

中图法分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2024)06-1628-18

论文引用格式: Li Y S, Ma C, Huang L H, Gao X, Yan X, Wang Y Y and Guo Y. 2024. Review of high-quality ultrasound imaging and reconstruction. Journal of Image and Graphics, 29(06):1628-1645(李云舒, 马宸, 黄丽红, 高雪, 闫鑫, 汪源源, 郭翌. 2024. 高质量超声成像与重建研究综述. 中国图象图形学报, 29(06):1628-1645)[DOI:10.11834/jig.240006]

高质量超声成像与重建研究综述

李云舒¹, 马宸¹, 黄丽红¹, 高雪¹, 闫鑫², 汪源源¹, 郭翌^{1*}

1. 复旦大学信息科学与工程学院生物医学工程中心, 上海 200433; 2. 沈阳工业大学信息科学与工程学院, 沈阳 110870

摘要: 医学超声作为一种无创、无辐射和实时医学成像模态, 在重大疾病早期诊断和精准诊疗领域发挥重要作用。影像分辨率是超声仪器的核心指标, 也是影响临床精准诊疗的关键。近年来, 超声成像设备呈现多样化的发展趋势, 以满足不同的临床应用场景, 如超快速成像设备、便携成像设备等。然而, 这些超声设备通常以牺牲成像质量来实现特定应用场景的要求, 影响了其临床可用性。因此, 为提升医学超声设备的诊断能力, 研究如何获得高质量超声图像至关重要。本文回顾了近年来高质量超声图像成像的相关工作, 从波束形成算法和高质量超声重建算法两方面进行介绍, 波束形成算法方面, 介绍了以延时叠加方法为代表的传统的非自适应方法, 以及4类成像效果更优越但计算复杂度更高的自适应的波束形成方法, 并对波束形成的深度学习类方法进行了简要介绍。对于高质量超声重建算法的讨论, 则是从传统方法和深度学习方法两方面展开, 并重点介绍了在高质量超声重建算法方面具有更广阔应用前景的深度学习技术, 包括卷积神经网络方法、生成对抗网络方法等。最后, 本文从研究方法的侧重点等方面比较国内外研究进展, 并讨论了未来发展趋势。

关键词: 超声成像; 波束形成; 自适应成像; 图像重建; 高分辨率

Review of high-quality ultrasound imaging and reconstruction

Li Yunshu¹, Ma Chen¹, Huang Lihong¹, Gao Xue¹, Yan Xin², Wang Yuanyuan¹, Guo Yi^{1*}

1. Center for Biomedical Engineering, School of Information Science and Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China;
2. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China

Abstract: Medical ultrasound, as a noninvasive, radiation-free, real-time medical imaging modality, plays a crucial role in the early and clinical diagnoses and treatment. Image resolution stands as a core indicator of ultrasound instruments, which significantly influences precise diagnosis. In recent years, ultrasound imaging devices have undergone a diversified development to meet various clinical application scenarios, including ultra-fast and hand-held imaging devices. However, most advancement comes at the expense of reducing imaging quality to achieve high imaging frame rate or portable hardware system, which impacts their clinical applicability. Thus, obtaining high-quality ultrasound images is a pivotal issue. This study reviews extensive recent work on the high-quality ultrasound imaging by delving into beamforming algorithms and high-quality ultrasound reconstruction methods. In the aspect of beamforming algorithms, we introduce traditional non-adaptive methods represented by Delay and Sum techniques, as well as four types of adaptive beamforming methods with superior imaging quality but higher computational complexity. In addition, a brief introduction to learning-based models for beamforming is provided. Adaptive beamforming algorithms are currently a major research topic with the advantages of high

收稿日期: 2024-01-08; 修回日期: 2024-02-23; 预印本日期: 2024-03-01

* 通信作者: 郭翌 guoyi@fudan.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(62371139); 上海市自然科学基金项目(22ZR1404800)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(62371139); Shanghai Municipal Natural Science Foundation(22ZR1404800)

imaging quality and the substantial development prospects. The study focuses on four main kinds of adaptive algorithms: minimum variance (MV) methods, coherence factor (CF) methods, short-lag spatial coherence (SLSC) methods, and filtered delay multiply and sum (F-DMAS) methods. Detailed analyses of modified algorithms based on the classic adaptive algorithms and corresponding applications are presented. For each type of adaptive algorithm, a brief theoretical introduction is provided. Subsequently, the study lists the most influential related literature in recent years, along with a short summary to the methodology and final results. The primary challenge for MV-based methods is improving the accuracy of covariance matrix estimation and reducing computational complexity. To address this problem, the study introduces several approaches, such as reducing beamforming dimensionality, designing covariance matrix based on Toeplitz structure, and learning adaptive weights using neural networks. For CF-based methods, improved coherence factor methods and other related methods are introduced. Compared with the traditional CF-based methods, the former can greatly improve the lateral resolution and signal-to-noise ratio of images, while the latter can suppress the dark region artifacts and alleviate the excessive suppression of coherence factor. For SLSC-based methods, techniques like adaptive synthesis of dual pore diameter, robust principal component analysis, and linear attenuation weighting are explored to address the issue of poor resolution. For F-DMAS-based methods, approaches to further enhance imaging quality and decrease computational cost are discussed. For instance, combining multi-line acquisition with the lower-complexity F-DMAS algorithm increases the frame rates while maintaining the high quality of images. F-DMAS can also be combined with a pixel-based beamformer to improve the contrast of the generated images and suppress the clutter. Finally, the study provides an analysis of the advantages and disadvantages of each method in terms of resolution, contrast, noise suppression, and robustness. For high-quality ultrasound reconstruction algorithms, the discussion primarily focuses on two aspects: conventional and deep learning-based methods. Conventional methods, including interpolation, sparse representation-based methods, and example-based methods, aim to enhance the spatiotemporal resolution and reduce noise of images. By contrast, deep learning methods, which are capable of fully utilizing prior knowledge to automatically learn gray distribution mapping between images from different domains (centers), present broader application prospects in high-quality ultrasound reconstruction algorithms. For convolutional neural network (CNN)-based methods, the study enumerates several approaches, such as learning the nonlinear mapping between low-quality image subspaces reconstructed from a single plane wave and high-quality image subspaces reconstructed from synthetic aperture measurements through CNN. This approach can accurately preserve complete speckle patterns while improving lateral resolution. The image reconstruction method based on a two-stage CNN can produce high-quality images from ultra-fast ultrasound imaging while ensuring high frame rates. Regarding generative adversarial network (GAN)-based methods, the study introduces several improved algorithms that achieve higher-quality acquisition of images, stronger robustness of algorithms, and higher image frame coherence to better satisfy the specific demand for clinical applications. Finally, the study conducts an overall comparative analysis of research progress at home and abroad and discusses future development trends. Concerning beamforming algorithms, domestic and foreign scholars focus on adaptive beamforming methods. Moreover, the future development and research trends of beamforming algorithms can be primarily summarized as follows: 1) reducing the computational complexity of adaptive beamforming methods to improve their real-time performance; 2) deepening research on learning-based beamforming algorithms; 3) synchronously increasing the imaging frame rate and image quality in ultrafast ultrasound imaging; and 4) integrating different beamforming methods to fully leverage the advantages of various approaches. In terms of high-quality ultrasound image reconstruction, studies predominantly focus on deep learning technology. Relatively few studies are available on using traditional methods for super-resolution reconstruction. The research on deep learning methods has shifted from CNNs to GANs or their fusion. Finally, future prospects for high-quality ultrasound image reconstruction are proposed: 1) combining traditional methods with deep learning techniques, and 2) introducing diffusion models and foundation models into the field of high-resolution ultrasound image reconstruction to further enhance the quality of generated images. The synergy of traditional and deep learning-based methods, coupled with the introduction of innovative and advanced technology, holds great promise for propelling high-resolution ultrasound image reconstruction into new frontiers and contributes significantly to the advancement of healthcare services.

Key words: ultrasonic imaging; beamforming; adaptive imaging; image reconstruction; super-resolution

0 引言

超声成像是一种常见的医学成像技术,它利用超声声束扫描人体,通过电子信息、计算机图像处理等技术手段创建人体内部器官的图像,辅助医生诊断(彭虎,2008)。与X光计算机断层成像、磁共振成像等医学成像模式相比,超声成像具有无辐射、无创、实时等优势(李朝伟等,2005),广泛应用于临床诊断中。高质量超声影像可以有效提高医生的诊断精度和疾病检出率,具有重要的临床价值。

超声成像系统中波束形成方法尤为重要,决定了超声成像的图像质量。高质量超声成像可以从超声波束控制的发射端和接收端分别讨论。在发射端通过阵元的延时调整,使得发射的超声波聚焦产生具有指向性良好的超声波束,且根据聚焦方式不同,可分为不同的超声成像模式;在接收端通过动态延时、自适应加权等不同波束形成算法获得成像方向期望信号的准确估计。通过发射端和接收端合理配合,可以得到具有良好时间分辨率和空间分辨率的高质量超声图像。现有超声成像模式主要分为线性扫描成像(Holfort等,2008)、平面波成像(plane wave imaging, PWI)(Tanter和Fink,2014)—平面波复合(plane wave compounding, PWC)成像(Lu和Greenleaf,1990)、合成孔径(synthetic aperture, SA)成像(Wiley,1985)3种,它们的主要区别在于阵列探头发射、接收超声波的方式。

线性扫描成像是最先得到发展及应用的超声成像模式,其原理是在不同发射阵元上施加不同的电子延时,使得声波在某一深度的焦点聚焦成一道超声波束。在接收到回波信号后,改变焦点的横向位置重复数次超声波的收发得到数条平移的扫描线,最终完成对整个区域的扫描。通过这种方法,可以得到较高的横向分辨率和较低的轴向分辨率。平面波成像采用非聚焦波进行成像,其原理是同时激活换能器的全部阵元使其发射超声波脉冲,从而产生近似于平面波的传播波阵面,因此仅需单次收发即可完成扫描,大大提高成像帧率。但由于波束缺乏聚焦,形成图像分辨率和对比度较差。为解决该问题,提出了平面波复合成像,通过多次发射偏转不同角度的平面波进行扫描,并将结果进行复合平均,得到较低噪声水平的超声图像。合成孔径成像的核心

思想是依次用换能器的单个或数个部分阵元代替全部阵元进行扫描,再将多次扫描后的数据合成获得较高质量的超声图像。合成孔径成像虽然采用空间复合的方式降低了噪声水平,但成像效率和波束发射功率较低。

为增加临床上医生对病灶判断的准确性,帮助医生更好诊断,超声成像应当同时考虑图像的时间和空间分辨率。然而现有成像模式往往选择牺牲帧频来获得高分辨率、低噪声的影像,对于快速运动组织器官成像有着较大的局限。因此迫切需要改进现有成像模式以获得高时空分辨率的超声影像。

获得高质量超声影像主要有两条途径。1)从超声成像角度出发,改进波束形成算法。波束形成方法根据权重矢量的计算方式分为非自适应和自适应波束形成方法两大类。非自适应方法以延时叠加(delay and sum, DAS)方法为代表,也是目前最为常见的接收端波束形成方法(赵金鑫,2017)。DAS方法仅仅需要将经过延时处理后的回波信号进行简单平均加权便可得到输出结果,具有计算简单、实时性好的优点,然而由于没有充分利用回波数据本身信息,其成像质量较差。常见的自适应波束形成方法主要包括最小方差(minimum variance, MV)类方法(Capon,1969)、相干系数(coherence factor, CF)类方法(Hollman等,1999)、短间距空间相干(short-lag spatial coherence, SLSC)类方法(Lediju等,2011)和延时相乘叠加方法(filtered delay multiply and sum, F-DMAS)(Matrone等,2015)等。自适应波束形成方法通过回波信号自适应地计算权重,能够获得更优越的成像质量。但由于计算复杂度较高、成像速度慢,在医学超声成像中的适用性有限。2)从超声影像后处理角度出发,使用超声影像高质量重建算法。重建方法主要分为传统方法和深度学习方法。传统方法包括插值法(Jensen和Anastassiou,1995)、基于稀疏表示方法(Yang等,2010)和基于样例方法(Glasner等,2009)。传统方法在一定程度上能够提升超声成像质量,但仍然存在许多技术壁垒,其需要配对图像且算法效率较低。近年来,深度学习方法在图像处理领域的各项任务中均取得了突破性进展,其能够充分利用先验知识自动学习图像间灰度分布的差异,解决图像降噪、增强等任务(施俊等,2020)。目前深度学习方法主要有基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)(LeCun等,

1998)、基于生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)(Goodfellow等, 2014)以及基于扩散模型(Ho等, 2020)等方法。深度学习方法能够捕捉非线性特征,重建效率较高且重建出的图像质量较高,是能够提升成像质量且减少运算耗时的一种有效方法。

本文围绕超声波束形成方法和高质量超声图像重建的国际研究现状、国内研究进展、国内外研究进展比较以及发展趋势和展望4个方面进行阐述。

1 国际研究现状

1.1 超声波束形成方法

1.1.1 延时叠加方法

延时叠加(DAS)是一种非自适应的线性波束形成方法。其原理如图1所示。假设线性阵列换能器有 M 个阵元,回波信号到达第 i 个接收阵元 x_i 的时间为 τ_i ,其中 i 满足 $1 < i < M$ 。将每个阵元接收到的回波信号施加相应延时,进行加权平均后得到输出信号 $y(n)$,具体为

$$y(n) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i(n) \quad (1)$$

式中, M 为线性阵列换能器中的阵元个数, n 为阵列信号数目, $x_i(n)$ 为第 i 个接收阵元接收到的回波信号。

最后对接收到的目标点回波估计值 y 进行检测、放大和去干扰等处理,得到最终的图像。

作为一种非自适应波束形成方法,DAS的权值独立于输入信号,导致生成图像具有较宽的主瓣、较高的旁瓣水平,图像对比度和分辨率较低。实际应用时,延时叠加波束聚焦方法常常结合常见的窗函数(如海明窗、汉明窗、矩形窗等)以减少旁瓣干扰和噪声。

1.1.2 自适应波束形成方法

自适应波束形成方法通过由输入信号特性动态计算加权矢量,从而降低主瓣宽度和旁瓣幅度,达到同时提高对比度和分辨率的目的。以下为常见的自适应波束形成方法。

1)最小方差(MV)类方法。最小方差的概念最早由Capon(1969)提出,其核心思想是在期望信号与噪声不相关的假设下求得使输出噪声能量最小的无失真自适应权重。输出信号的模型可表示为

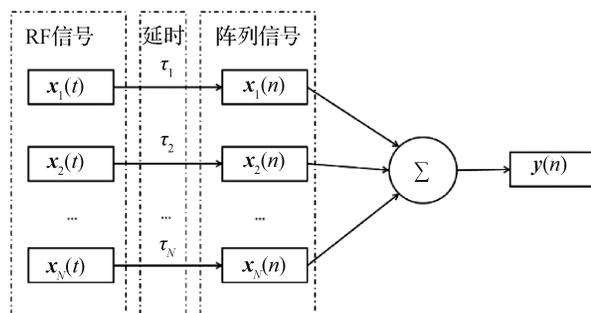


图1 DAS波束聚焦方法

Fig. 1 DAS beam focusing method

$$y(n) = \mathbf{w}^H(n) \mathbf{x}(n) \quad (2)$$

式中, $y(n)$ 为输出信号, $\mathbf{w}(n)$ 为自适应权重, $\mathbf{x}(n)$ 为输入阵列信号, $(\cdot)^H$ 表示向量或矩阵的共轭转置运算。MV方法的目标函数为最小化输出噪声(方差),可表示为

$$\min E[(y(n))^2] = \min \mathbf{w}^H(n) \mathbf{R}(n) \mathbf{w}(n) \quad (3)$$

式中, $\mathbf{w}^H \mathbf{d}(n) = 1$, $E[\cdot]$ 表示数学期望, $\mathbf{R}(n)$ 为阵列信号 $\mathbf{x}(n)$ 的协方差(均值为0)矩阵,导向矢量 $\mathbf{d}(n)$ 在进行了延时补偿之后为全1矢量。利用拉格朗日方法求解式(3),可得最小方差波束聚焦方法的权重,具体为

$$\mathbf{w}(n) = \frac{\mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{d}(n)}{\mathbf{d}^H(n) \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{d}(n)} \quad (4)$$

式中, $(\cdot)^{-1}$ 表示逆运算。由式(4)可知,要求解权重,需要用到阵列信号的协方差矩阵 $\mathbf{R}(n)$,但在实际情况下,该矩阵是未知的,故一般采用式(5)估计,具体为

$$\hat{\mathbf{R}}(n) = \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \quad (5)$$

对协方差矩阵 $\mathbf{R}(n)$ 的准确估计可以提高利用MV方法的超声成像质量,其中子阵列长度、用于时间平均的样本数量以及对角线加载值(diagonal loading, DL)等参数在协方差矩阵的估计准确度中起着重要作用。

一种最小方差可变加载和修正的收缩率(minimum variance variable loading along with the modified shrinkage, MVVL- MSh)算法可以自适应地计算最优DL,首次将MV可变加载应用于超声成像,即将数据协方差矩阵的逆加入协方差矩阵,取代原有的白噪声。Salari和Asl(2021)还使用具有修正收缩的MVVL算法,采用时间平均和空间平滑的方法自动计算DL系数。结果显示,与具有固定加载系数的

MV 算法以及 MV-Sh 算法相比,该方法获得超声影像的对比度、分辨率分别提高了约 35% 和 38%。

针对平面波复合成像模式,Nguyen 和 Prager (2018)提出了发射端复合(data compounded among transmit, DCT)和接收端复合(data compounded among receive, DCR)两种最小方差方法。其核心思想是分别将发射端和接收端数据进行不同方式的组合,利用新组合信号代替原信号计算二阶统计,近似于输入矢量的协方差矩阵。实验结果表明,上述两种成像方法在空间和对对比度分辨率方面比简单的平面波相干复合方法有一定的改进,也优于其他基于 MV 实现平面波相干复合的方法。

MV 类方法也可以与其他方法结合,以达到更好的成像效果。Ziksari 和 Asl (2021)结合改进的延时相乘叠加法(delay multiply-and-sum, DMAS)进行平面波复合成像。如图 2 所示,该方法分为两个阶段:第 1 阶段,在接收端计算 MV 权重获得第 1 级的输出,作为下一阶段波束形成方法的一个输入向量,通过自适应计算权值提高影像对噪声的鲁棒性和分辨率;第 2 阶段,基于 DMAS 方法将第 1 级输出进行非线性复合,从而获得最终的输出信号,形成最终的超声图像。应用 DMAS 可以提升低对比度和散斑丰富情况下的超声影像质量,且利用线性叠加合成波束大大降低计算复杂度。结果表明,MV-DMAS 在分辨率和对对比度方面都优于传统的相干复合方案,其对旁瓣的抑制程度至少比 MV 的抑制多 20.9%。Nguyen 和 Prager (2017)则将最小方差无失真响应(minimum variance distortionless response, MVDR)波束形成方法集成到作者早期研究的一种基于统一像素(pixel-based, PB)的算法(Nguyen 和 Prager, 2016)中,开发了一种基于像素的最小方差(minimum variance pixel-based, MVPB)波束形成器。PB 方法使用

DAS 算法在图像中的单个像素处处理数据,通过增加单通道回波序列的信息量,形成重建图像,提高性能。Nguyen 和 Prager (2017)提出了两种方式实现 MVDR 算法:第 1 种为传统的基于像素的最小方差(MVPB)波束形成器,在进行基于像素的叠加之后再执行 MVDR 算法;第 2 种是相干的 MVPB 波束形成器,其中 MVDR 应用于单个传输的数据。将这两种方法在 Verasonics 平台获得的数据进行验证,结果表明与基于统一像素的 DAS 波束形成器相比,相干 MVPB 波束形成器在符合最小方差原则所基于的漫散射假设的区域上表现良好,但对于由镜面反射主导的部分图像表现不良。

针对 MV 类方法计算复杂度较高的问题,有学者也相继提出若干解决方法。Asl 和 Mahloojifar (2012)将 Toeplitz 结构应用于空间平滑的协方差矩阵中,该方法的核心思想是根据超声成像中大部分能量散射的性质,将接收信号近似为空间平稳信号,根据 Fuhrmann (1991)的理论,其协方差矩阵转换为 Toeplitz 矩阵,进而降低对协方差矩阵求逆的计算复杂度。实验结果表明,所提方法在保持与 MV 方法成像质量相当的情况下,降低了计算复杂度。Deylami 和 Asl (2017)提出了一种基于离散余弦变换的波束域方法,能够将超声信号进行降维表示,该波束域中波束具有对称模式,能够将数据维度降低至二维。因此,高复杂度的 MV 类方法得以在此波束域中更快速实现。实验结果表明,该波束域 MV 方法与传统 MV 方法获得了相似的成像分辨率,且获得了更高的对比度。同时,所提方法对声速误差的鲁棒性也得到加强。Luijten 等人 (2020)提出了一种利用神经网络自适应计算 MV 权重的方法,通过少量训练数据训练神经网络学习自适应计算的复杂规则,从而执行快速高质量的超声波束形成。所提方

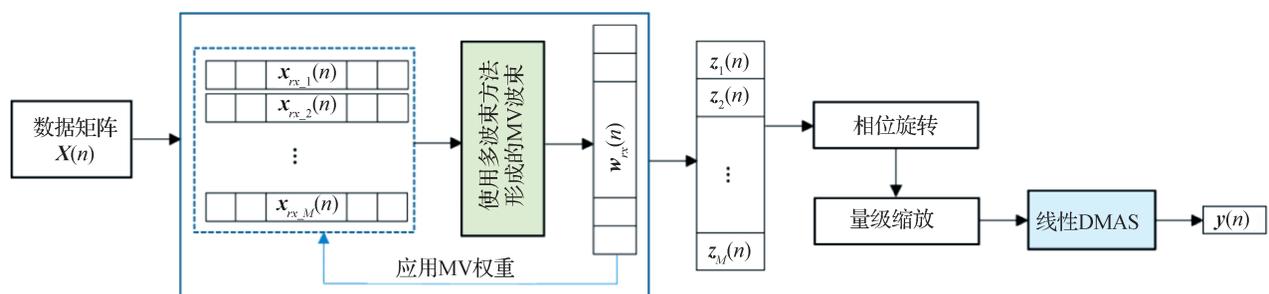


图 2 MV-DMAS 方法的流程图(Ziksari 和 Asl, 2021)

Fig. 2 Flowchart of the MV-DMAS method (Ziksari and Asl, 2021)

法以波束形成后像素值作为训练目标,而非直接训练目标加权值。因此,可训练的参数量相对较少,计算复杂度较低。经平面波和合成孔径两种成像模式进行实验验证,结果显示,所提方法在低数据率测量时仍可以保持较高图像质量。

2)相干因子(CF)类方法。相干因子类方法的基本思想是根据阵列信号含有噪声的相对水平对信号施加不同的权重,其本质可以看做是后置滤波器。相干因子CF可以表示为阵列信号中相干和与非相干和的比值,即

$$C(n) = \frac{\left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i(n) \right)^2}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i(n))^2} \quad (6)$$

式中, $C(n)$ 为阵列信号的相干因子, M 为换能器中的阵元个数, $x_i(n)$ 为第*i*个接收阵元接收到的回波信号。

由于信号的振幅有正有负,因此在失真情况下,某些元件信号的波谷会抵消其他元件信号的波峰,从而导致求和信号的振幅减小。若没有失真,则波谷与波谷对齐,峰值与峰值对齐,不发生抵消。在非相干求和中,信号先被平方之后再求平均。由于不存在负值,信号不会相消。而相干求和则是将信号求和后平均再平方。非相干和不易受到相位失真影响,相位校正后,非相干和的变化很小,而相干和的变化很大。

CF值介于0到1之间。越接近0,说明阵列信号的噪声水平越高、聚焦能力越弱。CF作为波束形成器中的后置滤波器,可以与其他方法形成的波束相乘来达到降低输出噪声的效果。但CF法是一类有失真波束形成方法,会在图像中引入暗区伪影。

广义相干因子(generalized coherence factor, GCF)法(Li和Li,2003)是一种有效的基于孔径数据的空间光谱自适应成像方法,利用孔径数据(即沿阵列方向的信道数据)的频谱来确定接收信号相干性,有效减少由于声速不均匀性引起的聚焦误差。Camacho等人(2009)提出了两种相干因子法:相位相干因子(phase coherence factor, PCF)法和符号相干因子(sign coherence factor, SCF)法,利用相位信息而不是传统的振幅信息来校正其他方法形成的波束。相比于传统的CF方法,这两种方法可以较大提升图像的横向分辨率和信噪比,并且可以添加到大

多数现有的波束形成器中。

Matrone等人(2020)探究了利用基于后向散射信号空间相干性的波束形成技术,并比较6种相干的算法性能。作者在多线传输(multi-line transmission, MLT)成像中引入基于相干的波束形成方法,通过分析在单线传输(single-line transmission, SLT)和MLT下的性能,比较这些基于相干的波束形成器的成像性能。结果显示,6种相干方法均可有效抑制MLT中的串扰伪影,并在增强图像分辨率和对比度方面均有较好表现。

进一步,Esmailian和Asl(2022)提出了将一种新的修正相干因子(modified coherent factor, MCF)应用于F-DMAS波束形成器的方法,以提高图像分辨率和对比度并减少散斑中的暗点,取名为修正DMAS(modified DMAS, MDMAS)。传统的CF法虽然可以提高图像对比度,然而将其应用于所有元素会显著影响成像中的散斑图案,故作者将CF法只应用于相关性高的信号,并命名为修正的CF法(modified CF, MCF)。该算法首先计算成对信号的相关系数,将它与一个用户设定的阈值进行比较。若高于阈值,则应用MCF。结果显示,MDMAS不仅可以提高分辨率和对比度,还保留了暗区伪影产生的散斑图案。

3)短间距空间相干(SLSC)成像方法。Lediju等人(2011)提出了一种基于回波信号空间相关性的超声成像的新方法,称为短间距空间相干成像。与其他波束形成方法不同,SLSC方法输出图像的灰度值并不是依据阵列信号的加权幅度,而是基于短间距内阵列信号的相干性。SLSC方法基于Van Cittert-Zernike理论(Mallart和Fink,1991),该理论假设散斑区域回波的空间相干函数与有效发射孔径的自相关成正比。因此SLSC方法可以凸显强散射目标和无回声目标,并相对B模态超声成像表现出更高的信噪比和对比度,在高噪声环境中具有广泛的临床应用价值。然而,SLSC成像的一个显著的局限性在于无法在散斑背景中检测点样目标,使得依赖于点显著性的临床任务,如微钙化检测,将难以用该成像方法。

SLSC方法计算不同阵元间隔(或滞后)下接收信号之间的空间相关性之和,未考虑不同相位滞后所形成的图像内容,忽略了对每个滞后值下产生图像中组织纹理外观差异的利用。为解决该问题,

Nair 等人(2018)通过对滞后值进行加权,并应用鲁棒主成分分析法来改进原有方法,得到鲁棒 SLSC (robust SLSC, R-SLSC)方法。首先,利用鲁棒主成分分析法(robust principal component analysis, RPCA)搜索一个低维子空间,接着在该低维子空间上对单幅图像进行 RPCA 投影并去噪,最后对滞后值的添加进行加权(M-weighted)得到最终 R-SLSC 图像。该论文还采用线性衰减加权方案来实现 M-weighted SLSC 法图像。实验结果显示,相比于 SLSC 成像,R-SLSC 成像的平均对比度、信噪比和对比度噪声比(contrast-to-noise ratio, CNR)改善了 14.5%、50.5% 和 43.2%。较高的滞后值使得 SLSC 图像的组织纹理变得平滑,并增强了无回声或低回声目标的能见度,临床上可应用于乳腺囊肿可视化、肝血管跟踪和肥胖患者成像等任务。

Wiacek 等人(2019)将上述 SLSC 方法应用到了乳腺的超声成像中,并研究了 SLSC 方法、M-weighted SLSC 方法以及 R-SLSC 方法在乳腺肿瘤超声影像诊断中的初步应用。实验结果显示,使用 SLSC 方法对于低回声囊肿目标和血肿目标的对比度有所改善。这项研究表明,上述成像方法可帮助区分超声图像中固态的乳腺肿块与液态的乳腺肿块,有助于更好地区分复杂的囊肿,提高了乳腺超声成像的诊断能力。

4) 延时相乘叠加方法(F-DMAS)。Matrone 等人(2015)提出 F-DMAS 方法。不同于传统 DAS 波束形成器将每个经过延时后的回波信号进行相干求和,F-DMAS 的算法在求和之前对信号进行两两相乘,创建一个“人工二次谐波”图像,产生的超声影像具有更好的对比度、分辨率和噪声抑制性。

为了深入理解 F-DMAS 提高图像质量的潜在原因,Prieur 等人(2018)对 DAS 和 F-DMAS 进行理论研究和统计比较,利用 Field II 模拟均匀背景散斑的图像,分别形成 DAS 波束和 F-DMAS 波束,在体模上进行波束成像,以探究回波信号振幅与相干性的关系。实验结果显示,F-DMAS 形成的波束对回波信号相干性具有较高灵敏度。随着信号相干性下降,F-DMAS 输出振幅下降的幅度大于 DAS 方法。这一特性有助于提高 F-DMAS 成像的对比度和分辨率,并加强对 DAS 波束形成器相干结构的描绘。

为进一步提高超声成像分辨率,Guo 等人(2023)将 F-DMAS 与基于统一像素(pixel-based,

PB)波束形成器相结合,以充分应用 F-DMAS 方法在对比度方面的优势,取名为组合滤波的基于像素的统一延时相乘累加(filtered unified pixel-based delay multiply and sum, F-UDMAS)。基于统一像素(PB)波束形成方法(Nguyen 和 Prager, 2016)将聚焦在每个成像点的发射波建模为两个球面脉冲的组合,通过焦点深度实现两个脉冲之间的平滑过渡,得以在整个成像区域上以均匀的高横向分辨率生成图像。由于在接收通道上应用了非自适应加权,生成的图像仍然存在伪影,因此作者将 F-DMAS 方法集成到该框架中,通过将接收数据的空间相干性纳入波束形成过程中,以提高生成图像中的对比度和分辨率,进一步抑制杂波。与其他波束形成方法比较,F-UDMAS 产生的图像亮度更加均匀,且信噪比高于传统的 F-DMAS,有更平滑的散斑模式。

1.1.3 深度学习方法

自适应类波束形成方法与传统非自适应 DAS 方法相比,在成像分辨率和对比度方面具有明显的提升效果。然而,其自适应加权矢量的计算过程通常提高了计算复杂度,不利于实时成像的问题。深度学习类方法通过训练深度回归网络来学习波束形成规则是能够减少波束形成计算耗时的有效方法。

研究人员将深度学习方法用于超声成像中。Wiacek 等人(2020)利用深度神经网络估计空间相干函数,用于短间距空间相干波束的形成,并将该网络命名为全连接深度神经网络(CohereNet)。其被训练来估计 18 个不同患者的体内乳房数据的空间相干函数。整个测试集中,在中央处理器(central processing unit, CPU)上计算的 SLSC 图像与用 CohereNet 创建的相应深度神经网络 SLSC 图像之间的平均相关性为 0.93,且深度神经网络 SLSC 方法的速率是 CPU SLSC 方法的 4.4 倍,与基于图形处理器(graphics processing unit, GPU)的 SLSC 方法相比有相似的计算速度和更高的图像质量。

虽然基于自适应的波束形成器能够显著改善成像质量,但是由于对数据的依赖性,它们的计算成本很高,从而牺牲了实时性。Lei 等人(2023)首次提出了一种全复值门控递归神经网络(fully complex-valued gated recurrent neural network, FCGRNN)来训练超声成像的模型,提出的复值门控单元包括一个复杂的投影层和一个 dropout 层,前者降低了模型的复杂性,后者实现了模型的泛化。与 CohereNet 方法

相比,FCGRNN考虑了复数计算和信号时间属性,从而得到了更好的图像,它的性能也优于同类型的其他卷积神经网络。实验结果表明,具有复权值的分析信号可以提高模型的性能,重建高质量的超声图像。

1.2 高质量超声图像重建方法

1.2.1 传统方法

获得低分辨率超声影像后,使用图像后处理方法可以对影像进行降噪或者增强,以提高影像对比度和分辨率。

1)基于插值的方法。传统的插值方法包括最近邻插值、双线性插值和高阶插值(Patel和Mistree,2013)等。上述方法均使用低分辨率影像自身的像素信息,基于邻域信息插值,重建影像受散斑噪声影响较大。Jensen和Anastassiou(1995)使用检测算子获得边缘,以改善影像的视觉效果。Muresan和Parks(2004)检测了对角线和非对角线方向的边缘,使用一维多项式插值函数生成高分辨率图像。Li和Orchard(2001)提出了一种基于边缘引导的插值算法,基于几何二重性,通过计算几何二重性在低分辨率影像上估计高分辨率图像的局部协方差。Hung和Siu(2012)提出一种基于加权最小二乘法的估计方法,通过像素的几何相似性和双边滤波器权重来优化和改善插值结果。

2)基于稀疏表示的方法。基于稀疏表示模型的高分辨率重建算法引起了研究人员的广泛关注。图像统计学研究表明,图像块可以很好地表示为从适当选择的过完备字典中选择的元素的稀疏线性组合。受此启发,Yang等人(2010)为低分辨率输入图像的每个图像块寻找稀疏表示,然后使用该表示的系数生成高分辨率输出。通过联合训练低分辨率和高分辨率图像块两个字典,促使两种图像块对之间的稀疏表示相对于它们原本的字典具有相似性。与Yang等人(2008)以往的研究相比,学习到的字典对是一种更紧凑的表示,大大降低了计算成本。此外,该方法的局部稀疏建模对噪声具有天然的鲁棒性,故可以设计一个更统一的框架,在有噪声输入的情况下进行高分辨率重建。

虽然之前的一些基于稀疏表示的高分辨率重建算法在单帧影像上显现出了良好的性能,但针对超声动态影像仍缺少时间和空间同时高分辨率重建的研究。Gifani等人(2016)提出了一种基于稀疏信号

表示和时间信息的超声成像时间高分辨率的后处理方法。首先在超声影像中提取每个像素点灰度值变化曲线(intensity variation time curves, IVTC)来获得时间信息,接着根据一组预先设计的函数,设计低分辨率和高分辨率的过完备字典。通过贝叶斯压缩传感提取稀疏系数,并利用低分辨率字典中对应的原子,构建与高分辨率字典相对应新的稀疏系数。利用估计的原子和高分辨率字典,构建一个具有更多新样本的新IVTC,从而用更多帧重建原始超声心动图视频。

3)基于样例(example-based)的方法。当超声影像受到强噪声干扰时,上述方法较难恢复出高质量影像。如何在有效降低噪声的同时提高影像分辨率是超声成像的一大挑战。基于样例的方法通过使用机器学习算法训练数据集,学习低分辨率(low resolution, LR)影像和高分辨率(high resolution, HR)影像之间的映射关系,从而实现高分辨率重建。

Trinh等人(2014)提出了一种基于样例的医学图像超分辨率方法。该方法利用最近邻搜索和基于稀疏编码的超分辨率方法的优势,借助给定的HR和LR图像对数据库,从单幅噪声低分辨率图像中估计高分辨率图像。研究中对每个图像块进行去噪和超分辨率处理。对于每个给定的低分辨率输入块,需要在数据库中的低分辨率图像块中找到输入块的非负稀疏线性表示,从而估计其高分辨率版本。其中寻找非负稀疏线性表示的问题被建模为一个非负二次规划问题。实验证明该方法尤其适用于受到噪声干扰的低分辨率图像,重建效果优于之前最先进的方法。

与上述方法一样,现有大部分高分辨率重建模型中,欧氏距离常常用来评估图像块之间的相似性。然而,欧氏距离并不是一种感知一致的度量方式,有必要研究一种有效的相似性度量函数,以便更好地反映人类感知的图像相似性,重建重要的图像细节。为了解决这一问题,Tran等人(2016)提出了一种基于FastEMD的图像块相似性度量方法,提升了细节的重建能力,在提高空间分辨率的同时显著降低影像噪声。

1.2.2 深度学习方法

传统方法虽然在一定程度上能够初步提升超声成像质量,但仍然存在许多技术壁垒,例如需要严格配对的影像、算法效率较低等问题。近年来,深度学

习技术在图像处理领域的各项任务中均取得了突破性的进展,其能够充分利用先验知识自动学习来自不同域(中心)图像间的灰度分布差异,以进行图像降噪、增强等任务,为高质量超声图像重建提供了新的解决思路。

1) 基于卷积神经网络(CNN)方法。受深度卷积神经网络(Jin等,2017)的启发,Perdios等人(2018)提出了一种新思路,通过CNN学习由单一平面波(PW)重建的低质量图像子空间到由合成孔径(SA)测量重建的高质量图像子空间之间的非线性映射。该方法侧重于重建高质量射频(radio frequency, RF)信号和散斑模式,对于诊断而言尤为重要。实验表明该方法在准确保留完全散斑模式的同时,增加了对比度噪声比(>8.4 dB)和横向分辨率(>25%),并具有较大的动态范围(>70 dB)。另外,该方法有望应用于实时成像,为使用单一PW入射实现高质量成像奠定基础。

Perdios等人(2018)提出基于深度卷积神经网络的超声图像增强方法,在超声成像上获得了很好的实验结果,但不适用于超快速超声成像。在此基础上,Perdios等人(2022)又提出了一种基于两阶段CNN的图像重建方法。首先使用基于反投影操作,类似DAS波束形成方法,获得低质量影像估计。接着使用一个具有多尺度和多通道滤波特性的残差CNN来恢复重建出高质量图像。为了考虑超快速超声成像中的高动态范围和振荡特性,引入了平均符号对数绝对误差(mean signed logarithmic absolute error, MSLAE)作为训练损失函数。广泛实验证明了该方法能够有效地从单个PW入射中重建图像,在动态范围超过60 dB的情况下,其质量可与合成孔径成像相媲美。这代表着信号采集需求大幅降低,有望用于单次入射的超快速成像模态,或可以显著降低便携系统的功耗。

以上都是基于平面波模式的相关研究,而发散波(divergent wave, DW)同样作为一种高帧率的成像模式,通过对有效阵元施加相应的延时后在阵列后方形成虚拟聚焦点,从而生成具有弧面的发射波前,进而实现对整个目标区域成像。这种发射模式能够促进短暂生物现象的获取,在心血管成像领域具有一定的发展潜力。单次DW发射与单次PW发射相似,波束缺少聚焦,导致产生较多的干扰和伪影,图像质量较差。为解决该问题,传统重建方法通

常会牺牲数据量或帧速率来获取高质量的图像。而在深度学习方法中,常规CNN架构在一个卷积层中采用固定内核,在整个特征图中采用相同的权重,这种共享权重架构有助于CNN获取位移不变特征,更适用于PW图像。反观DW图像,由于DW发射具有弧面的波前,其独特的扇形几何特征,意味着将深度学习应用于DW图像具有其特殊性。通常,处理DW发射所采集的射频线需要CNN配合在极坐标下运行。

针对传统CNN在重建DW图像中因极坐标而受限的问题,Lu等人(2020)提出了一种名为IDNet(inception for DW network)的新型CNN架构,能够利用少量DW传输重建出高质量DW超声图像。该项研究受到GoogLeNet(Szegedy等,2015)用于图像分类问题的启发,通过引入inception模块用于DW图像重建的全卷积架构中,从而形成IDNet。其中,inception模块使用不同大小的卷积滤波器对相同的输入进行处理,并将所有输出串联到下一层。而后使用maxout作为激活函数,捕获来自多个感受野大小的特征,从而更有效地利用DW图像信息。实验结果表明,所提方法的重建图像质量与标准31个DW复合生成的图像质量相当。

2) 基于生成对抗网络(GAN)方法。Nair等人(2019)首次将GAN运用于波束形成的过程中。该项研究利用50 000多次Field-II仿真数据进行网络训练,每次仿真采用单角度PW发射对组织中嵌入的囊肿目标进行扫描。GAN经过训练分别生成B模态图像和分割图像,前者用以匹配经DAS波束形成后的B模态图像,后者用以匹配囊肿与周围组织的真实分割图像。经实验验证,整体表现最佳的网络架构在仿真和仿体测试集上分别获得了29.38 dB和14.86 dB的峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)分数,以及分别获得了0.908和0.790的DSC(Dice similarity coefficient)系数。该项研究证明了GAN能够将学习到的特征成功转化到仿体数据中,表明了深度学习可作为一种有潜力的传统超声信息提取过程的替代方法。

在此之后,GAN开始广泛应用于高质量超声图像重建的研究中。Wang等人(2020b)提出了一种基于cGAN(conditional generative adversarial network)的深度学习方法,可以实现从超声探头获取的原始射频(RF)通道数据到高质量B模态图像间的映射,

无需再进行延时计算和包络检波等处理过程。该网络通过 PICMUS (plane-wave imaging challenge in medical ultrasound) 公开数据集进行了训练和测试, 该方法重建出的图像与单个 PW 的 DAS 图像相比, 信噪比从 1.112 dB 提升至 1.540 dB。cGAN 重建图像和单个 PW 的 DAS 图像与 75 个 PW 复合图像之间的互相关系数分别为 0.976 和 0.641。相比之下, cGAN 重建图像质量有明显提高。该项研究结果证明了 GAN 在未来应用中替代传统 DAS 波束成形的潜力。

上述两种基于 GAN 的方法以及 Zhou 等人 (2021b) 等方法均存在一定的局限性。其模型均利用原始通道数据进行训练, 而从超声扫描仪中获取大量原始通道数据存在一定难度, 因此往往利用仿真数据进行模型训练, 这限制了模型在实验性活体内图像上的性能和算法通用性。除此之外, 这些模型训练的图像通常是使用标准可视化参数得到的, 例如所有图像类型的动态范围 (dynamic range, dR) 值为 60, 这会导致一些图像无法得到最佳显示。此外, 大多数模型专注于以 PW 模式生成图像, 而临床环境中聚焦模式应用更为广泛。

针对上述问题, Seoni 等人 (2022) 利用 GAN 提出了一种创新的波束形成域转换解决方法。以单个 PW 的 DAS 图像作为 GAN 的输入域, 以聚焦模式的 F-DMAS 图像作为目标域 (参考图像), 从而训练对抗模型以实现二者间的非线性映射。采用不同的 dR 来创建 PW DAS 图像 (dR = 55 dB、65 dB、75 dB、85 dB), 同时采用自动 dR 来优化聚焦 F-DMAS 图像。该项研究设计了一个 Pix2Pix 的 GAN 架构, 将波束成形任务表述为从一个域 (PW DAS 图像) 到另一个域 (聚焦 F-DMAS 图像) 的转换。采用 U-Net 作为生成器, 3 层全卷积 PatchGAN 为判别器。实验结果显示, 所提出的 GAN 架构生成图像与 F-DMAS 图像灰度分布和质量相当, 证明了该方法不需要获取原始数据便可从 PW DAS 图像映射到聚焦 F-DMAS 图像, 从而提升图像质量。

2 国内研究进展

2.1 超声波束形成方法

针对传统 DAS 方法成像结果难以满足高质量需求的问题, 国内学者对可获得高质量超声图像的

自适应类波束形成方法展开了广泛的研究。除此之外, 针对 DAS 成像质量不佳以及自适应类方法计算复杂度过高等问题, 深度学习类波束形成方法也成为近年来国内学者的研究热点。

2.1.1 自适应波束形成方法

1) 最小方差 (MV) 类方法。国内学者针对 MV 方法的研究多采用 MV 和 CF 相融合的方式, 通过独特的设计方案将二者融合, 可以充分利用两种成像方法的优点, 以弥补各自的不足, 从而获得更高的成像质量。Qi 等人 (2018) 提出了一种联合子阵列相干性的最小方差 (subarray coherence minimum variance, SCMV) 波束形成器, 该方法首先在发射和接收维度上同时求取 MV 权重并进行加权处理, 而后基于 MV 加权结果, 在发射和接收维度上进一步计算子阵列相干性权重并进行二次加权处理, 最终大幅度提升成像质量。该方法的创新点在于: 首先, MV 加权被同时应用于发射和接收维度, 有效提升了成像的空间分辨率; 其次, 提出了基于子阵列相干的后置滤波技术, 进一步抑制了离轴散射噪声, 从而提升了成像的对比度; 最后, 两次自适应加权过程均利用了空间平滑技术, 增强了对信道噪声和声速误差的鲁棒性, 避免了传统 CF 类方法的过度抑制问题。

Wang 等人 (2020a) 进一步提出了一种混合发射—接收 (mixed transmitting-receiving, MTR) 孔径的 MV 方法。该方法首先根据发射和接收维度的二维阵列特点, 从概念上重新定义了 MV 优化问题; 随后引入数据复合方式在发射和接收维度重新定义广义相干因子 (generalized coherent factor, GCF), 以改进的 GCF 加权 MTR 的输出获得超声图像; 最后引入鲁棒性主成分分析 (RPCA) 作为后处理方法抑制稀疏噪声和离散噪声。经过仿真、仿体和在体实验验证, 所提方法相对于传统的延时叠加 (DAS) 波束形成器, 其空间分辨率和对比度均得到大幅度提升。

Lan 等人 (2021) 将 MV 波束形成器与 GCF 相结合, 利用 GCF 评估回波信号的相干性, 从而对成像目标进行判别, 进而自适应地调节 MV 方法中空间平滑的子阵列长度, 故命名为自适应空间平滑最小方差 (adaptive spatial-smoothed MV, AMV) 方法。当回波信号来自于强相干散射目标时, 其 GCF 值较大; 当回波信号来自于非相干散射目标时, 其 GCF 值较小。基于这一特性, 研究提出了在成像点 p 处,

空间平滑子阵列长度 $L(p)$ 的自适应设定方法为

$$L(p) = \text{round} \left[\left(1 - 2 \times G(p) \right)^2 \times \frac{N}{2} \right] \quad (7)$$

式中, N 为阵元数量, round 代表四舍五入操作, $G(p)$ 为成像点 p 处的 GCF 值, 子阵列长度 $L(p)$ 处于 1 到 $N/2$ 之间。由式(7)可知, 对于高回声散射子和无回声包囊噪声, 子阵列长度较大; 而对于漫散射目标, 子阵列长度较小。除此之外, 研究还使用了局部信噪比来区分主瓣和旁瓣, 同时利用 GCF 进行自适应区域加权, 从而进一步增强图像对比度。研究通过仿真、仿体和在大鼠乳腺肿瘤数据进行实验评估, 结果显示, 与标准 MV 相比, AMV 在仿真和仿体实验中分别将散斑信噪比最大限度提升 96.19% 和 62.82%, 横向分辨率分别损失约 0.01 mm 和 0.17 mm。

2) 相干因子(CF)类方法。国内学者针对 CF 类方法的研究中, 一方面着重于将其与其他方法融合, 另一方面则侧重于针对传统的 CF 法以及 GCF 法改进优化。针对非聚焦波束导致回波信号信噪比较低的问题, Wang 和 Li (2014) 提出了一种依赖于信噪比调节的相干因子加权方法, 能够缓解相干因子过度抑制的问题, 该方法在 CF 计算过程中, 考虑了局部信噪比, 使方法在信噪比较低的情况下也能增强成像的对比度性能。除此之外, 在平面波成像模式下, 针对 CF 和 GCF 波束形成方法由于噪声水平较高而引起的较严重的径向衰减和暗区伪像问题, Wang 等人 (2019b) 提出了一种阵列平滑方法来优化 CF 和 GCF 的权值计算。所提方法将一维信号向量转换为二维信号矩阵, 从而降低信号阵列的长度, 并设置角度阈值以确定有效的接收孔径, 从而改善 CF 和 GCF 在平面波模式下的成像质量。同年, Wang 等人 (2019a) 相继提出动态相干系数、子阵列过零点系数以及自适应比例调节因子等方法, 能够有效抑制噪声且保护散斑质量。Xie 等人 (2022) 将信噪比调节的相干因子方法与维纳滤波方法相融合。其中, 维纳滤波器基于发射焦点处单个散射体的回波信号而设计, 通过将二者相融合, 可以在增强成像对比度的同时, 抑制维纳滤波产生的暗区伪影, 进而达到提升图像质量的目的。

3) 短间距空间相干(SLSC)成像方法。针对原始 SLSC 方法分辨率不佳的问题, Qi 等人 (2019b) 提出了一种自适应合成双孔径的短间距空间相干成像(DA-MV SLSC)方法。首先在双孔径维度利用 MV

波束形成器进行自适应加权, 可以实现分辨率的大幅度提升; 其次, 充分考虑双孔径的短间距空间相干性, 将双孔径上的相干性叠加作为最终输出, 提高了相干性估计的准确性, 并增强了算法的鲁棒性。仿真、仿体和在体实验结果证明, 所提方法能够在保留原始 SLSC 方法高对比度性能优势的前提下, 大幅度提升其成像的分辨率。

传统的 SLSC 算法难以同时保持高分辨率和散斑信噪比, 并且组织运动和相位像差会降低波束聚焦质量, 从而降低 SLSC 的性能。为了解决上述问题, Qi 等人 (2019a) 还提出了一种改进的 SLSC 算法, 该算法首先利用基于特征空间的最小方差(eigenspace-based minimum variance, ESBMV)权重对发射孔径进行自适应加权, 而后根据接收孔径计算短间距空间相干性。实验结果表明, 所提方法与传统 DAS 和 SLSC 方法相比, 分辨率和散斑信噪比均获得一定的提升。

4) 延时相乘叠加方法。F-DMAS 方法通过计算所有距离信号之间的相干性, 实现成像分辨率和对比度的提升。近年来, 国内学者分别从 F-DMAS 方法在不同成像模式下, 进一步提升成像质量以及降低计算复杂度方面展开了广泛研究。

Wang 等人 (2019c) 提出一种将多线采集(multi-line acquisition, MLA)和较低复杂度的 F-DMAS 算法相结合, 并采用合成传输波束(synthetic transmit beams, STB)技术来解决多线接收分割线明显的问题。所提方法利用低复杂度的 F-DMAS 可以有效提升成像的分辨率与对比度, 因而实现了在将帧率提高两倍的情况下, 依然维持与传统 DAS 和 DMAS 波束形成器相近似的图像质量。

针对平面波复合成像模式, Yan 等人 (2021) 提出了一种基于部分广义旁瓣相消器计算的最小方差(MV)权重的方法, 并提出快速二阶 DMAS 方法作为非线性复合方式, 最终在降低 MV 计算复杂度的前提下提升成像质量, 对实现实时成像有着一定潜力。此外, Yan 等人 (2022) 还提出了一种基于区域间距的延迟相乘叠加(regional-lag signed delay multiply and sum, rsDMAS)波束形成器, 为了解决延时相乘叠加方法散斑背景的过抑制问题, 提出区域判别的概念, 对回波信号进行区域划分, 在不同的区域选取不同的最大间距值计算信号相干性, 动态调整方法的噪声抑制能力, 从而在不明显牺牲分辨率的情况

下,获得更加平滑的散斑背景,提升了病灶检测能力。

2.1.2 深度学习方法

合成发射孔径(synthetic transmit aperture, STA)波束成形中的双向动态聚焦技术可以获得更高的横向空间分辨率和对比度分辨率的高质量超声成像。然而,由于STA进行波束形成需要完备的数据集,导致了相对较低的帧率和发射功率。针对这一问题,Chen等人(2021)提出了一种深度学习架构ApodNet,以实现双向动态聚焦的高帧频STA成像。所提网络架构由编码器和联合解码器组成。其中,编码器训练一组二进制权重,作为高帧率平面波传输的变迹权重。解码器可以从获取的信道数据中恢复完整的数据集,从而实现动态发射聚焦。实验结果表明,ApodNet为高帧频STA成像提供了一种有前途的策略。

针对PW成像中,图像质量高度依赖于复合PW角度数量,即需要在图像质量和帧频之间做出权衡的问题,Lu等人(2022)开发了一种基于GoogleNet和U-Net架构相组合的卷积神经网络(CNN)波束成形器,以取代传统的延迟叠加(DAS)算法,从而实现高帧频的高质量成像。CNN波束成形器的输入为 0° 的单角PWs的射频数据,输出为同相和正交数据。随后,通过常规方法形成了高质量的B模态超声图像。实验表明,CNN波束成形器的生成图像比传统单角度PW DAS图像具有更高的分辨率和对比度。尽管方法仅利用了 0° 发射的PW,但输出图像的质量却接近于利用3个或5个角度PW生成的图像。通过利用该CNN网络进行波束形成,可以在一定程度上解决PW复合成像中的图像质量与帧频之间的权衡问题。

2.2 高质量超声图像重建方法

2.2.1 传统方法

在国际研究进展中,本文介绍了一些较经典的基于插值的重建方法。这些方法相比新兴的方法,重建效果有限,大多不会用于现实应用中。国内有学者将插值方法和卷积神经网络相结合,获得了良好的高分辨率效果。

Sun和Li(2019)首先利用深度学习自动提取非线性特征的能力,对低分辨率数据进行深度重构,然后结合传统的插值重建结果,利用深度学习算法进行二次训练和学习,最终得到高分辨率的重建图像。

利用公开测试数据集进行验证,结果表明,与传统的插值算法和单一深度学习算法相比,该算法具有更高的性能,能够较好地重建细节,获得高质量图像。

Zhang等人(2016)提出了一种基于稀疏表示的超声图像高分辨率算法,通过解决超分辨率重构和过完备字典重建两个问题来实现超声图像的高分辨率重建。仿真结果表明,该方法不仅在视觉感知方面,而且在边缘、细节保护和图像对比度方面都优于对比方法。

2.2.2 深度学习方法

1)基于卷积神经网络(CNN)。针对PW复合成像中,多角度PW发射与信号采集降低成像的时间分辨率问题,Zhou等人(2019)提出了一种基于U-Net卷积神经网络的超声单角度平面波复合方法,以单/多角度平面波图像作为训练对,将单角度低分辨率平面波图像输入进U-Net卷积神经网络,将多角度高分辨率图像作为参考图像,通过网络权重迭代得到优化的端对端映射。测试结果表明,超声探头只需要发射单角度平面波就可以重建出高质量的平面波图像。

然而上述网络的解码编码过程会不可避免地造成信息损耗,导致重建结果中微小细节丢失。针对这一问题,Zhou等人(2018)提出了另一种网络构建思路。通过充分考虑PW数据的多角度形式,引入一个多通道模型以生成平衡的训练数据。另外,为了结合局部和上下文信息,采用了多尺度模型。这两个创新构成了多通道多尺度卷积神经网络(multi-channel and multiscale CNN, MMCNN)。另外,该方法通过小波后处理步骤实现整合多角度互补信息的同时尽可能保留散斑纹理。实验选取了仿真、仿体和在体的数据,对比验证了MMCNN复合方法相比于现有多角度复合方法的时空分辨率优势。

2)基于生成对抗网络(GAN)。针对深度学习方法在去除噪声和斑点时难以保留最大边界对比度的问题,Khor等人(2022)提出了一种新颖的基于小波的GAN架构,用以实现实时的高质量超声图像重建,该架构命名为WGAN-DUS。这项研究通过将小波模块相结合,从而引导低频和高频领域的图像去噪,进而产生近似于无噪声(noise-free, NF)的图像结果,实验结果表明,WGAN-DUS成功解决了原有的过度平滑问题,重建出了低噪声的高对比度图像。

现阶段,医院采用的超声设备通常选用聚焦线

扫模式进行成像,因而深度学习方法大多由聚焦线扫超声图像训练得到。然而,平面波图像灰度分布与聚焦线扫图像灰度分布存在一定差异,会导致深度网络鲁棒性与泛化能力的退化问题。因此,Zhou 等人(2020a)提出基于 US-transfer GAN 的平面波图像标准化方法,将平面波图像转换为线扫图像,从而实现超声图像的高时空分辨率重建并使其具备更宽泛的医疗应用范围。

基于深度学习的高分辨率重建方法通常需要成对的训练数据,因此,针对便携式超声设备的高质量图像重建的研究中,通常需要采集便携设备和高端设备的训练对数据,其采集过程需要更换探头,导致成对的数据会受到人体呼吸运动的影响,造成形变误差。为解决这个问题,Zhou 等人(2020b)提出了一种新型的 two-stage GAN 模型。第 1 阶段将 U-Net 网络级联成为生成器网络的前端;第 2 阶段将前端 U-Net 网络的输出与对应便携超声图像配对作为双通道数据输入到由残差卷积网络组成的生成器当中,以高端超声仪器采集到的超声图像作为目标域(参考图像),通过在迭代过程中与判别器博弈而获得最终的映射关系。该方法使得便携超声图像获得大幅度的质量提升。

以上研究均由单帧图像进行训练,在应用于超声视频高质量重建时,由于缺少考虑连续帧的动态信息会导致帧间不连续问题。为解决这一问题,Zhou 等人(2021a)进一步提出基于低秩表达多通路生成对抗网络(low-rank representation multi-pathway generative adversarial network, LRR MPGAN)的视频重建方法,利用低秩表达分解原理,多通道并行地处理全局特征和局部细节。为了充分利用相邻帧信息,研究提出通过动态信息学习和静态信息学习两个阶段实现由粗到精的学习过程。此外,研究将传统的均方误差损失与新型的超声特定感知损失相结合,利用深度感知特征评估网络训练状态,从而大幅提升视频重建效果,重建的影像细节连续且具有高分辨率。

3 国内外研究进展比较

3.1 超声波束形成方法

目前,国内外学者在超声波束形成方面的研究多集中于自适应类波束形成方法。对于 MV 类方法,协方差矩阵的准确估计是研究的重点内容之一,

国内外学者在不同成像模式下对影响协方差矩阵估计准确性的相关因素进行了一定的探索,同时从多角度出发提出优化算法以实现高质量的超声成像。除此之外,对于 MV 类方法计算复杂度较高的问题也相继提出了若干解决方法,如:波束域降维、基于 Toeplitz 结构的协方差矩阵、神经网络学习自适应权重等等,其中以国外学者报道的研究成果居多。对于 CF 类方法,由于其本质是一种后置加权滤波器,国内外多侧重于研究将其与其他波束形成方法相结合,通过探索有效的融合机制,从而充分发挥 CF 类方法与其他方法的各自优势,以达到高质量超声成像的目的。除此之外,相关研究也通过深入挖掘超声回波信号的特征,从而在原始 CF 类方法的基础上有针对性地提出改进策略,进而提升 CF 类算法的应用性能。对于 SLSC 方法,最初由国外研究报道,随后国内外研究主要集中于传统 SLSC 依赖波束聚焦性能以及成像分辨率受限的问题。国内成果报道多涉及 SLSC 与 MV 等方法的有效融合,国外成果报道多涉及 SLSC 图像的后处理,如引入 RPCA 技术等,同时 SLSC 在乳腺肿瘤超声影像诊断的初步应用也被国外研究报道。对于 DMAS 方法,国内外研究均侧重于其成像分辨率和对比度性能的进一步提升。

利用深度学习进行超声成像的方法也逐渐受到国内外的关注,其研究主要集中在利用深度回归网络学习从信号数据到波束形成权重、波束形成中间变量或 B 模态图像的非线性映射,从而实现快速高质量的超声成像。在研究方法的侧重点方面,国外学者更关注于方法本身的改进,国内学者主要侧重于不同方法间的有效融合,以达到“一加一大于二”的效果。然而,整体来看,国内外所使用网络结构和训练策略并没有较大差异,并且都使得图像分辨率、对比度等成像性能得到大幅度提升。

3.2 高质量超声图像重建方法

国内外高质量超声图像的重建的研究重点多集中在深度学习的方法,利用传统方法进行超分辨率重建的研究相对较少。国外仍有部分学者在进行传统方法的研究,大部分方法均要利用稀疏表示或稀疏矩阵的方法,国内部分学者将传统方法和深度学习方法结合,也取得了不错的成果。总体来说,传统方法因其仍存在许多技术壁垒,并且存在需要配对的图像且算法效率较低等问题,图像重建效果与深

度学习算法重建效果相比欠佳,临床实用性方面也逐渐逊色于深度学习方法。基于深度学习的方法具备突破传统方法限制的潜力,具有一定的研究前景。

在深度学习方法方面,早期的一些研究主要集中在卷积神经网络的探索,国内外均有很多学者投入研究,且取得了不错的成果。而后,生成式对抗网络在图像生成领域展示出了较大的应用潜力,诸多学者开始研究利用生成式对抗网络来实现超分辨率图像重建(张颖麟等,2022),目前,国外少数研究人员仍在进行卷积神经网络的相关探索,而近期国内已鲜有利用卷积神经网络进行超声图像重建的研究成果发表。除此之外,当前国内针对高质量超声图像重建的相关研究主要集中在不同成像模式的B模态图像重建,而国外已在高速血流成像等方面展开了一定的研究。

4 发展趋势和展望

4.1 超声波束形成方法

自适应波束形成方法已经历多年的发展历史,然而,目前临床设备中采用的波束形成方法仍以非自适应的DAS方法为主,这是由于自适应类波束形成方法在获得高质量图像的同时也增加了计算复杂度,导致成像时间较长,尚难以应用于临床设备中。因此,如何降低自适应类波束形成方法的计算复杂度,提升算法的实时性能,将成为现有自适应类波束形成方法的优化方向之一。尽管已有部分研究利用矩阵降维、平面波复合技术来降低自适应波束形成方法的计算复杂度,但尚存在一定的性能提升空间。通过深度神经网络学习相应的波束形成规则,从而可以在保留算法优势的前提下极大地减少计算耗时,提升算法的实时性能。因此,深度学习类波束形成方法是未来较有前景的研究方向之一。

超快速超声成像的波束形成算法是目前较为热门的研究方向,超快速成像可以对运动较快的器官组织,如心脏进行实时成像,对临床疾病诊断有着重要意义。基于平面波发射模式的超声成像虽然可以极大地提升成像帧频,但由于波束缺乏聚焦,信噪比较低,图像质量难以达到临床诊断的需求。平面波复合成像能够在一定程度上提升成像质量,但其成像帧频会随着发射次数的增加而降低。因此,同步提升成像帧频与图像质量将成为未来超快超声成像

的发展趋势之一。

现阶段,针对波束形成方法的研究中,将不同波束形成方法相融合的方式也趋于流行,这种方式可以充分发挥方法本身的优势,取长补短,例如CF法和MV法相结合,可以获得高对比度和高分辨率的超声图像。相信随着新型波束形成方法逐渐被提出,并且将不同方法的各自优势相融合,可以发展出更具有针对性的超声成像方法。

4.2 高质量超声图像重建方法

在传统方法方面,基于现有重建方法的研究已不易取得相关的研究突破,且近年来鲜有利用传统方法实现医学图像重建突破的成果报导。未来可能需要研究新的超声图像重建方法,或基于现有的重建方法进行一定的优化和改良。另外,将传统方法和深度学习方法相结合也具有一定的研究前景,未来或许可以获得超分辨率图像重建的突破性成果。

在深度学习方法方面,现阶段提出的扩散模型在自然图像上已经展现出其优秀的高分辨率重建能力,目前国外已有部分学者将其应用于医学成像。利用扩散模型进行高分辨率超声图像重建或许成为未来的一大研究方向。除此之外,近年来大模型的兴起也为高质量超声图像的重建提供了另一具有前景的研究方向(严昊等,2023)。

目前传统方法以及深度学习方法应用于B模态超声已经相对成熟,未来有希望利用这些方法应用于超快速超声成像、超音速弹性成像、高速血流成像以及谐波成像等功能成像,大幅度提升这些功能成像的图像质量,让高质量超声图像重建更好地服务于临床疾病诊断。

5 结语

本文详细介绍了当前国内外高质量超声成像与高质量重建领域的研究现状,并比较了各自的进展和特点。文章还展望了未来的研究趋势,特别是深度学习与传统超声技术的结合,有望为临床诊断和治疗提供更强大的支持。总体来说,高质量超声成像与重建技术的研究不仅具有广阔的发展前景,而且具有重要的实际应用价值。

致谢 本文由中国图象图形学学会医学影像专委会组织撰写,该专委会链接为 <https://www.csig.org>

org.cn/16/201612/49317.html。

参考文献 (References)

- Asl B M and Mahloojifar A. 2012. A low-complexity adaptive beamformer for ultrasound imaging using structured covariance matrix. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 59(4): 660-667 [DOI: 10.1109/TUFFC.2012.2244]
- Camacho J, Parrilla M and Fritsch C. 2009. Phase coherence imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 56(5): 958-974 [DOI: 10.1109/TUFFC.2009.1128]
- Capon J. 1969. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE*, 57(8): 1408-1418 [DOI: 10.1109/PROC.1969.7278]
- Chen Y R, Liu J, Luo X B and Luo J W. 2021. ApodNet: learning for high frame rate synthetic transmit aperture ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 40(11): 3190-3204 [DOI: 10.1109/TMI.2021.3084821]
- Deylami A M and Asl B M. 2017. A fast and robust beamspace adaptive beamformer for medical ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 64(6): 947-958 [DOI: 10.1109/TUFFC.2017.2685525]
- Esmailian K and Asl B M. 2022. Correlation-based modified delay-multiply-and-sum beamforming applied to medical ultrasound imaging. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 226: #107171 [DOI: 10.1016/j.cmpb.2022.107171]
- Fuhrmann D R. 1991. Application of Toeplitz covariance estimation to adaptive beamforming and detection. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 39(10): 2194-2198 [DOI: 10.1109/78.91176]
- Gifani P, Behnam H, Haddadi F, Sani Z A and Shojaeifard M. 2016. Temporal super resolution enhancement of echocardiographic images based on sparse representation. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 63(1): 6-19 [DOI: 10.1109/TUFFC.2015.2493881]
- Glasner D, Bagon S and Irani M. 2009. Super-resolution from a single image//*Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision*. Kyoto, Japan: IEEE: 349-356 [DOI: 10.1109/ICCV.2009.5459271]
- Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A and Bengio Y. 2014. Generative adversarial nets//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal, Canada: MIT Press: 2672-2680
- Guo H, Xie H W, Zhou G Q, Nguyen N Q and Prager R W. 2023. Pixel-based approach to delay multiply and sum beamforming in combination with Wiener filter for improving ultrasound image quality. *Ultrasonics*, 128: #106864 [DOI: 10.1016/j.ultras.2022.106864]
- Ho J, Jain A and Abbeel P. 2020. Denoising diffusion probabilistic models//*Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc.: #574
- Holfort I K, Gran F and Jensen J A. 2008. Plane wave medical ultrasound imaging using adaptive beamforming//*Proceedings of the 5th IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop*. Darmstadt, Germany: IEEE: 288-292 [DOI: 10.1109/SAM.2008.4606874]
- Hollman K W, Rigby K W and O'Donnell M. 1999. Coherence factor of speckle from a multi-row probe//*1999 IEEE Ultrasonics Symposium*. Tahoe, USA: IEEE: 1257-1260 [DOI: 10.1109/ULTSYM.1999.849225]
- Hung K W and Siu W C. 2012. Robust soft-decision interpolation using weighted least squares. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(3): 1061-1069 [DOI: 10.1109/TIP.2011.2168416]
- Jensen K and Anastassiou D. 1995. Subpixel edge localization and the interpolation of still images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(3): 285-295 [DOI: 10.1109/83.366477]
- Jin K H, McCann M T, Froustey E and Unser M. 2017. Deep convolutional neural network for inverse problems in imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(9): 4509-4522 [DOI: 10.1109/TIP.2017.2713099]
- Khor H G, Ning G C, Zhang X R and Liao H. 2022. Ultrasound speckle reduction using wavelet-based generative adversarial network. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 26(7): 3080-3091 [DOI: 10.1109/JBHI.2022.3144628]
- Lan Z F, Jin L, Feng S, Zheng C C, Han Z H and Peng H. 2021. Joint generalized coherence factor and minimum variance beamformer for synthetic aperture ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 68(4): 1167-1183 [DOI: 10.1109/TUFFC.2020.3035412]
- LeCun Y, Bottou L, Bengio Y and Haffner P. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11): 2278-2324 [DOI: 10.1109/5.726791]
- Lediju M A, Trahey G E, Byram B C and Dahl J J. 2011. Short-lag spatial coherence of backscattered echoes: imaging characteristics. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 58(7): 1377-1388 [DOI: 10.1109/TUFFC.2011.1957]
- Lei Z Y, Gao S C, Hasegawa H, Zhang Z M, Zhou M C and Sedraoui K. 2023. Fully complex-valued gated recurrent neural network for ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 99: 1-14 [DOI: 10.1109/TNNLS.2023.3282231]
- Li C W, Li X D and Zhang L C. 2005. Development and innovation of medical ultrasonic image technology. *China Medical Equipment*, 2(2): 45-47 (李朝伟, 李晓东, 张良才. 2005. 医学超声影像技术的发展创新. *中国医学装备*, 2(2): 45-47) [DOI: 10.3969/J. ISSN.1672-8270.2005.02.019]
- Li P C and Li M L. 2003. Adaptive imaging using the generalized coherence factor. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and*

- Frequency Control, 50(2): 128-141 [DOI: 10.1109/TUFFC.2003.1182117]
- Li X and Orchard M T. 2001. New edge-directed interpolation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(10): 1521-1527 [DOI: 10.1109/83.951537]
- Lu J F, Millioz F, Garcia D, Salles S, Liu W Y and Friboulet D. 2020. Reconstruction for diverging-wave imaging using deep convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 67(12): 2481-2492 [DOI: 10.1109/TUFFC.2020.2986166]
- Lu J Y and Greenleaf J F. 1990. Ultrasonic nondiffracting transducer for medical imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 37(5): 438-447 [DOI: 10.1109/58.105250]
- Lu J Y, Lee P Y and Huang C C. 2022. Improving image quality for single-angle plane wave ultrasound imaging with convolutional neural network beamformer. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 69(4): 1326-1336 [DOI: 10.1109/TUFFC.2022.3152689]
- Luijten B, Cohen R, de Bruijn F J, Schmeitz H A W, Mischi M, Eldar Y C and van Sloun R J G. 2020. Adaptive ultrasound beamforming using deep learning. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(12): 3967-3978 [DOI: 10.1109/TMI.2020.3008537]
- Mallart R and Fink M. 1991. The van Cittert-Zernike theorem in pulse echo measurements. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 90(5): 2718-2727 [DOI: 10.1121/1.401867]
- Matrone G, Ramalli A, D'Hooge J, Tortoli P and Magenes G. 2020. A comparison of coherence-based beamforming techniques in high-frame-rate ultrasound imaging with multi-line transmission. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 67(2): 329-340 [DOI: 10.1109/TUFFC.2019.2945365]
- Matrone G, Savoia A S, Caliano G and Magenes G. 2015. The delay multiply and sum beamforming algorithm in ultrasound B-mode medical imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(4): 940-949 [DOI: 10.1109/TMI.2014.2371235]
- Muresan D D and Parks T W. 2004. Adaptively quadratic (AQua) image interpolation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(5): 690-698 [DOI: 10.1109/TIP.2004.826097]
- Nair A A, Tran T D and Bell M A L. 2018. Robust short-lag spatial coherence imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 65(3): 366-377 [DOI: 10.1109/TUFFC.2017.2780084]
- Nair A A, Tran T D, Reiter A and Bell M A L. 2019. A generative adversarial neural network for beamforming ultrasound images: invited presentation//*Proceedings of the 53rd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*. Baltimore, USA: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/CISS.2019.8692835]
- Nguyen N Q and Prager R W. 2016. High-resolution ultrasound imaging with unified pixel-based beamforming. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(1): 98-108 [DOI: 10.1109/TMI.2015.2456982]
- Nguyen N Q and Prager R W. 2017. Minimum variance approaches to ultrasound pixel-based beamforming. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 36(2): 374-384 [DOI: 10.1109/TMI.2016.2609889]
- Nguyen N Q and Prager R W. 2018. A spatial coherence approach to minimum variance beamforming for plane-wave compounding. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 65(4): 522-534 [DOI: 10.1109/TUFFC.2018.2793580]
- Patel V and Mistree K. 2013. A review on different image interpolation techniques for image enhancement. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 3(12): 129-133
- Peng H. 2008. *Introduction to Ultrasound Imaging Algorithms*. Hefei: University of Science and Technology of China Press (彭虎. 2008. 超声成像算法导论. 合肥: 中国科学技术大学出版社)
- Perdios D, Vonlanthen M, Besson A, Martinez F, Arditì M and Thiran J P. 2018. Deep convolutional neural network for ultrasound image enhancement//2018 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS). Kobe, Japan: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/ULTSYM.2018.8580183]
- Perdios D, Vonlanthen M, Martinez F, Arditì M and Thiran J P. 2022. CNN-based image reconstruction method for ultrafast ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 69(4): 1154-1168 [DOI: 10.1109/TUFFC.2021.3131383]
- Prieur F, Rindal O M H and Austeng A. 2018. Signal coherence and image amplitude with the filtered delay multiply and sum beamformer. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 65(7): 1133-1140 [DOI: 10.1109/TUFFC.2018.2831789]
- Qi Y X, Wang Y Y and Guo W. 2018. Joint subarray coherence and minimum variance beamformer for multitransmission ultrasound imaging modalities. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 65(9): 1600-1617 [DOI: 10.1109/TUFFC.2018.2851073]
- Qi Y X, Wang Y Y, Yu J H and Guo Y. 2019a. Eigenspace-based minimum variance beamformer for short-lag spatial coherence medical ultrasound imaging. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 9(9): 1955-1960 [DOI: 10.1166/JMIHI.2019.2821]
- Qi Y X, Wang Y Y, Yu J H and Guo Y. 2019b. Short-lag spatial coherence imaging using minimum variance beamforming on dual apertures. *BioMedical Engineering OnLine*, 18(1): 1-18 [DOI: 10.1186/s12938-019-0671-0]
- Salari A and Asl B M. 2021. User parameter-free minimum variance beamformer in medical ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 68(7): 2397-2406 [DOI: 10.1109/TUFFC.2021.3065876]
- Seoni S, Salvi M, Matrone G and Meiburger K M. 2022. Ultrasound image beamforming optimization using a generative adversarial network//2022 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS). Ven-

- ice, Italy: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/IUS54386.2022.9957306]
- Shi J, Wang L L, Wang S S, Chen Y X, Wang Q, Wei D M, Liang S J, Peng J L, Yi J J, Liu S F, Ni D, Wang M L, Zhang D Q and Shen D G. 2020. Applications of deep learning in medical imaging: a survey. *Journal of Image and Graphics*, 25(10): 1953-1981 (施俊, 汪琳琳, 王珊珊, 陈艳霞, 王乾, 魏冬铭, 梁淑君, 彭佳林, 易佳锦, 刘盛锋, 倪东, 王明亮, 张道强, 沈定刚. 2020. 深度学习在医学影像中的应用综述. *中国图象图形学报*, 25(10): 1953-1981) [DOI: 10.11834/jig.200255]
- Sun N and Li H N. 2019. Super resolution reconstruction of images based on interpolation and full convolutional neural network and application in medical fields. *IEEE Access*, 7: 186470-186479 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2960828]
- Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, Sermanet P, Reed S, Anguelov D, Erhan D, Vanhoucke V and Rabinovich A. 2015. Going deeper with convolutions//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, USA: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594]
- Tanter M and Fink M. 2014. Ultrafast imaging in biomedical ultrasound. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 61(1): 102-119 [DOI: 10.1109/TUFFC.2014.2882]
- Tran D V, Li-Thiao-Té S, Luong M, Le-Tien T, Dibos F and Rocchisani J M. 2016. Example-based super-resolution for enhancing spatial resolution of medical images//*Proceedings of the 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. Orlando, USA: IEEE: 457-460 [DOI: 10.1109/EMBC.2016.7590738]
- Trinh D H, Luong M, Dibos F, Rocchisani J M, Pham C D and Nguyen T Q. 2014. Novel example-based method for super-resolution and denoising of medical images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(4): 1882-1895 [DOI: 10.1109/TIP.2014.2308422]
- Wang Y D, Zheng C C and Peng H. 2019a. Dynamic coherence factor based on the standard deviation for coherent plane-wave compounding. *Computers in Biology and Medicine*, 108: 249-262 [DOI: 10.1016/J.COMPBIOMED.2019.03.022]
- Wang Y H and Li P C. 2014. SNR-dependent coherence-based adaptive imaging for high-frame-rate ultrasonic and photoacoustic imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 61(8): 1419-1432 [DOI: 10.1109/TUFFC.2014.3051]
- Wang Y M, Qi Y X and Wang Y Y. 2019b. Array smoothing coherence factor in the plane-wave ultrasound imaging. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 9(7): 1483-1490 [DOI: 10.1166/jmih.2019.2748]
- Wang Y M, Qi Y X and Wang Y Y. 2020a. A mixed transmitting-receiving beamformer with a robust generalized coherence factor: enhanced resolution and contrast. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 67(8): 1573-1589 [DOI: 10.1109/TUFFC.2020.2977942]
- Wang Y N, Kempinski K, Kang J U and Bell M A L. 2020b. A conditional adversarial network for single plane wave beamforming//*2020 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*. Las Vegas, USA: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/IUS46767.2020.9251729]
- Wang Y Y, Su T and Zhang S. 2019c. Multi-line acquisition with delay multiply and sum beamforming in phased array ultrasound imaging, validation of simulation and in vitro. *Ultrasonics*, 96: 123-131 [DOI: 10.1016/J.ULTRAS.2019.02.004]
- Wiacek A, González E and Bell M A L. 2020. CohereNet: a deep learning architecture for ultrasound spatial correlation estimation and coherence-based beamforming. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 67(12): 2574-2583 [DOI: 10.1109/TUFFC.2020.2982848]
- Wiacek A, Rindal O M H, Falomo E, Myers K, Fabrega-Foster K, Harvey S and Lediju Bell M A. 2019. Robust short-lag spatial coherence imaging of breast ultrasound data: initial clinical results. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 66(3): 527-540 [DOI: 10.1109/TUFFC.2018.2883427]
- Wiley C A. 1985. Synthetic aperture radars. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-21(3): 440-443 [DOI: 10.1109/TAES.1985.310578]
- Xie H W, Guo H, Zhou G Q, Nguyen N Q and Prager R W. 2022. Improved ultrasound image quality with pixel-based beamforming using a Wiener-filter and a SNR-dependent coherence factor. *Ultrasonics*, 119: #106594 [DOI: 10.1016/J.ULTRAS.2021.106594]
- Yan H, Liu Y L, Jin L W and Bai X. 2023. The development, application, and future of LLM similar to ChatGPT. *Journal of Image and Graphics*, 28(9): 2749-2762 (严昊, 刘禹良, 金连文, 白翔. 2023. 类 ChatGPT 大模型发展、应用和前景. *中国图象图形学报*, 28(9): 2749-2762) [DOI: 10.11834/JIG.230536]
- Yan X, Qi Y X, Wang Y M and Wang Y Y. 2021. High resolution, high contrast beamformer using minimum variance and plane wave non-linear compounding with low complexity. *Sensors*, 21(2): #394 [DOI: 10.3390/S21020394]
- Yan X, Qi Y X, Wang Y M and Wang Y Y. 2022. Regional-lag signed delay multiply and sum beamforming in ultrafast ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 69(2): 580-591 [DOI: 10.1109/TUFFC.2021.3127878]
- Yang J C, Wright J, Huang T and Ma Y. 2008. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches//*Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, USA: IEEE: 1-8 [DOI: 10.1109/CVPR.2008.4587647]
- Yang J C, Wright J, Huang T S and Ma Y. 2010. Image super-resolution via sparse representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(11): 2861-2873 [DOI: 10.1109/TIP.2010.2050625]
- Zhang Q, Li B, Shen M F and Yang J Y. 2016. A novel ultrasonic image zooming algorithm based on sparse representation//*Proceedings of the 3rd International Conference on Systems and Informatics*

- (ICSAI). Shanghai, China: IEEE: 861-865 [DOI: 10.1109/ICSAI.2016.7811071]
- Zhang Y L, Hu Y, Higashita R and Liu J. 2022. A review of generative adversarial networks and the application in medical image. *Journal of Image and Graphics*, 27(3): 687-703 (张颖麟, 胡衍, 东田理沙, 刘江. 2022. 生成对抗式网络及其医学影像应用研究综述. *中国图象图形学报*, 27(3): 687-703) [DOI: 10.11834/JIG.210247]
- Zhao J X. 2017. *Studies on the Adaptive Beamforming Methods in High-Frame-Rate Ultrasound Imaging*. Shanghai: Fudan University (赵金鑫. 2017. 高帧率医学超声成像的自适应波束形成方法研究. 上海: 复旦大学)
- Zhou Z X, Guo Y and Wang Y Y. 2021a. Handheld ultrasound video high-quality reconstruction using a low-rank representation multipathway generative adversarial network. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 32(2): 575-588 [DOI: 10.1109/TNNLS.2020.3025380]
- Zhou Z X, Guo Y and Wang Y Y. 2021b. Ultrasound deep beamforming using a multiconstrained hybrid generative adversarial network. *Medical Image Analysis*, 71: #102086 [DOI: 10.1016/J.MEDIA.2021.102086]
- Zhou Z X, Wang Y Y, Guo Y, Jiang X M and Qi Y X. 2020a. Ultrafast plane wave imaging with line-scan-quality using an ultrasound-transfer generative adversarial network. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(4): 943-956 [DOI: 10.1109/JBHI.2019.2950334]
- Zhou Z X, Wang Y Y, Guo Y, Qi Y X and Yu J H. 2020b. Image quality improvement of hand-held ultrasound devices with a two-stage generative adversarial network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 67(1): 298-311 [DOI: 10.1109/TBME.2019.2912986]
- Zhou Z X, Wang Y Y, Yu J H, Guo W and Li Z J. 2019. Super-resolution reconstruction of plane-wave ultrasound image based on a multi-angle parallel U-Net with maxout unit and novel loss function. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 9(1): 109-118 [DOI: 10.1166/JMIHI.2019.2548]
- Zhou Z X, Wang Y Y, Yu J H, Guo Y, Guo W and Qi Y X. 2018. High spatial-temporal resolution reconstruction of plane-wave ultrasound images with a multichannel multiscale convolutional neural network. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 65(11): 1983-1996 [DOI: 10.1109/TUFFC.2018.2865504]
- Ziksari M S and Asl B M. 2021. Minimum variance combined with modified delay multiply-and-sum beamforming for plane-wave compounding. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 68(5): 1641-1652 [DOI: 10.1109/TUFFC.2020.3043795]

作者简介

李云舒,女,博士研究生,主要研究方向为超声智能成像与分析。E-mail: 20307130300@fudan.edu.cn

郭翌,通信作者,女,教授,博士生导师,主要研究方向为超声智能成像与分析。E-mail: guoyi@fudan.edu.cn

马宸,男,博士研究生,主要研究方向为超声智能成像与分析。E-mail: 20307110144@fudan.edu.cn

黄丽红,女,硕士研究生,主要研究方向为超声智能成像与分析。E-mail: 21210720028@m.fudan.edu.cn

高雪,女,博士研究生,主要研究方向为超声智能成像与分析。E-mail: 23110720096@m.fudan.edu.cn

闫鑫,女,讲师,主要研究方向为医学超声成像。

E-mail: 15040243075@163.com

汪源源,男,教授,博士生导师,主要研究方向为超声智能成像与分析。E-mail: yywang@fudan.edu.cn