

基于DCNN的超快超声彩色血流成像

崔 旺, 何冰冰*, 邹良辰, 王婷婷, 李海燕

(云南大学信息学院电子工程系, 云南昆明 650091)

摘要: 多角度平面波相干复合(Multi-angle Plane Wave Coherent Compounding, MPWCC)实现了高帧率超声扫描,有助于彩色血流成像技术提供更准确的血流信息和组织图像。然而,MPWCC的低通效应会导致血流速度估计值偏低,且无法通过计算的方式确定杂波抑制滤波器的最佳阈值。对此,本文提出一种基于深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network, DCNN)的超快超声彩色血流成像方法。基于Field II平台搭建颈动脉仿真模型,以获得不同速度的血流超声多普勒信号,该信号经过奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)、归一化等处理转换为训练数据。DCNN模型通过对训练数据进行监督学习实现对不同速度多普勒信号的特征学习和杂波抑制,随后将特征信息转化为速度信息用于彩色成像。与高通滤波(High Pass Filtering, HPF)或SVD相结合的自相关测速法相比,本文方法在仿真、人体颈动脉的测试数据上均表现出了更好的性能:在估计正反向的仿真血流速度剖面时,该方法的归一化均方根误差(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)比HPF和SVD平均降低了45.65%和41.95%;在仿真及人体数据的彩色成像结果中,该方法呈现出最好的杂波抑制效果和血管完整性。综上,该方法能够实现超快超声彩色血流成像,在血流流态可视化方面具有应用价值。

关键词: 医学超声;超声平面波;彩色血流成像;深度卷积神经网络;奇异值分解

基金项目: 国家自然科学基金(No.62201495)

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)08-2843-11

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20241148

Ultrafast Ultrasound Color Blood Flow Imaging Based on the DCNN

CUI Wang, HE Bing-bing*, ZOU Liang-chen, WANG Ting-ting, LI Hai-yan

(Department of Electronic Engineering, School of Information, Yunnan University, Kunming, Yunnan 650091, China)

Abstract: Multi-angle plane wave coherent compounding (MPWCC) can achieve high frame rate ultrasound scanning, which aids color flow imaging technology in providing more accurate blood flow information and tissue images. However, the low-pass effect of the MPWCC results in underestimated blood flow velocities and the optimal threshold for clutter suppression filters cannot be determined computationally. To address this, this paper proposes an ultra fast ultrasound color blood flow imaging based on deep convolutional neural networks (DCNN). Based on the Field II ultrasound simulator, the carotid artery model is built to acquire ultrasound doppler signals with different blood flow velocities. These signals are processed with the singular value decomposition (SVD) and then normalized to generate training dataset. The DCNN model learns the characteristics of Doppler signals with different velocities through supervised learning, enabling clutter suppression and conversion of feature information into velocity information for color flow imaging. Compared to the auto-correlation velocimetry by combining high pass filtering (HPF) or SVD, the superior performance of the proposed method has been demonstrated in both simulation and human carotid artery test dataset. When blood flow velocity profiles in both forward and reverse directions are estimated, the normalized root mean square error (NRMSE) of the proposed method is reduced by an average of 45.65% and 41.95% than these of the HPF and SVD, respectively. In the results of color flow imaging in simulation and human data, the proposed method shows the best clutter suppression effect and vessel integrity. In summary, this method achieves ultrafast ultrasound color blood flow imaging and is applicable for visualizing blood flow dynamics.

Key words: medical ultrasound; ultrasound plane wave; color flow imaging; deep convolutional neural network; singular value decomposition

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62201495)

1 引言

颈动脉作为脑供血的主要通道,具有动脉粥样硬化高发的部位特异性^[1],而颈动脉粥样硬化是由血流速度剪切率降低导致低密度脂蛋白异常沉积而产生,后期逐渐发展为斑块,进而引发缺血性脑血管疾病,甚至造成脑梗死、脑中风^[2].因此,准确检测颈动脉血流动力学信息对相关疾病的早期诊断和风险评估至关重要^[3].

超声彩色血流成像^[4,5]是检测血流动力学信息的常用医学影像技术之一,同步显示灰度组织和彩色血流,能够完整呈现整个扫描切面的血流速度分布.超声扫查方式可分为聚焦和平面波两类:聚焦超声逐线发射声束,帧率较低,难以捕捉动态血流;平面波超声^[6]使用全孔径发射声束,实现了高帧率扫查,但缺少焦点导致成像质量低下^[7].为解决这一问题,Montaldo等人^[8]提出多角度平面波相干复合(Multi-angle Plane Wave Coherent Compounding, MPWCC)技术,沿不同角度发射多个平面波,并对回波信号进行相干叠加,通过后处理的方式生成合成焦点,从而在确保高帧率的同时改善成像质量^[9].此外,MPWCC的高时空分辨率使回波信号的帧间相关性大大提高,允许使用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)^[10]对包含组织、噪声等杂波的回波信号进行杂波抑制,从而获取更准确的血流分量^[11].因此,MPWCC更适用于彩色血流成像.

近年来,基于MPWCC的彩色血流成像引起了国内外众多学者的关注.Ekroll等人^[12]使用MPWCC测量血流速度时,使用 10° 和 -10° 的平面波以获得足够大的合成焦点区.何冰冰等人^[13]研究了MPWCC在血流速度检测中的参数配置方法,针对超声多普勒测速法,在使用三个角度平面波复合时,取间隔为 3° 的平面波取得最优测速效果.Austeng等人^[14]提出最小方差自适应波束形成器代替MPWCC中的延时叠加法,使用数量减少到三分之一的平面波即可取得相同的复合图像质量.Cohen等人^[15]指出增加阵元数量可提高复合图像的分辨率,但会增加数据存储成本.对此,他们基于卷积波束形成算法和压缩感知^[16]的思想提出了两种稀疏波束形成算法,使用更少的阵元实现了与延迟叠加法相同的效果.Wang等人^[17]进一步提出了基于压缩感知的新型波束形成方法,使用多角度平面波建立编码矩阵时仅考虑时延信息与散射体空间分布之间的关系,此外,编码矩阵完全采用字典搜索的概念进行稀疏表达以减少内存占用.Chen等人^[18]提出了结合多角度平面波复合传输和空间匹配滤波的技术,并进一步提出一种改进的符号相干因子加权方法^[19],通过在超声平面波成

像的频域波束形成中应用该方法,解决了高帧率与图像质量之间的平衡问题.Paridar等人^[20]提出通过减少所需发射次数并优化采样因子的方法以及Chen等人^[21]提出圆形统计矢量加权傅里叶域波束形成的方法均在提高图像质量的同时显著减少了计算负载.Wang等人^[22]提出了一种基于随机矩阵理论的维纳后滤波器与特征空间最小方差波束形成器结合的方法,减少倾斜平面波数量的同时显著提高了图像质量.此外,郭凯红等人^[23]提出了一种基于模糊知识量的去噪方法,通过引入知识测度新理论,显著提高了图像质量.得益于MPWCC技术在彩色血流成像中的不断优化与应用,彩色血流图像的质量和成像速率得到了显著提高,为心血管类疾病的临床诊断和研究提供了更可靠的技术支持.

然而,尽管基于MPWCC的彩色血流成像技术得到了很大发展,仍存在两个问题未解决:一是MPWCC有低通滤波作用^[24]会导致血流速度估计值偏低;二是对回波信号的滤波处理中难以确定滤波器的最佳阈值^[10].为解决上述问题,本文提出了一种基于深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network, DCNN)的彩色血流成像方法.基于Field II超声仿真平台建立颈动脉模型,再将具备不同理论速度标签的仿真多普勒信号进行一次滤波后输入到DCNN模型中进行训练,使模型充分学习不同流速血流信号的独特特征,从而有效区分组织、噪声和不同流速的血流信号,实现超快彩色血流成像.在仿真数据和临床数据的测量结果中,相比于使用高通滤波(High Pass Filtering, HPF)或SVD进行杂波抑制的自相关方法,本文模型在估计正、反向血流速度剖面时归一化均方根误差(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)分别降低了45.5%、44.6%和39.8%、39.3%.结果表明该模型不但能够有效解决由相干复合低通滤波特性导致的血流速度测量值偏低的问题,还可以在充分保留血流信息的同时进行再次滤波,最终在彩色血流成像时呈现出最好的杂波抑制和血管完整度.

2 相关方法

2.1 MPWCC成像技术

假设换能器发射一个倾角为 α 的平面波,如图1所示, Z 表示成像介质的深度方向, X 表示平行于阵列的方向,该信号从发射阵元到点 (x, z) 再返回阵元 x_1 处的总传播时间为

$$t(\alpha, x_1, x, z) = \frac{(z \cos \alpha + x \sin \alpha)}{c} + \frac{\sqrt{z^2 + (x - x_1)^2}}{c} \quad (1)$$

其中, c 是超声声速. 记阵元 x_1 接收的通道信号为 $\text{CH}(x_1, t)$, 对所有阵元接收的通道信号进行延迟 $t(\alpha, x_1, x, z)$ 再叠加即可获得单个倾角的射频回波信号, 如式(2)所示:

$$\text{RF}(\alpha, x, z) = \int_{x-a}^{x+a} \text{CH}(x_1, t(\alpha, x_1, x, z)) dx_1 \quad (2)$$

MPWCC 通过对 N 组连续发射的包含不同倾角 $\alpha_n (1 \leq n \leq N)$ 的射频回波信号进行相干叠加可生成复合信号 $\text{RF}_{\text{compound}}(x, z)$, 如式(3)所示:

$$\text{RF}_{\text{compound}}(x, z) = \sum_{n=1}^N \text{RF}(\alpha_n, x, z) \quad (3)$$

由式(3)可知, MPWCC 的本质是一种加权平均, 会导致高频成分在叠加过程中互相抵消^[24], 从而丢失了复合信号中对应快速血流的高频成分. 因此, 基于 MPWCC 的传统测速法会导致高速血流的速度估计值偏低, 使得测量的血流速度剖面准确度下降.

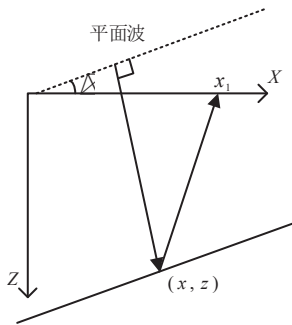


图1 倾角为 α 的平面波

2.2 SVD 杂波抑制

在彩色血流成像中, 超声探头接收的来自血管部位的回波信号包含了血流流动产生的目标信号、管壁组织蠕动产生的杂波信号以及噪声. SVD 法通过奇异值的大小差别来表征杂波信号和血流信号在时间相关性上的差异, 实现对杂波的有效滤除. 具体步骤如下:

步骤 1: 设一段时间 t 内采集的复合射频信号 $\text{RF}_{\text{compound}}(x, z)$ 为三维信号 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x, z)$, 将三维信号 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x, z)$ 转换为二维矩阵 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x \times z)$.

步骤 2: 对 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x \times z)$ 进行 SVD 分解, 如下式所示:

$$\text{RF}_{\text{multi}}(t, x \times z) = \mathbf{U} \mathbf{\Delta} \mathbf{V}^* \quad (4)$$

其中, $\mathbf{\Delta}$ 是奇异值矩阵, 其对角线上的奇异值按照从大到小排列; \mathbf{U} 是左奇异矩阵, 对应 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x \times z)$ 的空间特征向量; \mathbf{V} 是右奇异矩阵, 对应 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x \times z)$ 的空间特征向量; $*$ 表示共轭转置.

步骤 3: 信号幅值更高、相关性更强的杂波信号对应奇异值矩阵 $\mathbf{\Delta}$ 中较大的奇异值, 需将这部分奇异值置

零, 得到滤波后的奇异值矩阵 $\mathbf{\Delta}'$.

$$\mathbf{\Delta}' = \mathbf{\Delta} \times \mathbf{I}' \quad (5)$$

其中, \mathbf{I}' 是一个前 M 个对角元素为零、其余对角元素为 1 的对角矩阵, 即 M 为 SVD 滤波器的阈值. 通过 \mathbf{I}' 将 $\mathbf{\Delta}$ 对角线上前的 M 个奇异值设置为 0, 从而生成截断对角矩阵 $\mathbf{\Delta}'$, 以去除杂波信号.

步骤 4: 结合左右奇异矩阵完成杂波去除, 生成滤波后的信号.

$$\text{RF}_{\text{multi}}^f(t, x \times z) = \mathbf{U} \mathbf{\Delta}' \mathbf{V}^* \quad (6)$$

步骤 5: 将滤波后的信号 $\text{RF}_{\text{multi}}^f(t, x \times z)$ 进行逆变换, 得到三维信号 $\text{RF}_{\text{multi}}^f(t, x, z)$.

需要说明的是, 阈值 M 的选择一直存在争议^[10], 选择较大阈值可实现充分滤波, 但无法保持目标信号的完整性; 选择较小阈值以保持信号完整性的情况下, 无法充分消除杂波干扰.

2.3 彩色血流成像

彩色血流成像技术同步显示组织结构和血流信息, 对来自组织的回波信号仅通过时间延迟计算不同组织或结构的振幅强度以生成灰度图像, 对来自血管的回波信号则采用自相关额外估计血流速度^[25], 最终在灰度图像上叠加显示彩色编码的血流信息.

如图 2 所示, 首先将经过 SVD 滤波处理后的 $\text{RF}_{\text{multi}}^f(t, x, z)$ 数据中同一空间位置的信号提取为一个血流多普勒信号, 再对血流多普勒信号进行正交解调:

$$D = J + Q \times i \quad (7)$$

其中, D 为该血流多普勒信号; J 和 Q 分别代表该信号的正交与同相分量.

然后, 估计多普勒信号 D 的相移:

$$\hat{\phi} = \arctan \left(\frac{\sum_{l=1}^{K-1} Q(l)J(l-1) - Q(l-1)J(l)}{\sum_{l=1}^{K-1} J(l)J(l-1) + Q(l-1)Q(l)} \right) \quad (8)$$

其中, K 表示多普勒信号的采样长度. 将相移 $\hat{\phi}$ 带入多普勒公式, 即可得到血流速度:

$$v = \frac{c f_{\text{prf}} \hat{\phi}}{4\pi f_0 \cos \theta} \quad (9)$$

其中, f_{prf} 代表脉冲重复频率; f_0 是发射信号的中心频率; θ 为血流与声束之间的夹角.

3 基于 DCNN 的超快超声彩色血流成像

3.1 仿真数据生成

为了使得最终模型具备估计不同血流速度的能力, 需要在训练阶段为其提供大量带有速度真值作为标签的数据. 然而, 临床获取的人体真实多普勒数据无法准确获取其速度大小. 此外, 临床数据常受到噪声干

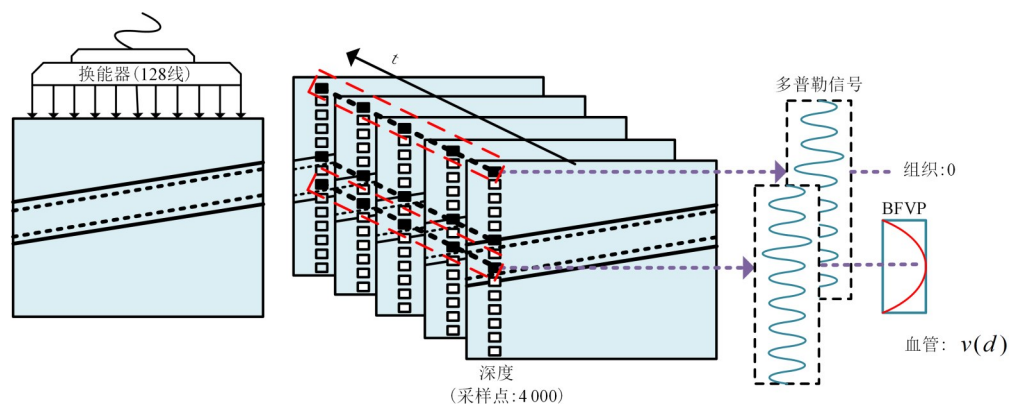


图2 回波信号预处理为多普勒信号

扰,导致训练出的模型鲁棒性较低,泛化能力不佳.为解决这些问题,本文利用Field II超声仿真平台生成了包括组织、血管壁和血流的颈动脉仿真模型以获取训练数据.具体来说,本文的数据生成部分包括以下五步:

(1)构建颈动脉仿真静态模型.如图3所示,以刚性圆柱体仿真人体颈动脉,将该圆柱体倾斜放置于尺寸为 $40 \times 10 \times 30 \text{ mm}^3$ 的组织模型内,管腔中心的所在深度为15 mm,管腔内径为8 mm,上下管壁厚度均为1 mm.其中,参考超声彩色血流成像现有文献的仿真实验设计方法^[5],本文将仿真颈动脉与水平方向的夹角设置为 18° ,即多普勒测速的束流角 θ 为 72° .

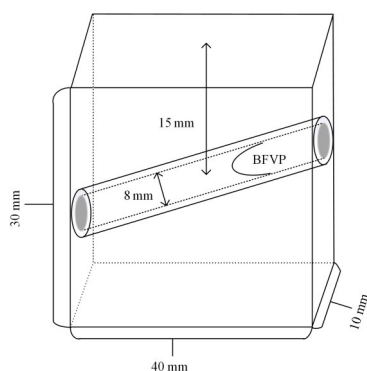


图3 颈动脉仿真模型

(2)在颈动脉仿真模型中均匀放置10 000个散射体.根据血液、血管壁及周围组织的回声特性设置散射幅度.其中,血管壁及周围组织的散射幅度服从均匀分布,血液的散射幅度服从瑞利分布^[26].将组织散射体的平均散射幅度设置为血液散射体的10倍,血管壁散射体的平均散射幅度设置为血液散射体的5倍^[26].

(3)设置血管内的径向血流速度剖面(Blood Flow Velocity Profile, BFVP).BFVP呈抛物线分布,不同径向位置的血流速度计算公式如下:

$$v(d) = v_0(1 - d/R)^2 \quad (10)$$

其中, d 代表散射点到管腔中心线的距离; R 代表血管半

径; v_0 为管中心最大血流速度.

(4)建立颈动脉血流动态模型.根据血液散射体到管腔中心线的距离,为血液散射体预设不同速度,所设速度即为速度真值标签.

(5)扫描颈动脉血流动态模型.Field II的各项超声参数与实际超声设备参数保持一致,详见表1.最后,本文生成三维复合射频信号 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x, z)$ 的大小为 $256 \times 128 \times 4000$.

表1 实验参数设置

参数名称	仿真实验	人体实验
换能器类型	线阵/L14-5	线阵/L14-5
阵元数	128	128
阵元中心宽度/mm	0.3	0.3
束流角/ $^\circ$	72	—
声速/(m/s)	1 540	1 540
复合脉冲重复频率/kHz	4	4
中心频率/MHz	5	5
采样频率/MHz	100	19.8
平面波角度范围	$-3^\circ, 0^\circ, +3^\circ$	$-3^\circ, 0^\circ, +3^\circ$
管中心最大血流速度/(m/s)	± 1	—
管中心所在深度/mm	15	—
管腔内径/mm	8	—

3.2 数据集获取

使用3.1节的仿真数据生成方法,改变血流流动方向,分别生成正向、反向的颈动脉血流动态模型各1个,再获取三维的复合射频信号 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x, z)$.

数据预处理阶段,对复合射频信号 $\text{RF}_{\text{multi}}(t, x, z)$ 进行SVD滤波^[10].本文使用的SVD阈值为5,能够在保持血流信号完整性的情况下滤除杂波成分,防止过多杂波对DCNN模型的干扰从而提高DCNN模型的性能和鲁棒性.

首先,从预处理后的三维数据中提取样本.如图2所示,预处理后的三维数据,在同一空间位置上沿时间维度提取多普勒信号(尺寸为 1×256)作为一个样本,并

对每个样本进行正交解调,其实部作为模型输入的第一个通道数据,虚部作为模型输入的第二个通道数据. 正向、反向的三维数据共有 $2 \times 128 \times 4\,000 = 1\,024\,000$ 个空间位置,即提取了 1 024 000 个样本,构建本文数据集. 此外,对样本进行标准化处理以避免样本间幅度差异过大对模型训练产生不良影响,导致模型的收敛速度过慢,如式(11)所示:

$$y(d) = \frac{x(d) - \bar{x}}{\sigma} \tag{11}$$

其中, $y(d)$ 为标准化后的数据; \bar{x} 和 σ 分别为原始数据 $x(d)$ 的均值和标准差.

然后,根据每个样本的空间位置,计算其血流速度作为标签. 该过程利用 3.1 节中对散射体预设的速度分布对不同位置的多普勒信号进行速度标注.

最后,将 1 024 000 个样本按照 7:2:1 的比例分为训练、验证和测试数据集,即三种数据集分别有 716 800、204 800、102 400 个样本.

3.3 DCNN 网络模型

本文使用的 DCNN 网络包含了五个阶段性数据特征提取的卷积部分、将特征转化为血流速度的全连接部分、进行彩色血流成像的输出部分,结构如图 4 所示. 由于训练数据为二通道序列数据,本文所使用的网络为一维 DCNN.

训练数据首先进入第一阶段进行简单的特征提取,再进入后续阶段进行高阶特征的提取. 后续四个阶段均由若干相同的特征提取模块组成,具体结构如图 4 所示. 该模块包含提取特征的卷积层,引入非线性映射、防止梯度消失的激活函数 ReLU,以及提高模型性能的注意力模块. 其中,注意力模块包含通道注意力以及空间注意力,前两个卷积核的数量与输入数据的通道数相同,具体结构如图 5 所示. 通过设置每个特征提取模块的卷积核数量来控制特征提取模块输入、模块中以及模块输出的数据通道数,以此完成模块之间的连接. 此外,每个模块均设置了是否进行下采样的判断选项,并设有残差结构以防止网络较深引起的梯度消失、梯度爆炸、训练效率差等问题. 为了提高模型的计算效率和泛化能力,每个阶段仅第一个模块进行下采样操作. 经过五个阶段的特征提取,数据进入全连接层被转化为血流速度,最终输出进行彩色血流成像. 本次训练以均方根误差 (Mean Squared Error, MSE) 作为损失函数,如式(12)所示:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{12}$$

其中, y_i 和 \hat{y}_i 分别为第 i 个样本的真实值和预测值, n 为样本总数. 模型具体参数如表 2 所示,其中输出数据包含批次量、通道数以及数据大小.

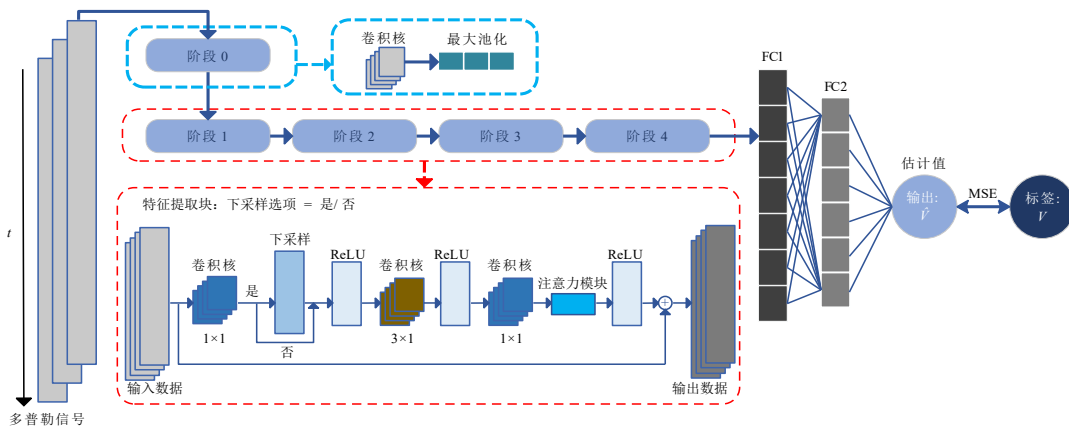


图4 DCNN模型

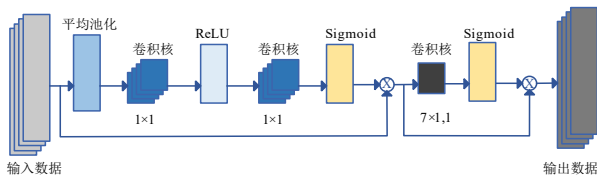


图5 注意力模块

4 结果分析

4.1 模型性能分析

多普勒信号杂波抑制是彩色血流成像的重要步骤

之一,基于聚焦超声的彩色血流成像多选择以高通滤波器进行杂波抑制,实时性好,已广泛应用于临床超声诊断设备^[11]. 与聚焦超声不同,基于平面波超声的超快超声彩色血流成像的时空分辨率较高、帧间相关性更好,适用于以SVD进行杂波抑制^[10],因此,本文使用SVD进行数据预处理. 表3列出了不同SVD阈值下测试数据的平均MSE以说明SVD阈值对模型性能的影响. 与未进行SVD预处理(阈值为0)的结果相比,SVD预处理能够使平均MSE下降近三分之二,说明了该步

表 2 DCNN 模型结构及参数

层名称	模块	核大小	核数量	步长	填充	输出尺寸
输入	—	—	—	—	—	(8 2 128)
阶段 0	卷积核	7×1	10	2	3	(8 10 128)
	最大池化	3×1	—	2	1	(8 10 64)
阶段 1	特征提取块×3	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 1 \\ 1 \times 1 \end{pmatrix} \times 3$	$\begin{pmatrix} 10 & 15 & 20 \\ 20 & 15 & 20 \\ 20 & 15 & 20 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$	(8 20 64)
阶段 2	特征提取块×3	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 1 \\ 1 \times 1 \end{pmatrix} \times 3$	$\begin{pmatrix} 20 & 30 & 40 \\ 40 & 30 & 40 \\ 40 & 30 & 40 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$	(8 40 32)
阶段 3	特征提取块×6	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 1 \\ 1 \times 1 \end{pmatrix} \times 6$	$\begin{pmatrix} 40 & 50 & 60 \\ 60 & 50 & 60 \\ 60 & 50 & 60 \\ 60 & 50 & 60 \\ 60 & 50 & 60 \\ 60 & 50 & 60 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$	(8 60 16)
阶段 4	特征提取块×3	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 1 \\ 1 \times 1 \end{pmatrix} \times 3$	$\begin{pmatrix} 60 & 70 & 120 \\ 120 & 40 & 120 \\ 120 & 40 & 120 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$	(8 120 8)
阶段 5	Flatten	—	—	—	—	(8 986)
	FC1+ReLU	—	—	—	—	(8 480)
	FC2	—	—	—	—	(8 1)
	输出	—	—	—	—	(8 1)

骤的必要性. 由于仿真数据的干扰和噪声较小, 5、10、15、20 四种 SVD 阈值的结果中测试数据的平均 MSE 均在 0.000 35 至 0.000 38 之间, 差异较小. 考虑到使用较小阈值已能够有效去除多普勒信号的杂波与噪声, 为避免阈值过高导致多普勒信号中的有用信息丢失, 本文将数据预处理的 SVD 阈值设置为 5.

表 3 不同 SVD 阈值下的测试数据平均 MSE

序号	SVD 阈值	测试数据的平均 MSE
1	0	0.001 169 2
2	5	0.000 354 3
3	10	0.000 361 2
4	15	0.000 358 8
5	20	0.000 379 1

模型训练与测试均在 64 位版本的 windows 10 计算机上开展, 配备了 12 th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900 K 处理器和 NVIDIA GeForce RTX 3070 GPU. 算法设计、编程实现、训练和测试过程均在 Python 3.8 和 PyTorch 1.10.2 环境下完成. 受 GPU 内存限制, 批量大小设置为 80; 网络全连接层之间加入了 Dropout 层以增强模型泛化能力, Dropout 率设置为 0.5; 使用了 SGD 优化器. 训练过程采用学习率衰减策略: 初始学习率设置为 0.005, 随着训练轮次的增加, 逐渐衰减至 0.000 1. 共迭代 105 个 epoch. 最终, 模型在 60 个 epoch 时收敛.

基于相同的数据集和硬件配置, 本文还对比了

DCNN 网络模型与另外两种经典网络——1DCNN^[27]和 ResNet50^[28]的性能差异. 训练阶段的模型损失函数如图 6 所示, 尽管 ResNet50 网络的收敛速度更快, 但本文使用的 DCNN 网络损失值更低. 测试阶段不同网络模型的平均 MSE 及参数量如表 4 所列, 1DCNN 虽然参数量小但其测试误差较大, 相较之下本文使用的 DCNN 网络误差最小. 表 4 还给出了 DCNN 网络的注意力模块消融实验, 结果表明无论是否包含注意力模块, 参数量相差不大, 但加入注意力模块能够使测试 MSE 降低 27.3%.

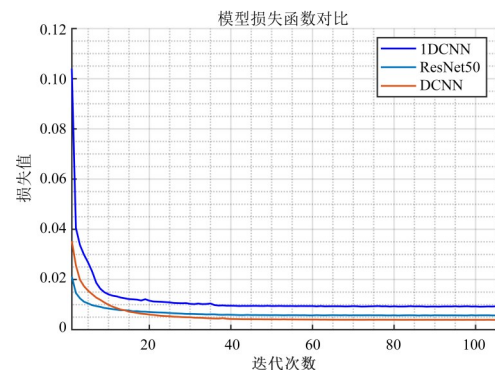


图 6 不同网络模型的损失函数

为了进一步说明速度估计精度对彩色血流成像效果的影响, 图 7 给出了不同网络模型的彩色血流成像结果, 其中 DNCC 网络包含注意力模块. 图中红、蓝色分

表 4 不同网络模型的测试数据平均 MSE

序号	模型	测试数据的平均 MSE	参数量/M
1	IDCNN	0.000 543 7	0.039
2	ResNet50	0.000 918 7	1.155
3	DCNN (无注意力模块)	0.000 487 5	0.482
4	DCNN (有注意力模块)	0.000 354 3	0.485

别表示正、反向的速度方向,颜色亮度表示速度大小.如图 7 所示,无论是正向还是反向血流,基于 DCNN 的彩色血流成像结果更加平滑,在图像右侧边缘未出现峰值流速欠估计的问题.综上,上述结果证明了本文所用网络结构在解决超声血流测速问题上的有效性和适用性.

4.2 彩色血流成像

4.2.1 仿真实验结果

本文使用了 HPF、SVD 和 DCNN 三种方法对抛物线型的血流速度剖面进行测量,结果如图 8 所示.图中蓝色实线为预设的理论速度剖面;黑色实线为测量结

果.对比于 HPF 和 SVD 方法,DCNN 模型测量的血流速度剖面最接近理论速度剖面,特别是在血管壁附近,展现了与预设值高度一致的拟合性能,实现了管壁和组织的清晰区分.此外,在血管中心线附近,DCNN 模型解决了平面波相干复合的低通特性导致血流速度欠估计的问题.为了进一步进行定量分析,本文分别测量了十组正向、反向的速度剖面,并计算了测量结果与预设值之间的 NRMSE,结果如表 5 所示.DCNN 模型对比于 HPF 和 SVD 在正向血流的测量中 NRMSE 分别平均降低了 45.5%、44.6%,在反向血流的测量中分别降低了 39.8%、39.3%.综上,相比 HPF、SVD 方法,本文提出的 DCNN 模型具备准确性更高的测速性能.

为验证模型的泛化能力,本文还使用了 HPF、SVD 和 DCNN 方法对非层流速度剖面进行了测量,结果如图 9 所示.图中,红线为该速度剖面的峰值速度,灰色为测量值,黑线为 10 次测量结果的平均值.结果表明三种方法均适用于非层流血流数据,但 DCNN 平均后的曲线在峰值、管壁以及血管下方位置均表现出最佳拟合效果.

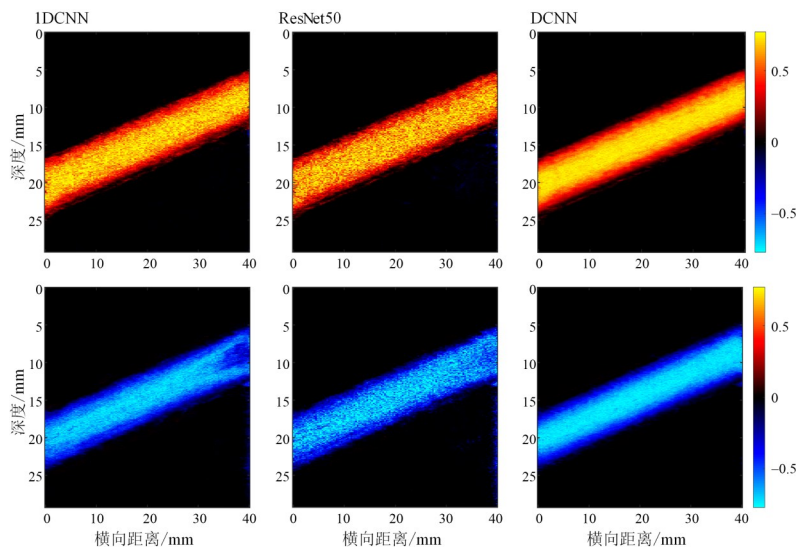


图 7 不同网络模型的彩色血流成像结果

为了验证 DCNN 模型的彩色血流成像性能,本文对层流测量结果进行了彩色血流成像,如图 10 所示.图中红色、蓝色分别表示正、反向的速度方向,颜色亮度表示速度大小.三种方法的成像结果中血管中心血流速度最大,越靠近血管壁速度逐渐递减,均符合预设的抛物线型速度剖面.然而,HPF 和 SVD 结果中血管下方杂波残留过多,该结果可能会影响临床评估;相比之下,DCNN 结果中血管下面无杂波残留,能够更好地区分血管、管壁以及周围组织.

4.2.2 临床结果对比

为了验证 DCNN 模型的临床适用性,本文采集了三

组临床数据进行评估,具体采集对象为一男性左颈动脉、一女性左颈动脉、另一男性右颈动脉,三名受试者年龄均为 25 岁.数据采集基于 Vantage 128 (Verasonics Inc, Wa, USA) 超声研究系统,使用 L14-5 线性换能器完成,具体采集参数详见表 1.本实验通过了云南大学医学院伦理委员会的批准.

三名受试者颈动脉的原始超声图像及彩色血流成像结果如图 11 所示,HPF、SVD、DCNN 三种方法均呈现出了较为完整的血流图像.在第一组结果中,相比 HPF 和 SVD 法,DCNN 法测量的血流在血管末端(蓝色框)呈现出更好的完整性,血流与下管壁的分界(绿色框)

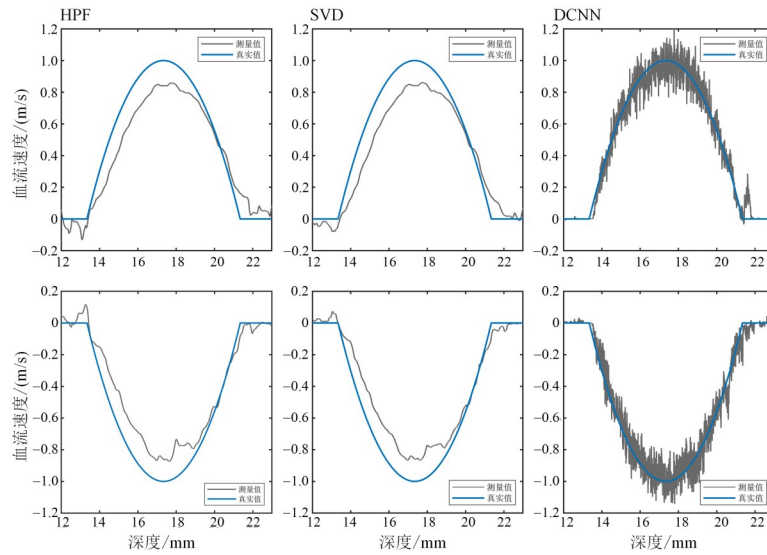


图8 HPF、SVD、DCNN对血管中心位置的测速结果

表5 HPF、SVD、DCNN对20组血流速测量值的NRMSE

方法	正向血流速度剖面			反向血流速度剖面		
	DCNN	SVD	HPF	DCNN	SVD	HPF
NRMSE	0.068 9	0.126 6	0.125 3	0.070 8	0.112 5	0.114 2
	0.069 5	0.126 7	0.127 1	0.078 1	0.114 8	0.116 2
	0.072 9	0.126 4	0.127 9	0.072 7	0.117 2	0.118 3
	0.071 9	0.127 4	0.128 2	0.071 2	0.118 4	0.119 9
	0.071 0	0.127 6	0.128 8	0.072 8	0.120 6	0.121 3
	0.071 5	0.128 4	0.129 8	0.072 4	0.123 9	0.123 5
	0.067 0	0.128 6	0.129 7	0.070 9	0.124 9	0.123 8
	0.070 1	0.128 9	0.130 3	0.070 0	0.120 5	0.121 9
	0.072 6	0.128 4	0.130 1	0.069 9	0.116 7	0.119 6
	0.070 8	0.127 1	0.130 1	0.071 7	0.116 8	0.118 4
均值±标准差	0.070 62± 0.001 804	0.127 61± 0.000 913	0.128 73± 0.001 623	0.072 05± 0.002 363	0.118 63± 0.003 886	0.119 71± 0.003 07

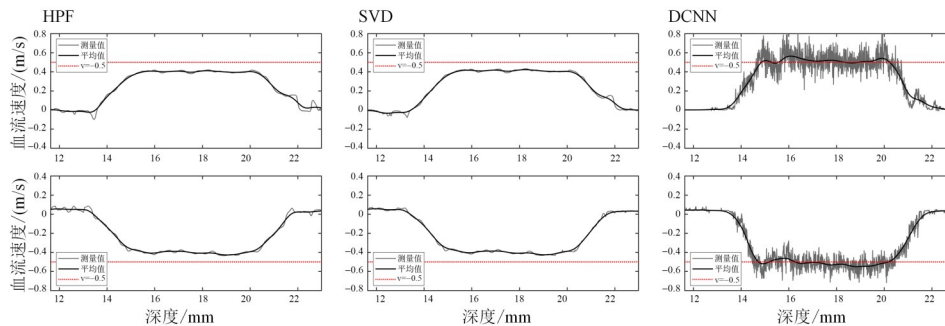


图9 HPF、SVD、DCNN对非层流血流速度剖面的测速结果

也更加清晰. 相比第一组结果, 第二组血流速度较慢, 而DCNN方法能够有效区分低速血流和周围组织, 在周围组织中未将杂波误判为低速血流(绿色框). 第三组结果中, HPF成像结果受到上管壁伪影的影响, 血流中出现空腔(蓝色框), SVD法未能准确识别下管壁与低

速血流的交界处(绿色框), 而DCNN成像结果中未出现这两个问题. 综上, DCNN方法不但能够实现超快超声彩色血流成像, 对血流、血管壁以及周围组织的区分度也更好, 受杂波影响较小. 由此可见, 本文提出的方法在临床的血流可视化方面具有一定的应用价值和潜力.

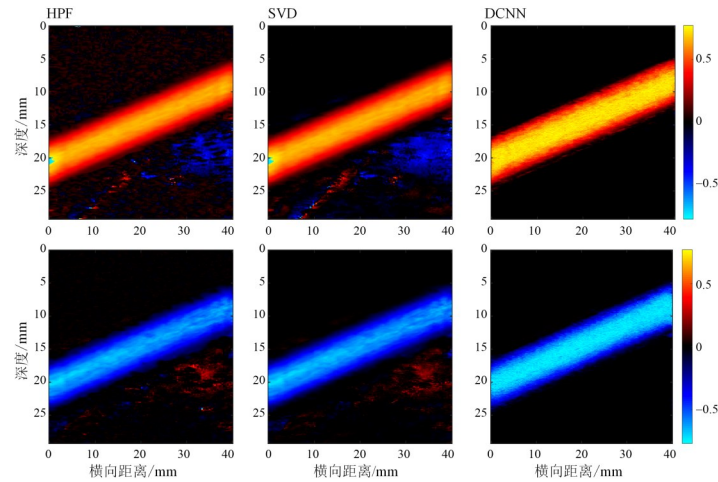


图 10 HPF、SVD、DCNN 对仿真模型的彩色成像结果

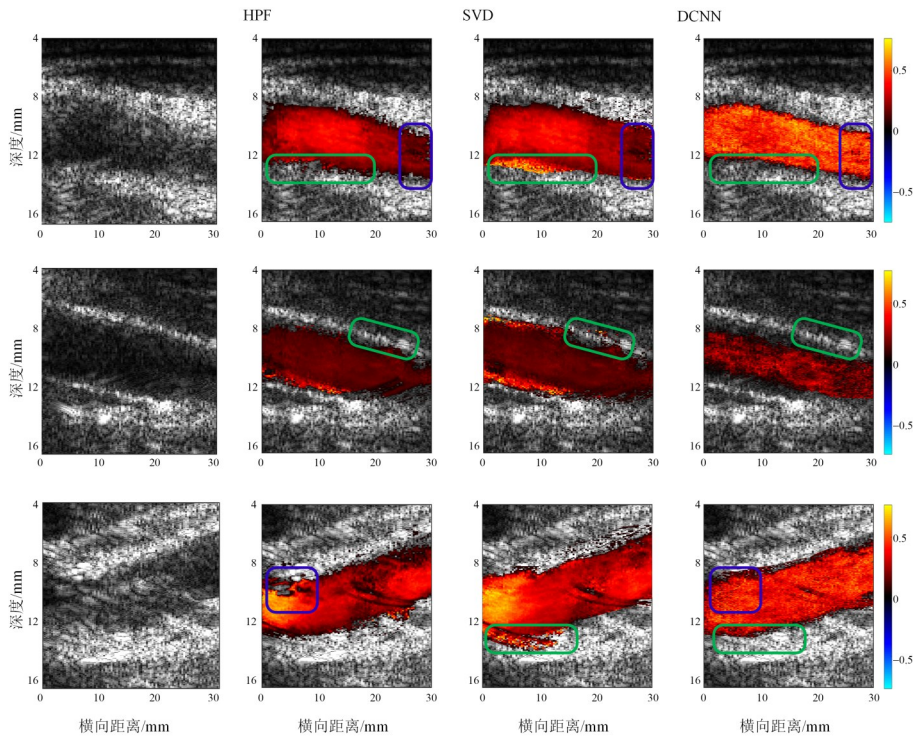


图 11 颈动脉超声平面波图像以及 HPF、SVD、DCNN 对应的彩色血流成像

5 结束语

本文基于 DCNN 模型通过对一次滤波后的多普勒信号进行特征学习,成功构建了一个测速准确性较高的超声彩色血流成像模型. 经过对仿真的多普勒信号验证,相比于传统的壁滤波结合自相关测速的方法,该模型在估计的速度曲线中取得最小的 NRMSE,在最终成像中呈现出的血管完整度以及杂波滤除效果均表现最佳. 该方法成功解决了 MPWCC 导致的血流速度测量值偏低以及在杂波滤波过程中难以确定最佳阈值的问题. 此外,通过对三组临床数据的验证,该模型在成

像中的血管完整度以及杂波抑制也表现最佳,进一步证明了该方法未来有望应用于临床彩色血流成像.

然而,本方法仍存在一些不足. 首先颈动脉仿真模型中血管角度无法与真实采集时保持一致,临床使用该模型时,需额外测量束流角以修正速度测量结果. 此外,从原理上来说,本文模型使用多普勒信号作为输入,与待测血管的形状无关,但分叉血管等复杂流态中杂波分布较多,后续该模型需进一步进行临床验证. 综上所述,本方法具备超声彩色血流成像的能力,实现了更准确的血流测速,在彩色血流成像中也呈现出最好的杂波抑制效果和血管完整度,未来

在复杂血流流态可视化及临床诊断心血管疾病方面有重大潜力.

参考文献

- [1] 王中群, 袁伟, 杨永宗, 等. 动脉粥样硬化病变位点特异性研究新进展[J]. 中华老年心脑血管病杂志, 2013, 15(4): 436-437.
WANG Z Q, YUAN W, YANG Y Z, et al. New progress in site specificity of atherosclerotic lesions[J]. Chinese Journal of Geriatric Heart Brain and Vessel Diseases, 2013, 15(4): 436-437. (in Chinese)
- [2] 沈瑾, 李明辉. 颈动脉超声对短暂性脑缺血发作与颈动脉粥样硬化间关系评定的临床价值分析[J]. 临床和实验医学杂志, 2019, 18(5): 545-548.
SHEN J, LI M H. Clinical significance of carotid ultrasound in evaluating the relationship between transient ischemic attack and carotid atherosclerosis[J]. Journal of Clinical and Experimental Medicine, 2019, 18(5): 545-548. (in Chinese)
- [3] BENTZON J F, OTSUKA F, VIRMANI R, et al. Mechanisms of plaque formation and rupture[J]. Circulation Research, 2014, 114(12): 1852-1866.
- [4] 龙盛蓉, 陈尧, 孔庆茹, 等. 基于符号相干因子加权的双层介质频域相干复合平面波成像[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 32-39.
LONG S R, CHEN Y, KONG Q R, et al. Fourier-domain coherent plane wave compounding imaging for two-layered medium based on sign coherence factor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 32-39. (in Chinese)
- [5] BERCOFF J, MONTALDO G, LOUPAS T, et al. Ultrafast compound Doppler imaging: Providing full blood flow characterization[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2011, 58(1): 134-147.
- [6] BERCOFF J, CHAFFAI S, TANTER M, et al. In vivo breast tumor detection using transient elastography[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2003, 29(10): 1387-1396.
- [7] 赵金鑫, 汪源源, 郭威, 等. 基于广义相干系数的超声平面波复合成像[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(S2): 186-190.
ZHAO J X, WANG Y Y, GUO W, et al. Ultrasound plane-wave compounding based on the generalized coherence factor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(S2): 186-190. (in Chinese)
- [8] MONTALDO G, TANTER M, BERCOFF J, et al. Coherent plane-wave compounding for very high frame rate ultrasonography and transient elastography[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2009, 56(3): 489-506.
- [9] 郑驰超, 彭虎, 赵巍. 符号相干系数加权的超声平面波复合成像算法[J]. 电子学报, 2018, 46(1): 31-38.
ZHENG C C, PENG H, ZHAO W. Ultrasound imaging based on coherent plane wave compounding weighted by sign coherence factor[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(1): 31-38. (in Chinese)
- [10] DEMENÉ C, DEFFIEUX T, PERNOT M, et al. Spatiotemporal clutter filtering of ultrafast ultrasound data highly increases doppler and ultrasound sensitivity[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2015, 34(11): 2271-2285.
- [11] LEONOV D V, KULBERG N S, FIN V A, et al. Clutter filtering for diagnostic ultrasound color flow imaging[J]. Biomedical Engineering, 2019, 53(3): 217-221.
- [12] EKROLL I K, SWILLENS A, SEGERS P, et al. Simultaneous quantification of flow and tissue velocities based on multi-angle plane wave imaging[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2013, 60(4): 727-738.
- [13] 何冰冰, 张榆锋, 李支尧, 等. 超声多角度平面波相干复合血流速度检测的参数研究[J]. 电子学报, 2022, 50(10): 2478-2488.
HE B B, ZHANG Y F, LI Z Y, et al. Study on the parameter configuration of the multi-angle ultrasound plane wave compounding for the blood flow velocity measurement[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(10): 2478-2488. (in Chinese)
- [14] AUSTENG A, NILSEN C C, JENSEN A C, et al. Coherent plane-wave compounding and minimum variance beamforming[C]//2011 IEEE International Ultrasonics Symposium. Piscataway: IEEE, 2012: 2448-2451.
- [15] COHEN R, ELDAR Y C. Sparse convolutional beamforming for ultrasound imaging[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2018, 65(12): 2390-2406.
- [16] LIEBGOTT H, PROST R, FRIBOULET D. Pre-beamformed RF signal reconstruction in medical ultrasound using compressive sensing[J]. Ultrasonics, 2013, 53(2): 525-533.
- [17] WANG C Z, PENG X, LIANG D, et al. Plane-wave ultrasound imaging based on compressive sensing with low memory occupation[C]//2015 IEEE International Ultrasonics Symposium. Piscataway: IEEE, 2015: 1-4.
- [18] CHEN Y L, LOU Y, YEN J. Dynamic transmit-receive

beamforming by spatial matched filtering for ultrasound imaging with plane wave transmission[J]. Ultrasonic Imaging, 2017, 39(4): 207-223.

- [19] CHEN Y, KONG Q R, XIONG Z H, et al. Improved coherent plane-wave compounding using sign coherence factor weighting for frequency-domain beamforming[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2023, 49(3): 802-819.
- [20] PARIDAR R, ASL B M. Frame rate improvement in ultrafast coherent plane wave compounding[J]. Ultrasonics, 2023, 135: 107136.
- [21] CHEN Y, XIONG Z H, KONG Q R, et al. Circular statistics vector for improving coherent plane wave compounding image in Fourier domain[J]. Ultrasonics, 2023, 128: 106856.
- [22] WANG Y D, FENG S, PAN J W, et al. Random matrix theory-based Wiener postfilter combined with eigenspace and spatial coherence-based minimum variance beamformer for coherent plane-wave adaptive compounding[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 4503317.
- [23] 郭凯红, 崔明茜, 刘婷婷. 模糊知识测度下图像脉冲噪声去除方法[J]. 电子学报, 2023, 51(11): 3248-3261.

GUO K H, CUI M X, LIU T T. Removal of impulse noise in grayscale images under fuzzy knowledge measure[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(11): 3248-3261. (in Chinese)

- [24] EKROLL I K, VOORMOLEN M M, STANDAL O K V, et al. Coherent compounding in Doppler imaging[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2015, 62(9): 1634-1643.
- [25] CHAN P, WOO P. Ultrasound speckle decorrelation-based blood flow measurements[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2023, 49(7): 1491-1498.
- [26] SEUNG L, HONG P, JOON L. Artificial intelligence-based speckle featurization and localization for ultrasound speckle tracking velocimetry[J]. Ultrasonics, 2024, 138: 107241.
- [27] HE B B, LEI J, LANG X, et al. Ultra-fast ultrasound blood flow velocimetry for carotid artery with deep learning[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2023, 144: 102664.
- [28] HUNTINK L M. High-Speed Planar Ultrasound Blood Flow Velocimetry Using Deep Learning[D]. Enschede: University of Twente, 2024.

作者简介



崔 旺 男, 1999年7月出生于陕西省渭南市. 现为云南大学信息学院硕士研究生. 主要研究方向为超快超声彩色血流测速及成像.
E-mail: c_1679464553@163.com



何冰冰 女, 1993年3月出生于内蒙古乌兰浩特市. 2021年毕业于云南大学信息与通信工程专业. 现为云南大学信息学院副教授. 主要研究方向为医学超声信号处理、医学超声成像.
E-mail: hebingbing@ynu.edu.cn