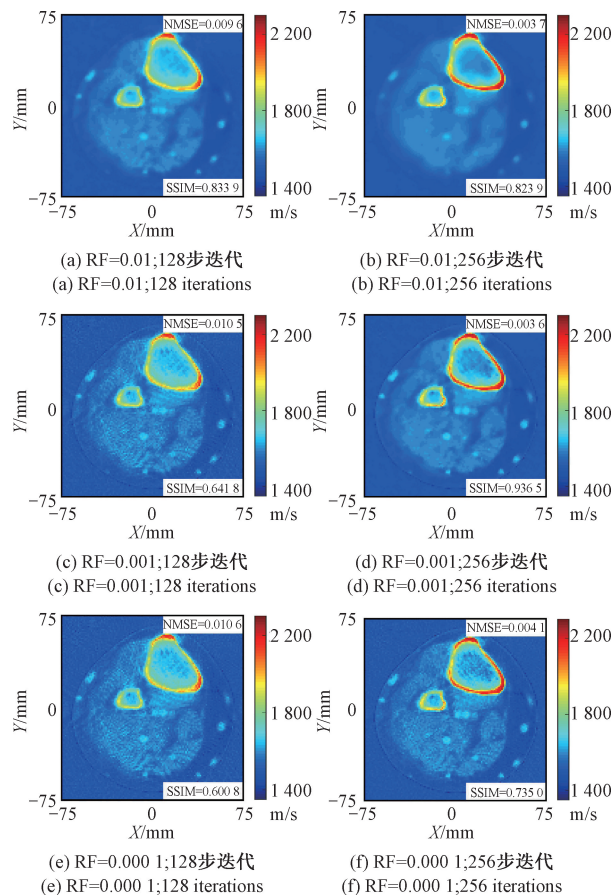


图 7 不同 RF 参数下 MRCSI 在迭代次数为 128 和 256 时的声速结果

Fig. 7 Velocity results of MRCSI at iteration numbers of 128 and 256 under different RF parameters

在迭代步数为 128 时,不同 RF 条件下的反演结果已表现出明显差异。 $RF=0.01$ 时,声速图像整体较为平滑,软组织区域中的条纹状纹理和局部振荡得到有效抑制,骨皮质高声速区域轮廓连续完整,对应 SSIM 为 0.833 9, NMSE 为 0.009 6。相比之下, $RF=0.001$ 和 0.0001 条件下仍可观察到一定程度的散斑纹理与局部起伏,其 SSIM 分别为 0.641 8 和 0.600 8, NMSE 分别为 0.010 5 和 0.010 6,表明在中期迭代阶段 RF 参数已开始影响反演稳定性与结构表现。

当迭代步数增加至 256 时,不同 RF 条件下的重建质量进一步分化。 $RF=0.001$ 的结果在骨皮质边界清晰

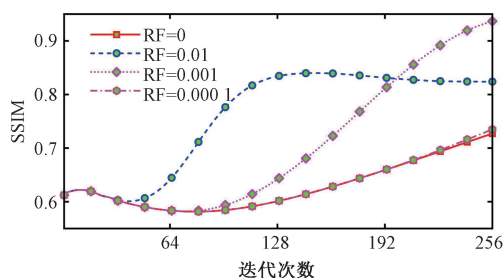


图 8 不同 RF 参数下 MRCSI 中 SSIM 随迭代步数的变化曲线

Fig. 8 The variation curves of SSIM with iteration number in MRCSI under different RF parameters

度、连续性以及软组织内部结构一致性方面均表现出最优特性,骨皮质厚度与真实模型更加接近,SSIM 提升至 0.936 5, NMSE 降至 0.003 6。 $RF=0.01$ 条件下的结果仍保持较高平滑度,但局部结构细化有限,其 SSIM 和 NMSE 分别为 0.823 9 和 0.003 7。 $RF=0.0001$ 的结果在该阶段亦有所改善 (SSIM = 0.735 0, NMSE = 0.004 1),但整体结构一致性仍低于 $RF=0.001$ 的情况。

从图 8 所示的 SSIM 演化曲线可以进一步观察 RF 参数对反演过程的调控作用。在反演初期,不同 RF 条件下的 SSIM 曲线基本重合,说明此阶段反演主要由一致性误差驱动;随着迭代推进,各曲线逐渐分化,不同 RF 对结构演化的影响开始显现。其中, $RF=0.01$ 的 SSIM 在中期上升较快而后趋于平缓, $RF=0.001$ 在中后期持续提升,而 $RF=0.0001$ 的变化幅度相对较小,这一趋势与对应的图像结构表现保持一致。

在计算效率方面,不同 RF 参数条件下进行 256 步迭代的总运行时间分别为 45.69、46.01 和 46.24 min,三者之间差异很小,表明 RF 参数的变化不会对整体计算时间产生显著影响。

4) 空间步长对反演的影响

在前述实验中,基于 1.2 mm 空间步长的 MRCSI 反演能够稳定恢复肌骨模型的整体声速结构,但其成像时间仍然较长。为进一步降低计算成本并评估较低空间离散精度下 MRCSI 的成像能力,本节分析空间步长变化对反演结果及定量指标的影响。具体而言,将空间步长由 1.2 mm 调整为 2.5 mm,对应计算网格由 125×125 减少至 60×60 ,并相应将有效传感器数量由 256 个调整为 128 个。在此设置下,对不同 RF 参数条件下的 MRCSI 反演结果进行对比分析,其成像结果与 SSIM 演化曲线分别如图 9 和 10 所示。

从成像结果可以看出,在 60×60 网格条件下,MRCSI 仍能够在较少迭代步数内恢复目标区域的主要结构特征,骨骼区域的高声速分布位置与整体形态保持稳定一致。然而,与 125×125 网格相比,空间离散精度降低后,

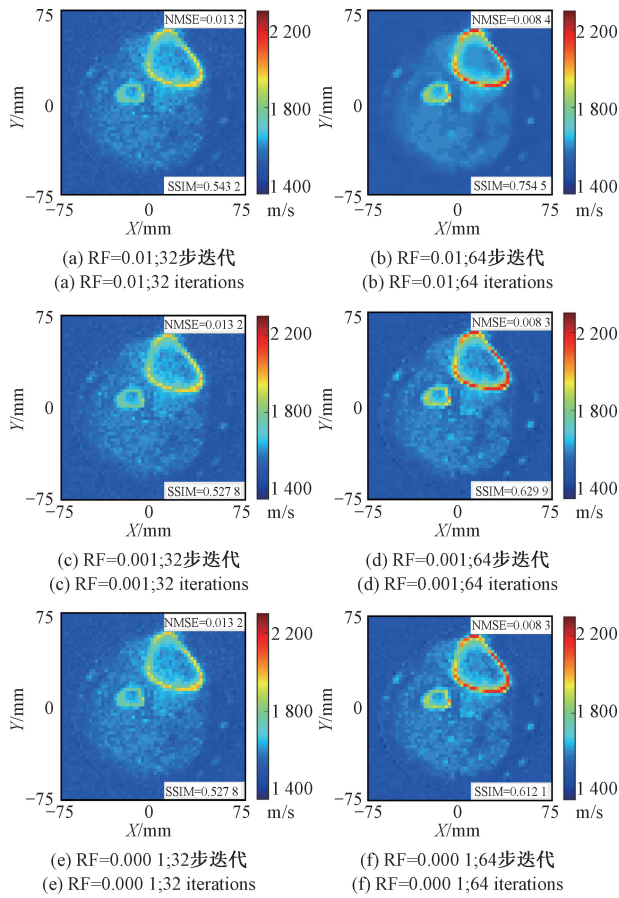


图 9 空间步长为 2.5 mm 时,不同 RF 参数下 MRCSI 在迭代次数为 32 和 64 时的声速结果

Fig. 9 Velocity results of MRCSI with different RF parameters at iteration times of 32 and 64, with a spatial step size of 2.5 mm

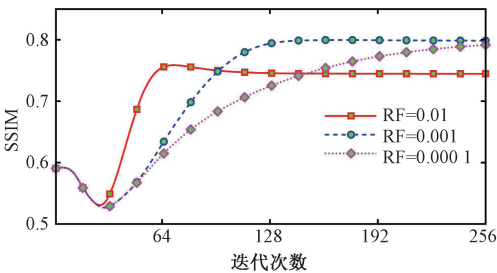


图 10 空间步长为 2.5 mm 时,不同 RF 参数下 MRCSI 中 SSIM 随迭代步数的变化曲线

Fig. 10 The variation curves of SSIM with iteration number in MRCSI under different RF parameters, with a spatial step size of 2.5 mm

骨皮质边界的几何细节以及软组织内部层次结构明显减弱,局部界面趋于平滑,反映出分辨率下降对精细结构表达能力的限制。

如图 10 所示,不同 RF 条件下,60×60 网格对应的

SSIM 变化趋势与 125×125 网格基本一致,均随迭代步数逐步上升,但其最终 SSIM 值整体偏低。这一差异主要源于空间离散精度降低导致的结构信息损失,而非正则化机制失效。与此同时,从重建过程可以观察到,在 60×60 网格条件下,反演在迭代初期具有更快的结构收敛速度,约 32 次迭代即可清晰区分骨骼与软组织等主要组织类型。尽管边界细节较为平滑,但整体组织分布和宏观结构特征已得到有效恢复。此外,在不同 RF 参数条件下,粗网格并未改变各 RF 取值之间的相对性能排序,说明 RF 参数对反演稳定性的调控作用在不同空间分辨率下具有一致性。

在计算效率方面,空间步长增大显著降低了离散系统规模,使 MRCSI 的整体计算时间大幅缩短。在相同 256 次迭代条件下,2.5 mm 步长下的反演耗时约为 5 min,相比 1.2 mm 步长下减少近一个数量级。

综上,MRCSI 在成像分辨率与计算效率之间存在明显权衡:较小空间步长有利于细节结构恢复,但计算代价较高;较大空间步长则能够在显著降低成像时间的同时,提供可靠的结构定位与整体声速分布估计。因此,低分辨率 MRCSI 更适合作为快速获取全局结构信息的初始成像手段,为后续采用 GPU 加速的 FWI 提供稳定且物理一致的初始模型。

2.2.5 MRCSI 和 FWI 的联合成像结果
在前述分析中,MRCSI 已能够在较低空间离散精度下快速恢复肌骨结构的整体声速分布,综合不同正则化参数、空间步长与迭代行为的对比结果,本文选取 60×60 网格模型与 RF=0.01 条件下第 40 次迭代的 MRCSI 反演结果作为 FWI 的初始声速模型。该配置在反演早期具有较快的收敛速度,能够在约 44.9 s 内获得已清晰区分骨组织与软组织的大尺度结构分布,并避免过多迭代带来的数值振荡累积,因此适合作为后续精细反演的初始条件。

图 11(a) 给出了所选 MRCSI 声速反演结果,其能够正确定位骨皮质的高声速区域及软组织主体结构,但受限于空间离散精度与对比源框架本身,组织边界仍表现出一定程度的平滑化,局部细节尚未充分展开。为引入更高的数值分辨能力,该模型经上采样映射至 0.3 mm 的精细网格,并作为 FWI 的初始声速模型,如图 11(b) 所示。

在此基础上,采用两阶段、多频段的 FWI 进行声速与衰减的联合重建。图 11(c) 显示了最终得到的声速反演结果。可以看到,FWI 在细网格条件下充分利用了波场的相位与振幅信息,显著提升了组织界面的清晰度与结构对比度:骨皮质边界更加锐利,厚度刻画更加准确,软组织内部的声速起伏也得到合理恢复。

对应的定量评价指标显示,最终声速模型的 SSIM 达到 0.954 0,NMSE 降至 0.004 2,相比 MRCSI 初始模型有

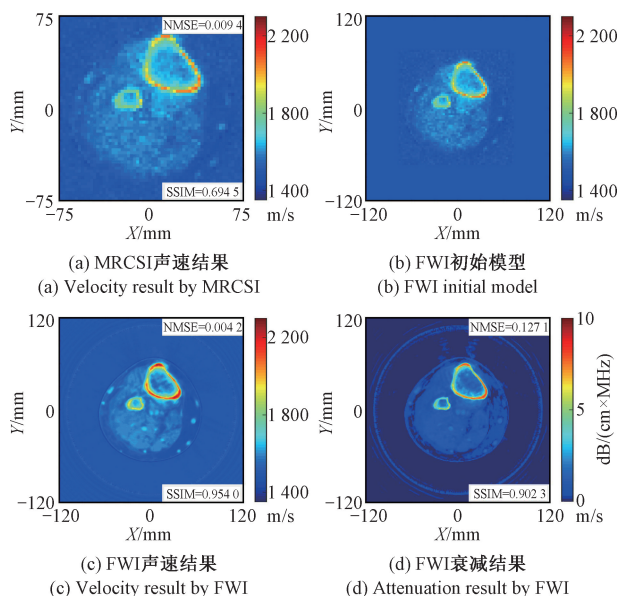


图 11 肌骨组织数字模型的联合反演结果

Fig. 11 Joint inversion results of the musculoskeletal digital model

显著改善。图 12(a) 给出了沿 $x = 1.2$ cm 位置的一维声速剖面。可以看到, FWI 反演结果在骨皮质声速峰值位置及软组织界面处与真实模型高度一致, 不仅有效纠正了 MRCSE 初始模型中边界过渡偏缓的问题, 也显著减小了界面位置偏差, 表明 FWI 成功补偿了 CSI 在高频信息恢复方面的不足。

在衰减反演方面, 图 11(d) 给出了 FWI 重建得到的衰减分布结果。其空间分布与声速模型及组织结构保持良好一致: 骨组织对应高衰减区域, 软组织区域衰减水平相对较低, 反演结果的 SSIM 达到 0.9023。图 12(b) 所示的一维衰减剖面进一步表明, FWI 能够较为准确地恢复主要组织界面处的衰减突变特征, 验证了复慢度建模在黏性生物组织成像中的有效性。需要指出的是, 在靠近传感器阵列的位置仍可观察到轻微环状伪影, 这主要与有限孔径条件下的波场覆盖不均以及边界区域梯度放大效应有关。但整体而言, 该类伪影幅值较低且空间局限, 对主要结构判读影响有限。

总体来看, MRCSE-FWI 的级联反演策略有效结合了两类方法的互补优势: MRCSE 快速提供了物理一致的全局背景结构, 使 FWI 能够避免陷入初始模型不匹配导致的局部极小值; FWI 则在高分辨率网格上充分挖掘波场全信息, 实现声速与衰减参数的精细恢复。数值结果表明, 该联合方法在显著提升成像质量的同时, FWI 进行一次迭代所需的时间约 21.1 s, 整体反演时间控制在 16.53 min 左右, 为高分辨率肌骨超声断层成像的实际应用提供了可行方案。

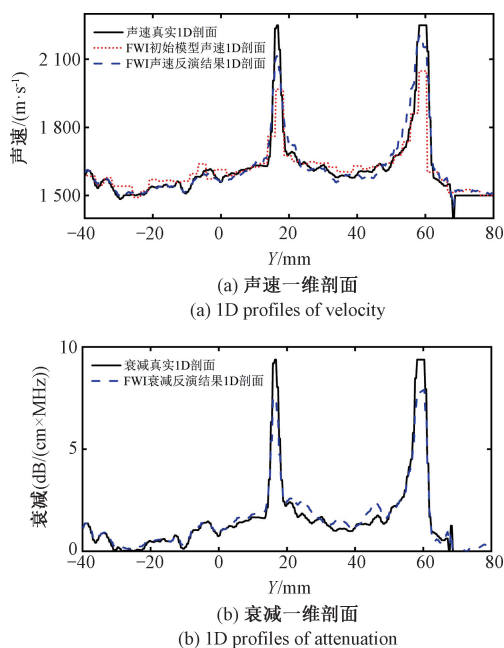


图 12 声速与衰减一维剖面的定量对比

Fig. 12 Quantitative 1D profiles of velocity and attenuation

3 实验验证

为验证所提出的 MRCSE-FWI 联合反演框架在真实高对比度生物组织中的成像性能, 本文搭建了基于环形阵列的超声断层成像实验系统, 并对离体牛小腿肌骨样本进行了成像验证。实验装置及样本结构如图 13 所示。待测样本包含皮肤、脂肪、肌肉及骨骼等多种声学性质差异显著的组织类型, 具有典型的强散射、多界面特征, 能够充分考验反演方法在复杂介质条件下的稳定性与成像能力。实验系统采用直径约 22 cm 的环形超声换能器阵列, 阵列共包含 512 个阵元, 中心频率为 1 MHz。实验过程中, 样本放置于阵列几何中心, 并完全浸没于水介质中, 以构建近似均匀的背景传播环境。图 13(b) 给出了对应的样本解剖横截面, 用于辅助反演结果的组织识别与定性对比。

鉴于阵列换能器的通道一致性可能对成像质量产生影响, 在正式成像实验前对阵列阵元的一致性进行了定量评估。具体而言, 在阵列几何中心垂直放置标准钢反射体, 依次激励并接收各阵元的回波信号, 用于表征不同通道在发射-接收链路上的综合响应特性, 并从 512 阵元随机选取 64 个阵元作为代表样本进行统计分析。图 14(a) 给出了典型阵元的时域回波信号, 图 14(b) 为对应的频域幅度谱, 可以观察到信号能量主要集中在 0.5~1.5 MHz 的工作频带内。基于这些信号, 本文选取峰峰值灵敏度 S_{pp} 、-20 dB 脉冲宽度 $T_{|-20dB|}$ 、-6 dB 中心频率 $f_{c@-6dB}$ 以及 -6 dB 相对带宽 $B_{r@-6dB}$ 4 个关键指标, 对

阵元一致性进行定量评估,其参数定义如图 14 所示。图 15 展示了 64 个样本 4 个关键指标的均值与散点分布,结果表明,峰峰值灵敏度的均值为 -53.62 dB,相对标准偏差为 1.4% ; -20 dB 脉冲宽度均值为 $9.8 \mu\text{s}$,相对标准偏差为 2.32% ; -6 dB 中心频率均值为 0.96 MHz,相对标准偏差为 1.84% ; -6 dB 相对带宽的均值为 75.23% ,相对标准偏差为 1.8% 。上述结果表明,阵列各通道在幅值响应、频谱特性及时间分辨能力方面具有较高一致性,未观察到显著的异常通道或系统性偏置。尽管如此,仍不可避免地存在微小的阵元响应差异,这类差异在强散射和有限孔径条件下可能被反演过程放大,造成成像结果具有一定的伪影。在实验与反演过程中,水介质被视为均匀背景介质,其声速参数根据实验室环境温度进行设置。实验期间水温保持稳定(室温条件),背景声速取为 1480 m/s。

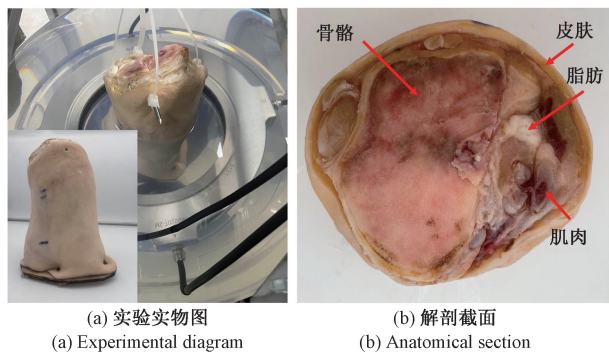


图 13 实验装置图

Fig. 13 Experimental setup

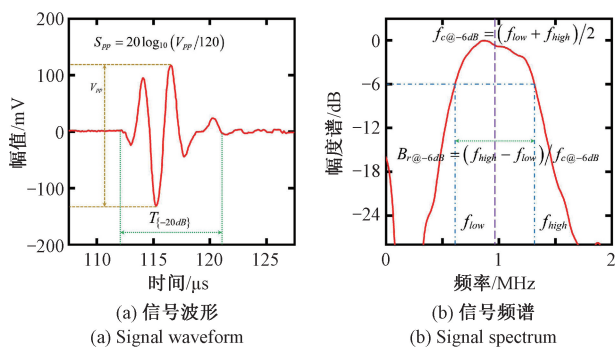


图 14 脉冲回波法下的时域信号与频谱分布

Fig. 14 Time-domain signal and frequency spectrum obtained using the pulse-echo method

数据采集由 Verasonics Vantage 256 超声成像系统完成,采样率设为 20 MHz。实验 FMC 模式,即阵列中每个换能器依次作为发射源,其余换能器同时作为接收端,从而获得包含多路径传播与多次散射信息的完整阵列数据。经傅里叶变换得到的频域数据作为后续成像方法的

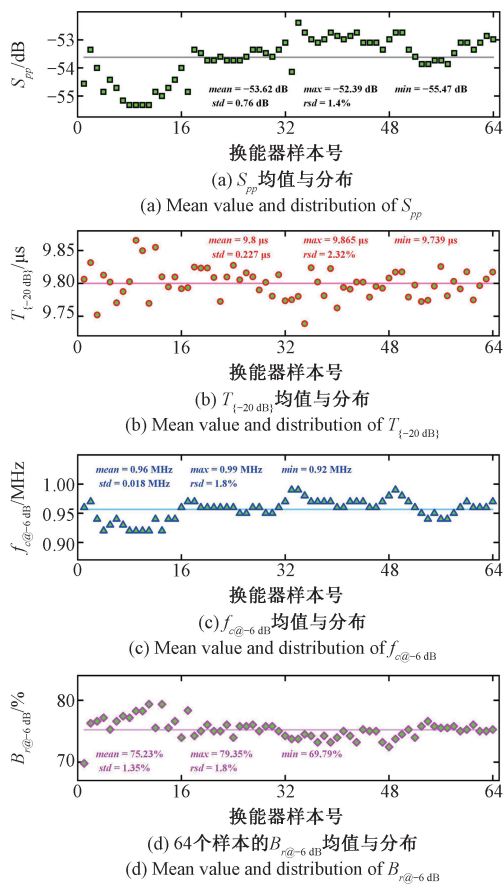


图 15 64 个样本脉冲回波法测试结果

Fig. 15 Results of the pulse-echo for 64 samples

输入。

作为对比基准,本文同时采用 UTT 方法对同一组实验数据进行重建。UTT 基于几何声学近似,假设声波主要沿直线路径传播,通过首波到达时间反演介质的平均声速分布。图 16(a) 给出了 UTT 的声速重建结果。可以看到,UTT 在牛肌骨样本中呈现出明显的结构失真:由于骨组织具有强反射与多次散射特性,直达波假设在骨区附近不再成立,导致骨皮质区域被显著压缩,深部肌肉区域声速估计偏低,软组织之间的界面难以清晰区分。尤其在骨背侧形成明显的声影区,UTT 无法提供有效重建信息,这反映了射线型方法在高对比、多散射介质中的固有物理局限。

相比之下,MRC SI 的重建结果(图 16(b))有效克服了 UTT 在复杂介质中的上述缺陷。采用 $15\text{ cm} \times 15\text{ cm}$ 的计算域、 60×60 网格(空间步长 2.5 mm)以及 RP 等于 0.01 的参数设置,MRC SI 能够在约 1.63 min 的计算时间内恢复牛样本中皮肤、脂肪、肌肉与骨组织的整体声速结构。尽管受限于较粗的空间离散,局部边界仍表现出一定程度的平滑,但主要组织轮廓及其相对空间关系已被正确恢复,其结构完整性和对比度明显优于 UTT 结果,

表明 MRCSI 在实验条件下能够有效利用多次散射信息,对阵列不一致性和强对比界面具有更强的鲁棒性。

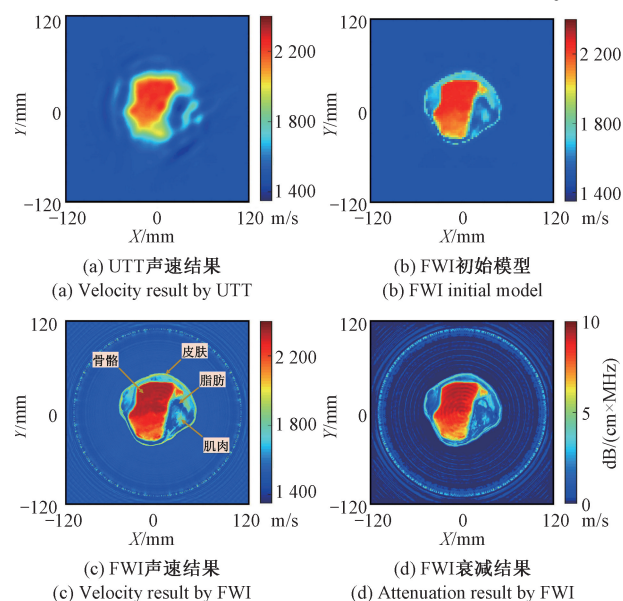


图 16 牛肌骨组织实验结果

Fig. 16 Experimental results of bovine musculoskeletal tissue

在此基础上,将 MRCSI 重建得到的声速模型上采样至 0.3 mm 的空间网格间距,并作为 FWI 的初始声速模型。FWI 的计算域扩展至 $24\text{ cm} \times 24\text{ cm}$,采用 801×801 的精细网格,并基于复慢度模型同时反演声速与衰减参数。经过 30 次迭代后得到的声速成像结果如图 16(c) 所示。可以观察到,与 UTT 和 MRCSI 相比,FWI 显著提升了组织界面的清晰度与空间分辨率:骨皮质轮廓收缩至接近真实厚度,脂肪层的空间位置与厚度与解剖照片高度一致,肌肉内部的声速渐变以及肌腱附着区域的几何形态也得到了更为精细的刻画。为进一步进行对比,图 17 给出了沿 $y = -1.35\text{ cm}$ 方向的声速一维剖面,其中同时绘制了 UTT 重建结果、FWI 初始模型(MRCSI 上采样结果)以及最终 FWI 声速反演结果。可以看到,UTT 剖面中骨皮质对应的高声速峰值被明显削弱且位置存在偏移,界面过度平滑,难以准确表征真实组织边界;FWI 初始模型已能够反映骨骼与软组织整体分布,相比之下,FWI 反演结果在峰值位置、幅值大小及界面陡峭程度上更加符合真实物理情况,表明在 MRCSI 提供的物理一致初始模型基础上,FWI 能够有效引入高频信息,实现对高对比界面的精细重建。

图 16(d) 给出了衰减结果。整体来看,高衰减区域与骨组织空间位置高度一致,骨皮质周围形成一圈明显的高衰减带,肌肉区域呈中等衰减,脂肪及水背景衰减较低,这与生物组织“骨高、肌肉中、脂肪与水低”的黏弹性特征相符,说明复慢度双参数反演在真实组织中能够给

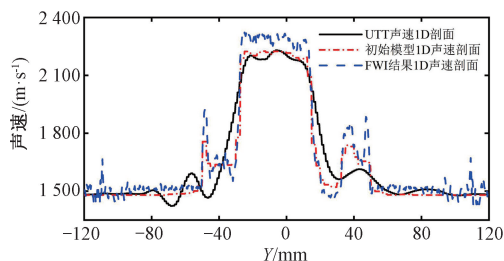


图 17 声速一维剖面的定量对比

Fig. 17 Quantitative 1D profiles of velocity

出物理上合理的衰减对比关系。同时可以看到,衰减图像上还存在较为明显的环形伪影:在接近环形阵列半径附近形成一系列同心条纹状的衰减异常带,其空间分布与声速图像中的主结构并不完全一致,而是更多反映了阵列几何与灵敏度分布的影响。这类环形伪影主要来源于 3 方面原因:1) 环形阵列在径向方向上具有较强的几何聚焦效应,阵元附近的波场振幅和梯度显著增大,使得衰减梯度对局部噪声和建模误差高度敏感,容易在反演过程中被放大;2) 实验中不可避免存在阵元间灵敏度不均匀、耦合差异以及水-组织界面反射等非理想效应,这些因素会在频域中叠加为与阵列孔径同形的“亮环”;3) 相比声速主要通过相位信息约束,衰减参数更多依赖振幅信息,对接收链路增益起伏、匹配层损耗和频率响应失配更加敏感,因此更容易在阵列所在半径附近累积成系统性的环状伪影。尽管如此,这些环形伪影主要集中在样本外围和阵列附近区域,并未掩盖骨骼主干、肌肉主体及脂肪层等关键组织的衰减分布格局,宏观上仍能清晰区分“骨高衰减、软组织中等衰减、背景低衰减”的基本模式,说明当前的正则化与联合反演策略在真实数据条件下仍具有较好的稳健性。后续工作中,可通过更加精细的阵列校准、幅度均衡和多频段联合反演进一步抑制这类环形伪影,从而进一步提升衰减成像的定量可靠性。

4 结 论

本研究提出了一种结合 MRCSI 与 FWI 的高精度肌骨成像框架,通过在粗网格下快速重建对比源分布并生成稳定的初始速度模型,有效缓解了肌骨区域高声阻抗对比导致的非线性和局部最优问题。随后在细空间网格条件下采用双参数 FWI,实现了声速与衰减的联合重建。数值仿真表明,本方法能够准确恢复肌肉、脂肪与骨组织的细节结构,在采用 0.3 mm 的空间网格间距进行数值反演的条件下,声速与衰减参数的空间分布得到了精细重建,且衰减反演能够反映不同组织的吸收差异,尽管在阵元附近仍可观察到环形伪影。实验结果进一步验证了该框架在真实组织数据上的可行性:与射线层析成像相比,

MRCIS 加 FWI 能更清晰地重建肌骨各组织的声学差异,并获得更高的组织边界对比度。整个联合反演流程总耗时仅 16.53 min,显示出良好的计算效率与应用潜力。未来的研究将进一步改善衰减伪影抑制策略,并探索向三维成像,以实现更全面的肌骨结构表征。

参考文献

- [1] 王静. 我国运动生理学“骨骼肌疲劳”研究进展[J]. 当代体育科技, 2013, 3(1): 1-3.
WANG J. Exercise physiology in “muscle fatigue” research progress [J]. Contemporary Sports Technology, 2013, 3(1): 1-3.
- [2] 舒彬, 杨志金, 沈岳. 肌肉拉伤的基础与临床研究[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2009, 31(2): 127-130.
SHU B, YANG ZH J, SHEN Y. Basic and clinical research on muscle strain [J]. Chinese Journal of Physical Medicine and Rehabilitation, 2009, 31(2): 127-130.
- [3] 谢强, 李博艺, 杨春山, 等. 基于超声-光声多模态成像仪器的骨结构及成分高分辨率表征方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(6): 177-187.
XIE Q, LI B Y, YANG CH SH, et al. High-resolution characterization of bone structure and composition based on an ultrasonic-photoacoustic multimodal imaging instrument [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6): 177-187.
- [4] BUSSE M E, WILES C M, VAN DEURSEN R W M. Community walking activity in neurological disorders with leg weakness[J]. Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry, 2006, 77(3): 359-362.
- [5] WEISS R A. Vascular studies of the legs for venous or arterial disease [J]. Dermatologic Clinics, 1994, 12(1): 175-190.
- [6] LEVINE J A, ABOUD L, BARRY M, et al. Measuring leg muscle and fat mass in humans: Comparison of CT and dual-energy X-ray absorptiometry [J]. Journal of Applied Physiology, 2000, 88(2): 452-456.
- [7] HAAVERSTAD R, NILSEN G, MYHRE H O, et al. The use of MRI in the investigation of leg oedema[J]. European Journal of Vascular Surgery, 1992, 6(2): 124-129.
- [8] 秦倩, 邹永宁, 黄业凌, 等. 非封闭内腔 CT 图像局部多尺度凸包分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 45(11): 233-242.
QING Q, ZOU Y N, HUANG Y L, et al. Local multi-scale convex hull segmentation method of non-closed inner cavity CT images [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 45(11): 233-242.
- [9] 靳世久, 杨晓霞, 陈世利, 等. 超声相控阵检测技术的发展及应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(9): 925-934.
JIN SH J, YANG X X, CHEN SH L, et al. Development and application of ultrasonic phased array inspection technology [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(9): 925-934.
- [10] 李翰则, 刘睿旭, 周晓青, 等. 基于相控阵合成孔径的颅骨轮廓快速测量算法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2024, 43(3): 338-347.
LI H Z, LIU R X, ZHOU X Q, et al. Rapid cranial contour measurement algorithm based on phased-array synthetic aperture [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2024, 43(3): 338-347.
- [11] 张昊, 陈世利, 贾乐成. 基于超声相控阵的缺陷全聚焦三维成像[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 992-999.
ZHANG H, CHEN SH L, JIA L CH. Three-dimensional total-focus imaging based on ultrasonic linear phased array [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(7): 992-999.
- [12] 史新旺, 冯炼, 周小伟. 基于凸阵列超声换能器的宽波束成像算法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2024, 43(3): 278-285.
SHI X W, FENG L, ZHOU X W. Implementation of wide-beam ultrasound imaging based on a convex transducer [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2024, 43(3): 278-285.
- [13] 顾建飞, 贾楠, 苏明旭, 等. 集成超声透射和反射层析成像的理论与实验研究[J]. 高校化学工程学报, 2018, 32(5): 1104-1111.
GU J F, JIA N, SU M X, et al. Theoretical and experimental study on ultrasonic transmission and reflection integrated tomography [J]. Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities, 2018, 32(5): 1104-1111.
- [14] 胡子健, 孙长河, 黑创, 等. 面向亚毫米级焊缝缺陷检测的压电超声换能器线阵设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 75-83.
HU Z J, SUN CH H, HEI CH, et al. Linear array design of piezoelectric ultrasonic transducer for sub-millimeter weld defect detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 75-83.
- [15] 卞爱飞, 於文辉, 周华伟. 频率域全波形反演方法研究进展[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(3):

- 982-993.
- BIAN AI F, YU W H, ZHOU H W. Progress in the frequency-domain full waveform inversion method [J]. Progress in Geophysics, 2010, 25(3): 982-993.
- [16] SHOJA S M A, ABOLHASSANI S, AMINI N. A Comparison between time-domain and frequency-domain full waveform inversion[C]. 80th EAGE Conference and Exhibition 2018. European Association of Geoscientists & Engineers, 2018: 1-3.
- [17] PÉREZ-LIVA M, HERRAIZ J L, UDÍAS J M, et al. Time domain reconstruction of sound speed and attenuation in ultrasound computed tomography using full wave inversion[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(3): 1595-1604.
- [18] AGHAMIRY H S, GHOLAMI A, COMBE L, et al. Accurate 3D frequency-domain seismic wave modeling with the wavelength-adaptive 27-point finite-difference stencil: A tool for full-waveform inversion [J]. Geophysics, 2022, 87(3): R305-R324.
- [19] GUASCH L, CALDERÓN AGUDO O, TANG M X, et al. Full-waveform inversion imaging of the human brain[J]. NPJ Digital Medicine, 2020, 3(1): 28.
- [20] ROBINS T C, CUETO C, CUDEIRO J, et al. Dual-probe transcranial full-waveform inversion: A brain phantom feasibility study[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2023, 49(10): 2302-2315.
- [21] AGUDO O C, GUASCH L, HUTHWAITE P, et al. 3D imaging of the breast using full-waveform inversion[C]. Proc. Int. Workshop Med. Ultrasound Tomogr. 2018: 99-110.
- [22] LI R, CHEN H, PENG Y, et al. Ultrasound computed tomography of knee joint [J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(4): 705-716.
- [23] ALI R, MITCHAM T M, BREVETT T, et al. 2-D slice-wise waveform inversion of sound speed and acoustic attenuation for ring array ultrasound tomography based on a block LU solver[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2024, 43(8): 2988-3000.
- [24] 武小晴, 李玉冰, 苏畅, 等. 基于环形阵列的肌骨超声高分辨率断层成像[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(6): 208-218.
- WU X Q, LI Y B, SU CH, et al. High resolution ultrasound computed tomography for the musculoskeletal system using a ring array [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6): 208-218.
- [25] 李杰, 缪竞鸿. 对比源反演算法在二维弹性波成像中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(8): 1560-1564.
- LI J, NIU J H. Application of contrast source inversion algorithm in 2-D elastic wave imaging [J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(8): 1560-1564.
- [26] 鲁思琪, 周先春, 汪志飞. 改进型自适应全变分图像降噪模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 236-243.
- LU S Q, ZHOU X CH, WANG ZH F. Improved adaptive total variational image denoising model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 236-243.
- [27] UMEZU G, YAMAUCHI Y, KIDERA S. Contrast source inversion enhanced confocal imaging for highly heterogeneous breast media in microwave mammography[J]. IEEE Journal of Electromagnetics, RF and Microwaves in Medicine and Biology, 2022, 6(4): 494-500.
- [28] WANG R, ZHANG Z, LIU H, et al. A microwave imaging method based on improved contrast source inversion for brain stroke detection [C]. 2022 15th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2022: 1-5.
- [29] DÖLZ J, HARBRECHT H, MULTERER M. Solving acoustic scattering problems by the isogeometric boundary element method[J]. Engineering with Computers, 2024, 40(6): 3651-3661.
- [30] HELFFERICH F, VAN DEN BERG P M, REMIS R F. Improved multiplicative regularization for CSI-EPT[J]. IEEE Journal of Electromagnetics, RF and Microwaves in Medicine and Biology, 2024, 8(1): 84-89.
- [31] ABUBAKAR A. Contrast source inversion method: State of art[J]. Progress In Electromagnetics Research, 2001, 34: 189-218.
- [32] AGHAMIRY H S, GHOLAMI A, OPERTO S. Complex-valued imaging with total variation regularization: An application to full-waveform inversion in visco-acoustic media[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2021, 14(1): 58-91.
- [33] POLI A A, CIRILLO M C. On the use of the normalized mean square error in evaluating dispersion model performance [J]. Atmospheric Environment. Part A. General Topics, 1993, 27(15): 2427-2434.
- [34] LI P, LI Y, SU C, et al. Sobolev space norm regularized full waveform inversion for ultrasound computed tomography[J]. Chinese Physics B, 2025, 34(5): 054301.
- [35] ROCHE C, BONACCIO E, FILIPPINI J. The cancer genome atlas sarcoma collection (TCGA-SARC) (Version 3)[Data set][DS]. 2016.

- [36] SONG Z, ZHANG Y, BERGGREN P, et al. Reconstruction of the forehead acoustic properties in an Indo-Pacific humpback dolphin (*Sousa chinensis*), with investigation on the responses of soft tissue sound velocity to temperature[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(2): 681-689.

作者简介



任佳豪, 2018 年于天津大学获得学士学位, 现为天津大学博士研究生, 主要研究方向为医学超声成像与智能快速反演。

E-mail: renjiahao@tju.edu.cn

Ren Jiahao received his B. Sc. degree from Tianjin University in 2018, now he is a Ph. D. student in Tianjin University. His main research interest is medical ultrasound imaging and intelligent rapid inversion.



李健, 1994 年于天津大学获得学士学位, 1997 年于天津大学获得硕士学位, 2000 年于天津大学获得博士学位, 现为天津大学教授, 主要研究方向检测技术及仪器、测试信号处理。

E-mail: tjupipe@tju.edu.cn

Li Jian received his B. Sc. degree from Tianjin University in 1994, M. Sc. degree from Tianjin University in 1997, and Ph. D. degree from Tianjin University in 2000, respectively. Now he is a professor in Tianjin University. His main research interests include detection technology and instruments and signal processing.



李晋, 2019 年于山东大学获得学士学位, 2023 年于中国科学院声学研究所获得硕士学位, 现为天津大学博士研究生, 主要研究方向为医学超声成像。

E-mail: lijn_96@tju.edu.cn

Li Jin received her B. Sc. degree from Shandong University in 2019, M. Sc. degree from Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences in 2023, now she is a Ph. D. student in Tianjin University. Her main research interest is medical ultrasound imaging.



曾周末, 1982 年于华中科技大学获得学士学位, 1985 年于华中科技大学获得硕士学位, 1993 年于天津大学获得博士学位, 现为天津大学教授, 主要研究方向为智能结构与系统、检测技术与仪器。

E-mail: zhzmeng@tju.edu.cn

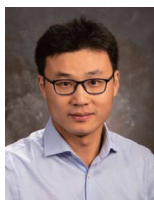
Zeng Zhoumo received his B. Sc. degree from Huazhong University of Science and Technology in 1982, M. Sc. degree from Huazhong University of Science and Technology in 1985, and Ph. D. degree from Tianjin University in 1993, respectively. Now he is a professor in Tianjin University. His main research interests include smart structure and systems and detecting technology and instruments.



陈世利, 1997 年于天津大学获得学士学位, 2003 年于天津大学获得博士学位, 现为天津大学副教授, 主要研究方向为基于相控阵的超声检测技术。

E-mail: slchen@tju.edu.cn

Chen Shili received his B. Sc. degree from Tianjin University in 1997 and Ph. D. degree from Tianjin University in 2003, respectively. Now he is an associate professor in Tianjin University. His main research interests include ultrasonic detection technology based on phased arrays.



刘洋 (通信作者), 2007 年于重庆大学获得学士学位, 2010 年于浙江大学获得硕士学位, 2014 年于宾夕法尼亚州立大学获得博士学位, 现为天津大学教授, 主要研究方向为复杂介质声场传播和散射理论、智能反演成像方法、传感器与仪器系统开发研究。

E-mail: ultrasonicslab@tju.edu.cn

Liu Yang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chongqing University in 2007, M. Sc. degree from Zhejiang University in 2010, and Ph. D. degree from Pennsylvania State University in 2014, respectively. Now he is a professor in Tianjin University. His main research interests include acoustic field propagation and scattering theory in complex media, intelligent inversion imaging methods, and the development of sensors and instrument systems.