

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.20240601

基于广义可扩展RPCA滤波的超快超声脑血流 与功能成像方法研究*

吴浩田¹, 闫少渊¹, 许凯亮^{1,2,3,4}, 他得安^{1,3}

(1. 复旦大学生物医学工程系 上海 200438; 2. 复旦大学脑科学前沿科学中心 上海 200432;

3. 复旦大学集成芯片与系统全国重点实验室 上海 201203; 4. 上海波达医疗科技有限公司 上海 200433)

摘要:开发高分辨和高灵敏度的小血管可视化技术,对相关组织病变的早期诊断和治疗监测具有重要的临床意义。不同于传统聚焦超声,超快超声多普勒(μ Doppler)成像技术凭借数千帧的成像帧率,可检测到小血流的瞬时变化。组织杂波滤除和噪声抑制对于 μ Doppler的成像质量至关重要。常用的杂波滤除方法为奇异值分解(SVD)方法,该方法利用信号时空相干性差异可快速实现组织杂波和血流信号分离,然而无法有效抑制噪声。本研究创新性提出了一种基于广义可扩展的鲁棒主成分分析(GSRPCA)的杂波滤除方法,使用 Schatten p 范数和 l_q 范数来加强鲁棒主成分分析(RPCA)模型的低秩约束和稀疏约束,增强了小血流信号的提取能力。大鼠脑血流成像结果表明,GSRPCA能够提升功率多普勒成像中血管的成像质量,相较SVD提高信噪比约20 dB,且提高对比噪声比约10 dB。大鼠超声脑功能成像结果表明,GSRPCA能够提升小血管血容量动态检测的灵敏度。相关方法对超快超声成像杂波滤除的研究具有一定借鉴意义。

关键词:超快超声;杂波滤除;广义可扩展RPCA;脑血流;功能成像

中图分类号: TH89 R445.1 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Ultrafast ultrasound cerebral vascular imaging and functional imaging based on generalised scalable RPCA filtering

Wu Haotian¹, Yan Shaoyuan¹, Xu Kailiang^{1,2,3,4}, Ta De'an^{1,3}

(1. Department of Biomedical Engineering, Fudan University, Shanghai 200438, China; 2. MOE Frontiers Center for Brain Science, Fudan University, Shanghai 200432, China; 3. State Key Laboratory of Integrated Chips and Systems, Fudan University, Shanghai 201203, China; 4. Shanghai Poda Medical Technology Co., Ltd., Shanghai 200433, China)

Abstract: The development of high-resolution and highly sensitive small blood vessels visualization methods has great clinical significance for the early diagnosis and treatment monitoring of related tissue lesions. Different from traditional focused ultrasound, ultrafast ultrasound Doppler (μ Doppler) imaging can detect instantaneous changes of small flows due to the framerate of several thousands. Effective tissue clutter filtering and noise suppression methods are crucial to the quality of μ Doppler imaging. The commonly used clutter filtering method is the singular value decomposition (SVD) method. SVD can separate tissue clutter and blood flow signal quickly by utilizing the difference in spatiotemporal coherence of components. However, it cannot effectively suppress noise. Here we propose a novel clutter filtering method based on generalised scalable robust principal component analysis (GSRPCA), using Schatten p norm and l_q norm to strengthen the low-rank constraint and sparse constraint of the RPCA model, and enhance the extraction of blood flow signal. Rat cerebral blood flow imaging results demonstrate that GSRPCA can improve the imaging quality of blood vessels in power Doppler imaging, improving SNR by about 20 dB and improving CNR by about 10 dB compared with SVD. The results of brain functional ultrasound imaging shows that GSRPCA can improve the sensitivity of blood volume changes in small vessels. Relevant methods facilitate the study on clutter filtering methods in ultrafast ultrasound imaging.

Keywords: ultrafast ultrasound; clutter filtering; generalized scalable RPCA (GSRPCA); brain blood vessels; functional imaging

收稿日期: 2024-02-29 Received Date: 2024-02-29

* 基金项目: 国家重点研发计划(2023YFC2410900)、上海市国际科技合作项目(23490713500)资助

0 引言

小血管的形态学或功能学的异常改变会影响正常的生命活动进程,进而引发如脑卒中和肢体功能障碍等病症^[1-2]。因此,实现“高分辨、高灵敏、快速实时”的小血管可视化技术对于相关病症的诊断与监护具有重要意义。

目前,临床上常用的在体微血管成像方法主要有磁共振血管造影技术(magnetic resonance angiography, MRA)和计算机断层扫描血管造影技术(computed tomography angiography, CTA)。MRA^[3]和CTA^[4]可以实现毫米级空间分辨率的血管成像,但是具有设备笨重和扫描时间长等局限,此外放射性和造影剂等也在一定程度上限制了相关技术应用。

与上述两种金标准方法相比,超声多普勒技术具有无辐射、成本低、成像速度快等优势,已被应用于人体各种器官的血流成像及动力学分析。近年来,基于平面波成像的超快超声成像方法极大地促进了超声血流成像的发展,为高时间分辨率和高空间分辨率的微血管成像提供了有效的解决方案^[5-7]。不同于传统的声束聚焦扫描成像,超快超声技术采用非聚焦声束,能以数千帧每秒的速度对待测区域进行成像,从而有效提升小血流瞬时变化的检测灵敏度^[8-9]。2013年,Mace等^[10]提出超快超声多普勒(ultrafast ultrasound Doppler, μ Doppler)技术,能够最高以30倍于传统多普勒成像的灵敏度,对大鼠脑部血容量(cerebral blood volume, CBV)进行检测成像。结合神经血管耦合机制, μ Doppler可用于实现脑功能超声成像,在神经医学领域具有广阔的应用研究前景^[11-13]。

在对小血管网络进行多普勒成像的过程中,血流的回波散射信号的幅度往往弱于来自组织的杂波信号,且与噪声水平相近^[14]。作为提取小血流信号的关键步骤,杂波滤除方法成为了相关研究工作的重点。传统的杂波滤除主要通过有限脉冲响应滤波器和无限响应滤波器等数字滤波器实现^[15],依据组织杂波、血流信号、噪声三者频域分布不同的假设,适用于血流流速快的大血管^[16]。由于多普勒频谱重叠等问题,数字滤波器很难有效滤除小血流成像时的杂波^[17]。

与只考虑信号时频域特征的传统频域滤波方法不同,得益于超快超声提供的丰富时空信息,越来越多的工作围绕信号的时空特征分析展开^[18]。受到组织、血流与噪声时空相干性差异的启发,Demene等^[19]提出了基于时空相关矩阵奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的杂波滤除方法,用于超快超声数据的血流提取。该方法假设组织成分集中分布于低阶奇异值,噪声成分集中分布于高阶奇异值,通过丢弃这两部分奇异值成分,实现组织和噪声杂波滤除。SVD滤波提高了多普勒成像

的灵敏度,并且具有计算速度快的特点^[20]。2020年,Lok等^[21]将随机空间降采样的SVD与并行运算结合,实现了成像帧率为22帧每秒的肾脏小血管实时成像。Huang等^[22]将SVD与非局部均值滤波方法结合,进一步抑制背景噪声。

除了时空相干性之外,血流的时空稀疏性也被用来改善杂波滤除效果。2018年,Bayat等^[23]利用鲁棒主成分分析(robust principal component analysis, RPCA)将采集到的时空矩阵建模为低秩组织分量、稀疏血流分量和加性高斯噪声的和,对不同器官实现稳健的血流提取。2021年,Xu等^[24]将RPCA应用到超快超分辨定位显微成像,实现高质量的微泡检测。Sui等^[25]也证明了对于大鼠脑和脊髓小血流的 μ Doppler成像,基于RPCA的杂波滤除可以实现高信噪比的血流检测。已有多项研究通过改进RPCA迭代运算过程,改善其滤波效果。Pham等^[26]将对点扩散函数的估计与迭代求解稀疏成分的运算相结合,提高血流成像的空间分辨率。Solomon等^[27]展开迭代运算过程到深度网络中,实现快速准确的收敛。然而,关于RPCA模型中各成分的惩罚函数近似问题对滤波效果的影响,相关研究尚有待深入。

2014年,Papamakarios等^[28]首次提出了基于广义可扩展的鲁棒主成分分析(generalised scalable robust principal component analysis, GSRPCA)方法,并应用于计算机视觉领域的人脸图像重建,证明了其效果优于传统RPCA方法。GSRPCA方法使用Schatten p 范数和 l_q 范数的相关形式替代现有RPCA方法模型中的秩函数和 l_0 范数,通过调整 p 和 q 的大小,实现了更有效的低秩成分抑制和稀疏信号提取。本文创新性提出了一种基于GSRPCA的杂波滤除方法,用于 μ Doppler成像中小幅度稀疏血流信号的提取。本文在大鼠大脑在体数据上对该方法进行验证,对得到的脑血流功率多普勒图像的图像质量进行定量分析。本文也将GSRPCA杂波滤除方法应用在了大鼠脑超声功能成像中,验证了其在超声功能成像中的有效性。

1 基本原理

1.1 基于RPCA的杂波滤除方法

在各种方式的超声成像过程中,干扰信号不可避免地存在并且影响目标信号的检测。超快超声成像技术利用不同结构中超声波的反射传播特性进行成像。首先对感兴趣区域发射平面波超声序列,并对接收到的回波信号进行波束合成,然后使用杂波滤除方法滤除组织反射信号、操作伪影、仪器噪声等干扰信号,最后对增强后的数据进一步成像^[29]。

本文中,波束合成后的超快超声数据用三维矩阵 $D^{N_x \times N_z \times N_t}$ 表示,其中 N_x 和 N_z 分别为空间维度上横向和轴

向的样本数量,表示单帧图像的尺寸, N_t 为时间维度上的样本数量,表示帧数。为了方便进行时空尺度上的分析与处理,将三维数据矩阵 $\mathbf{D}$ 通过矩阵变换重构为二维的 Casorati 矩阵 $\mathbf{S}^{N_m \times N_t}$,即将空间信息合并并在 $N_m = N_x \times N_z$ 行中。将待处理的原始数据看作组织成分 $\mathbf{C}^{N_m \times N_t}$,血流成分 $\mathbf{B}^{N_m \times N_t}$,噪声分量 $\mathbf{N}^{N_m \times N_t}$ 的叠加^[25]:

$$\mathbf{S} = \mathbf{C} + \mathbf{B} + \mathbf{N} \quad (1)$$

在式(1)的基础上,RPCA 方法利用组织的低秩性和血流的稀疏性,构建低秩加稀疏的模型来提取稀疏血流信号。该模型解释如下。在进行超声成像时,静止或缓慢运动的组织成分 $\mathbf{C}$ 在帧间表现出较强的时空相干性,幅度高且分布密度高,表现为低秩性;血流成分 $\mathbf{B}$ 运动速度较快,空间分布相对组织较为稀疏,表现为稀疏性;考虑到噪声分量 $\mathbf{N}$ 既不是低秩的也不是稀疏的,当结果接近最优解时,该模型可以显著抑制噪声^[23]。根据 RPCA 模型,通过求解以下最小化问题将回波信号分解为低秩成分 $\mathbf{C}$ 和稀疏成分 $\mathbf{B}$ ^[30]:

$$\min_{\mathbf{C}+\mathbf{B}=\mathbf{S}} [\text{rank}(\mathbf{C}) + \lambda \|\mathbf{B}\|_0], \quad (2)$$

式中: $\text{rank}(\cdot)$ 表示矩阵的秩函数; $\|\cdot\|_0$ 表示矩阵或向量的 l_0 范数(l_0 -norm)形式; $\lambda > 0$ 为平衡稀疏项和低秩项的超参数。选择合适的 λ , 根据优化结果可以估计得到稀疏项 $\mathbf{B}$ 。

然而在上述的 RPCA 理论模型中,由于秩函数和 l_0 范数的离散性,式(2)对应的优化已被证明是一个计算复杂的 NP-hard 问题。对此,Candès 等^[31]提出通过更改原有的范数形式,将原模型松弛为一个便于计算的凸优化问题来处理:

$$\min_{\mathbf{C}+\mathbf{B}=\mathbf{S}} [\|\sigma(\mathbf{C})\|_* + \lambda \|\mathbf{B}\|_1], \quad (3)$$

式中: $\|\sigma(\mathbf{C})\|_* = \sum_i \sigma_i$ 是 $\mathbf{C}$ 的核范数(nuclear norm)即矩阵奇异值的和; $r \leq \min(N_m, N_t)$, σ_i 表示矩阵 $\mathbf{C}$ 的第 i 个奇异值; $\|\cdot\|$ 表示矩阵或向量的 l_1 范数(l_1 -norm)形式; $\|\mathbf{B}\|_1 = \sum_{ij} |b_{ij}|$ 表示 $\mathbf{B}$ 的 l_1 范数,即矩阵元素绝对值的和, b_{ij} 表示 $\mathbf{B}$ 中的元素。

对于式(3)所表示的凸优化问题,可以使用快速阈值迭代收缩算法(fast iterative shrinkage-thresholding algorithm, FISTA)^[27]等算法求解。

1.2 基于 GSRPCA 的杂波滤除方法

有研究提出使用多种非凸惩罚函数来近似秩函数和 l_0 范数,以增强对低秩成分和稀疏成分的估计精准度。Papamakarios 等^[28]提出使用 Schatten p 范数和 l_q 范数修改 RPCA 模型得到 GSRPCA,已在矩阵重建方向得到良好的效果。文中使用 $\|\cdot\|_p$ 表示 Schatten p 范数形式,使用 $\|\cdot\|_q$ 表示 l_q 范数形式。对于矩阵或向量 $\mathbf{X}$, $\|\mathbf{X}\|_{s_p} = (\sum_i \sigma_i(\mathbf{X})^p)^{1/p}$,核函数是当 $p=1$ 时 Schatten p

范数的特殊形式,且有 $\|\mathbf{X}\|_{s_p}^p = \sum_i \sigma_i(\mathbf{X})^p$; $\|\mathbf{X}\|_q = (\sum_i \sum_j |X_{ij}|^q)^{1/q}$, l_1 范数是当 $q=1$ 时 l_q 范数的特殊形式,且有 $\|\mathbf{X}\|_q = \sum_i \sum_j |X_{ij}|^q$ 。本质上两个范数分别对矩阵的奇异值和元素执行相同的运算。如图 1 所示,以 l_q 范数中对元素 X_{ij} (在此假设元素为 x ,范数值为 y) 的计算为例,当选择的 q 不断接近 0 时, l_q 范数的 q 次指数幂 $|x|^q$ 更接近理论的 l_0 范数。

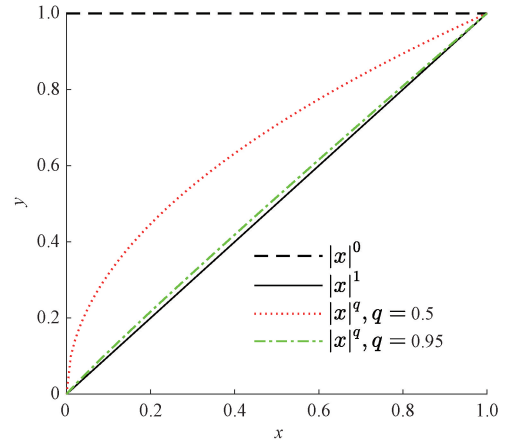


图 1 不同范数的归一化曲线

Fig. 1 Normalized curves of various norms

在本文提出的基于 GSRPCA 的杂波滤除方法中,首先将低秩矩阵 $\mathbf{C}$ 分解为正交矩阵 $\mathbf{U}$ 和低秩矩阵 $\mathbf{V}$ 的乘积,即:

$$\mathbf{C} = \mathbf{U}\mathbf{V}, \quad (4)$$

式中:正交矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{N_m \times k}$ 的列向量是子空间的基向量,低秩矩阵 $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{k \times N_t}$ 是矩阵 $\mathbf{C}$ 在子空间上的投影, $k \leq N_m$ 为主成分的个数。由于 Schatten p 范数的酉不变性,有 $\|\mathbf{U}\mathbf{V}\|_{s_p} = \|\mathbf{V}\|_{s_p}$ 。使用数据量较小的 $\mathbf{V}$ 作为低秩成分进行优化,并且通过选择不同的 k 使算法具备可扩展性^[32],则 GSRPCA 的目标优化问题为:

$$\min_{\mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{B}} \|\mathbf{V}\|_{s_p}^p + \lambda \|\mathbf{B}\|_q^q, \quad \text{s. t.} \quad \begin{aligned} \mathbf{S} &= \mathbf{U}\mathbf{V} + \mathbf{B} \\ \mathbf{U}^T \mathbf{U} &= \mathbf{I} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{U}^T$ 为 $\mathbf{U}$ 的转置矩阵; $\mathbf{I}$ 为单位阵。其优点在于,当 $p \rightarrow 0$ 和 $q \rightarrow 0$ 时,可以更接近式(2)的原始最小化问题;当 $p \in (0, 1)$ 或 $q \in (0, 1)$ 时,估计误差优于式(3)。

使用基于增广拉格朗日乘子(augmented lagrange multipliers, ALM)方法^[33]求解式(5),可以导出:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{B}, \mathbf{Y}, \mu) &= \|\mathbf{V}\|_{s_p}^p + \lambda \|\mathbf{B}\|_q^q + \\ &\langle \mathbf{S} - \mathbf{U}\mathbf{V} - \mathbf{B}, \mathbf{Y} \rangle + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{S} - \mathbf{U}\mathbf{V} - \mathbf{B}\|_F^2, \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{Y}$ 是线性约束的拉格朗日乘子; $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积; $\mu > 0$ 是控制 $\mathbf{Y}$ 计算步长的参数; $\|\mathbf{S} - \mathbf{U}\mathbf{V} - \mathbf{B}\|_F^2$ 表示

矩阵的 Frobenius 范数。利用 $\mathcal{L}$ 相对其参数的可分离性并采用交替方向梯度下降法,在固定其他参数的情况下,依次对每一个参数进行 $\mathcal{L}$ 的最小化计算。

关于 $\mathbf{B}$ 的 $\mathcal{L}$ 最小化问题,其更新值 $\mathbf{B}^*$ 求解如下:

$$\mathbf{B}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{B}} \lambda \|\mathbf{B}\|_q^q + \langle \mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B}, \mathbf{Y} \rangle +$$

$$\frac{\mu}{2} \|\mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B}\|_F^2 = \operatorname{argmin}_{\mathbf{B}} \alpha \|\mathbf{B}\|_q^q + \frac{1}{2} \|\mathbf{B} - \mathbf{R}\|_F^2, \quad (7)$$

式中:定义 $\alpha = \lambda \mu^{-1}$, $\mathbf{R} = \mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mu^{-1} \mathbf{Y}$, 对于其中矩阵 $\mathbf{B}^*$ 的每个元素 B_{ij}^* 可以通过下式计算:

$$\min_{B_{ij}} \alpha |B_{ij}|^q + \frac{1}{2} (B_{ij} - R_{ij})^2, \quad (8)$$

定义 $h(B_{ij}) = \alpha |B_{ij}|^q + \frac{1}{2} (B_{ij} - R_{ij})^2$, $c_1 = [\alpha q(1 - q)]^{\frac{1}{2-q}}$, $c_2 = c_1 + \alpha q |c_1|^{q-1}$, 故对于 $q \in (0, 1]$, 有更新公式如下^[34]:

$$B_{ij}^* = \begin{cases} 0, & |B_{ij}| \leq c_2 \\ \operatorname{argmin}_{B_{ij} \in [0, \rho_1]} h(B_{ij}), & B_{ij} > c_2 \\ \operatorname{argmin}_{B_{ij} \in [0, \rho_2]} h(B_{ij}), & B_{ij} < -c_2, \end{cases} \quad (9)$$

式中: ρ_1 和 ρ_2 分别为 $h(B_{ij})$ 在定义域 $[c_1, B_{ij}]$ 和 $[B_{ij}, -c_1]$ 中的极值点, 根据 Newton-Raphson 求根方法计算得到^[34]。将关于 $\mathbf{R} = \mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mu^{-1} \mathbf{Y}$ 的式(9)定义为广义 q 收缩算子 S_{α}^q , 则 $\mathbf{B}$ 的迭代更新公式为:

$$\mathbf{B}^* = S_{\lambda \mu^{-1}}^q \{\mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mu^{-1} \mathbf{Y}\}. \quad (10)$$

考虑到 $\mathbf{U}$ 的正交性以及 Frobenius 范数的酉不变性, 定义 $\mathbf{T} = \mathbf{U}^T(\mathbf{S} - \mathbf{B} + \mu^{-1} \mathbf{Y})$, 关于 $\mathbf{V}$ 的 $\mathcal{L}$ 最小化问题, 其更新值 $\mathbf{V}^*$ 对应求解如下:

$$\mathbf{V}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{V}} \|\mathbf{V}\|_p^p + \langle \mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B}, \mathbf{Y} \rangle +$$

$$\frac{\mu}{2} \|\mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B}\|_F^2 = \operatorname{argmin}_{\mathbf{V}} \mu^{-1} \|\mathbf{B}\|_q^q + \frac{1}{2} \|\mathbf{V} - \mathbf{T}\|_F^2, \quad (11)$$

式中:定义 $\mathbf{T}$ 的奇异值分解结果为 $\mathbf{T} = \mathbf{U}_t \mathbf{D}_t \mathbf{V}_t^T$ 。结合式(10), 对于 $p \in (0, 1]$, 则 $\mathbf{V}$ 的迭代更新公式为:

$$\mathbf{V}^* = \mathbf{U}_t S_{\mu^{-1}}^p \{\mathbf{D}_t\} \mathbf{V}_t^T. \quad (12)$$

利用正交性和 Frobenius 范数的酉不变性, 关于 $\mathbf{U}$ 的 $\mathcal{L}$ 最小化问题求解如下:

$$\mathbf{U}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{U}} \langle \mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B}, \mathbf{Y} \rangle + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B}\|_F^2 =$$

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{U}} \frac{1}{2} \|(\mathbf{S} - \mathbf{B} + \mu^{-1} \mathbf{Y}) - \mathbf{UV}\|_F^2, \quad (13)$$

假设有奇异值分解结果如下: $(\mathbf{S} - \mathbf{B} + \mu^{-1} \mathbf{Y}) \mathbf{V}^T = \mathbf{U}_{2t} \mathbf{D}_{2t} \mathbf{V}_{2t}^T$, 根据 Procrustes 定理^[35], 则 $\mathbf{U}$ 的迭代更新公式为:

$$\mathbf{U}^* = \mathbf{U}_{2t} \mathbf{V}_{2t}^T. \quad (14)$$

如算法 1 所示, 该图详细描述了 GSRPCA 方法的流

程。确定可收敛误差为 $\varepsilon = 10^{-7}$, 根据^[31], 衡量稀疏性的经验取值为 $\lambda = 1/\sqrt{\max(N_m, N_t)}$, $\mathbf{Y}$ 的初始更新步长经验取值为 $\mu = N_m N_t / 4 \|\mathbf{S}\|_1$ 。初始化 μ 的更新速度为 $\xi = 1.25$ 以加快收敛, 最大值为 $\mu_{\max} = 10^9$ 。使用奇异值分解初始化低秩矩阵 $\mathbf{C}$ 的主成分矩阵 $\mathbf{U}$ 和投影系数矩阵 $\mathbf{V}$, 取 $\mathbf{U}$ 为输入矩阵 $\mathbf{S}$ 的前 k 个左奇异向量, 定义为 $\mathbf{U}_s^k$ 。基于 GSRPCA 的杂波滤除方法最后选取输出的稀疏成分矩阵 $\mathbf{B}$, 作为待提取的血流信号成分。

算法 1: Generalised Scalable Robust PCA

1. 输入: 原始二维数据矩阵 $\mathbf{S}$, 主成分数目 k , 范数参数 p, q , 误差 ε
2. 初始化: $\mathbf{U} = \mathbf{U}_s^k, \mathbf{B} = \mathbf{Y} = \mathbf{0}, \lambda = 1/\sqrt{\max(N_m, N_t)}, \mu = N_m N_t / 4 \|\mathbf{S}\|_1$
3. 当 $\|\mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B}\|_F / \|\mathbf{S}\|_F > \varepsilon$ 时:
 - 1) SVD 计算: $\mathbf{U}^T(\mathbf{S} - \mathbf{B} + \mu^{-1} \mathbf{Y}) = \mathbf{U}_t \mathbf{D}_t \mathbf{V}_t^T$
 - 2) 更新 $\mathbf{V}$: $\mathbf{V} = \mathbf{U}_t S_{\mu^{-1}}^p \{\mathbf{D}_t\} \mathbf{V}_t^T$
 - 3) 更新 $\mathbf{B}$: $\mathbf{B} = S_{\lambda \mu^{-1}}^q \{\mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mu^{-1} \mathbf{Y}\}$
 - 4) SVD 计算: $(\mathbf{S} - \mathbf{B} + \mu^{-1} \mathbf{Y}) \mathbf{V}^T = \mathbf{U}_{2t} \mathbf{D}_{2t} \mathbf{V}_{2t}^T$
 - 5) 更新 $\mathbf{U}$: $\mathbf{U} = \mathbf{U}_{2t} \mathbf{V}_{2t}^T$
 - 6) 更新 $\mathbf{Y}$: $\mathbf{Y} = \mu(\mathbf{S} - \mathbf{UV} - \mathbf{B})$
 - 7) 更新 μ : $\mu = \min(\mu \xi, \mu_{\max})$

结束

4. 输出: 低秩成分的主成分矩阵 $\mathbf{U}$ 、投影系数矩阵 $\mathbf{V}$, 稀疏成分矩阵 $\mathbf{B}$ 。

1.3 功率多普勒成像

与传统多普勒成像相比, 功率多普勒成像显示血流功率的空间分布与动态变化, 通过描述多普勒频移的幅度提高了血流敏感性^[36]。对于杂波滤除后得到的血流信号成分 $\mathbf{B}$, 将其转换为三维矩阵形式 $\mathbf{S}_{\text{blood}}$, 计算每个像素在时间上的平均强度以得到血流功率多普勒图像 $\mathbf{PD}$ ^[17]:

$$\mathbf{PD}(x, z) = \frac{1}{N_t} \sum_{t=1}^{N_t} |\mathbf{S}_{\text{blood}}(x, z, t)|^2. \quad (15)$$

2 实验设计

本文提出的杂波滤除方法在成年大鼠的大脑成像数据上进行测试。所有动物实验均经复旦大学动物研究伦理委员会批准(批件号: 202202020Z)。实验选用 400 g 成年雄性 Sprague-Dawley 大鼠。实验过程中使用 2.5% 的异氟烷气体对大鼠进行持续麻醉。超声成像前对大鼠进行开颅, 将大鼠头部用脑立体定位仪固定, 使用颅钻打

开约 10 mm×10 mm 的颅窗,取出头骨,于硬脑膜上涂抹医用超声耦合剂。探头固定在颅脑冠状面上方,立体定向坐标为 Bregma -1 mm。

超声数据的发射与采集在定制 128 通道超声设备上。探头采用 128 阵元的线阵探头,相邻阵元间距 0.1 mm,发射信号中心频率为 15.625 MHz。每个子序列发射 11 个不同角度(从 -10°~10°等间隔分布)的平面波,脉冲重复频率为 11 kHz,合成帧率为 1 000 Hz。对于功率多普勒成像,采集 200 个复合帧图像,数据块大小为 960×128×200。功能超声成像实验测试大鼠胡须刺激下基础感觉皮层激活的成像效果。超声采集开始后 30 s 内,大鼠处于静息状态,之后再使用棉签以 2 Hz 的频率周期性上下拨动大鼠左侧胡须。单周期刺激模式包括 30 s 刺激状态和 30 s 静息恢复状态,重复 3 个周期。全程数据采集时间共 210 s。每 1 s 采集一组数据,单组数据包含 200 个复合帧,实验共采集 210

组功能数据。

3 实验结果

3.1 超快多普勒小血流成像结果

1) 不同参数选择

图 2 绘制了稀疏性参数 λ 不同,但其他参数相同的 GSRPCA 对实验数据的杂波滤除效果。如图 2 所示,可见 λ 越大时,所得血流成分越稀疏。Candès 等^[31]提出 λ 的经验取值为 $1/\sqrt{\max(N_m, N_t)}$,在待处理图像完全未知的情况下进行低秩和稀疏估计,无法得到最佳效果。实验中处理的数据块时空矩阵的大小为 122 880 × 200,则 λ 的经验取值约为 0.002 9。如图 2(c) 所示, $\lambda = 0.002 9$ 时,功率多普勒图像中的血流过于稀疏。比较之后,选取 $\lambda = 0.001 7$ 进行后续实验。

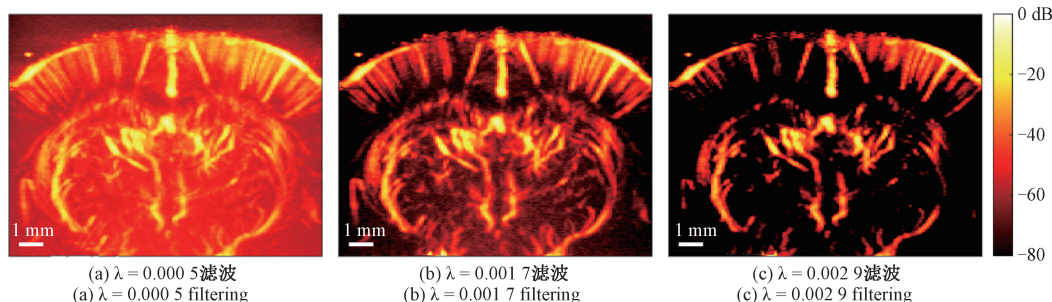


图 2 使用不同 λ 的 GSRPCA 得到的大鼠脑血流功率多普勒图像

Fig. 2 Power Doppler images of cerebral blood flow in a rat after GSRPCA filtering with different λ

根据式(5),参数 p 和参数 q 的选择影响 GSRPCA 模型中低秩项和稀疏项的范数估计误差,进而影响血流成像结果。由图 1 可知, p 与 q 越小时, GSRPCA 模型范数越接近理论模型中的范数形式。超声图像与原模型处理的自然图像性质不同^[28],对 p, q 的选择十分敏感。经过测试,本研究采用 $p = 0.95, q = 1$ 。

2) 不同杂波滤除方法比较

在成年大鼠的脑部血流成像数据上,比较基于 SVD 的、基于 RPCA 的和基于 GSRPCA 的 3 种杂波滤除方法的滤波效果。为了保证比较结果的有效性和真实性,调整参数使 3 种方法在该组数据上的滤波效果尽可能达到最佳表现。图 3 为使用这 3 种滤波方法得到的功率多普勒图像,均选用相同的动态范围进行显示。测量虚直线处的幅度曲线。左上角较小的白色实线方框为选定的背景噪声区域,左上角较小的虚线方框为选定的血流信号测量区域。右下角白色框选部分为左上角较大的白色方框中血流的放大图。如图 3 所示,可以看到 GSRPCA 滤波的结果背景噪声幅度很低,整体血管的对比度较高,对

左上较大方框部分皮层的局部放大图可以清晰分辨出多根血管的边缘。在深度约为 4 mm 处标记一条水平的蓝色虚线,绘制其幅度曲线于图 4 中,以比较不同滤波方法得到的横向分辨能力。如图 4 所示, GSRPCA 滤波结果的血管间隙区分更明显。

使用对比噪声比(contrast-to-noise ratio, CNR)和信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)定量评价图像质量。CNR 和 SNR 值越高,表示图像中目标信号成分对比度越高,表示图像背景噪声得到更好的抑制。CNR(单位为 dB)计算公式如下^[37]:

$$\text{CNR} = 10 \lg \frac{|\overline{PD}_{sig} - \overline{PD}_{bg}|}{\text{STD}(\overline{PD}_{bg})} \quad (16)$$

其中, $\overline{PD}_{sig}$ 和 $\overline{PD}_{bg}$ 分别为功率多普勒图像中,血流区域和背景区域的强度值。 $\overline{}$ 表示均值运算。STD 代表标准差计算。SNR(单位为 dB)计算公式如下:

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{\overline{PD}_{sig}}{\overline{PD}_{bg}}, \quad (17)$$

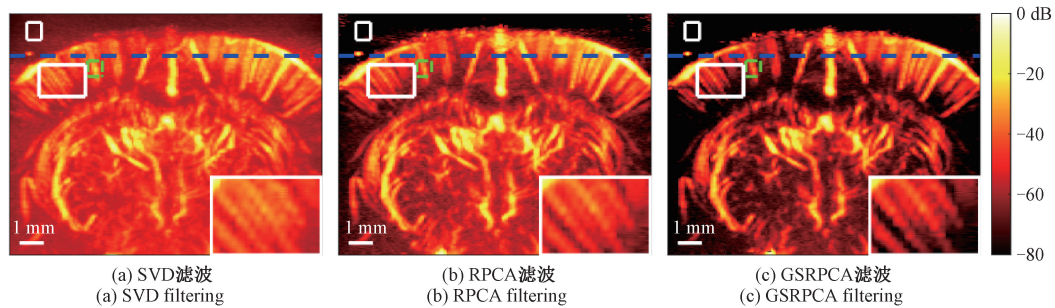


图 3 使用不同杂波滤除方法得到的功率多普勒图像
Fig. 3 Power Doppler images by using different clutter filtering methods

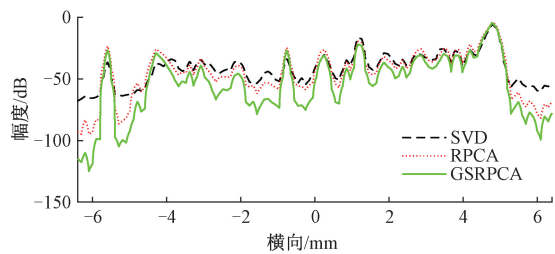


图 4 不同滤波方法的同一深度信号功率幅度曲线
Fig. 4 Power amplitude curves at the same depth by different clutter filtering methods

如图 3 所示,选定左上角较小的白色方框为背景噪声区域即 PD_{bg} ,选定同样大小的虚线方框为血流信号区域即 PD_{sig} ,基于两个矩形块计算 SNR 和 CNR。同时为了提高数据的可信度,按照单位像素的步长沿深度方向垂直移动虚线方框得到 700 个 PD_{sig} ,分别计算其 SNR 和 CNR。绘制 700 组方框的 SNR 和 CNR 箱线图,如图 5 所示,可见从 SVD 到 RPCA 到 GSRPCA,两项指标依次提升。

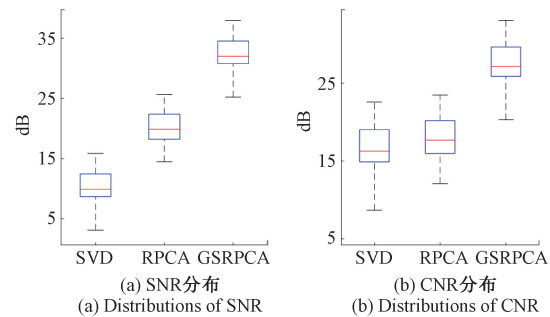


图 5 不同滤波方法结果的 SNR 和 CNR 的分布箱线图。
Fig. 5 Box diagrams of SNR and CNR of different clutter filtering methods

表 1 中汇总了 3 种方法得到的这 700 组 SNR 和 CNR 的中位数值。如表 1 所示,GSRPCA 滤波结果的 SNR 相较经典 SVD 滤波可以提高约 22.08 dB,相较

RPCA 滤波提高约 12.12 dB;GSRPCA 滤波结果的 CNR 相较 SVD 滤波可以提高约 10.81 dB,相较 RPCA 滤波提高约 9.44 dB。

表 1 不同滤波方法结果的图像质量			
Table 1 Image quality of different clutter filtering methods			
参数	SVD	RPCA	GSRPCA
SNR/dB	9.91	19.87	31.99
CNR/dB	16.30	17.67	27.11

3.2 功能超声成像结果

根据大鼠在周期性左侧胡须刺激下的脑功能成像结果,进一步比较 SVD、RPCA 和 GSRPCA 的滤波性能。如图 6 所示,刺激左侧胡须,使用基于不同滤波方法的功能超声成像获得了大鼠大脑响应胡须机械刺激的代表性激活图。每个像素点的 CBV 通过平均功率多普勒强度计算得到,用单位%的相对血容量变化 (ΔCBV) 来量化血容量变化。通过计算刺激的时间模式与目标区域的 ΔCBV 之间的相关系数来确定是否显著激活^[38]。图 6(a)~(c)中,S1BF-L 为左侧基础感觉皮层(primary somatosensory cortex, S1BF)脑区,S1BF-R 为右侧基础感觉皮层脑区。结合真实图谱^[39],可以看到 GSRPCA 滤波后,S1BF-R 呈现显著激活状态。

图 6(d)~(f)为定量绘制的 ΔCBV 随着刺激时间模式的变化图,分别对应 SVD 方法结果、RPCA 方法结果和 GSRPCA 方法结果。实线表示对侧功能区 S1BF-R 的 ΔCBV 变化曲线,点线表示同侧功能区 S1BF-L 的 ΔCBV 变化曲线。可以看到,静息状态下 ΔCBV 在 0% 附近波动。刺激开始时,S1BF-R 区的 ΔCBV 会上升到约 15%~45%之间,而 GSRPCA 得到的结果更明显;最大 ΔCBV 平均比 SVD 高约 15%,比 RPCA 高约 5%。根据图 6(e)和(f),使用 RPCA 和 GSRPCA 滤波后可以观察到 S1BF-L 区的 ΔCBV 会随着刺激的到来而下降到负值。这种现象被称为负 CBV 效应^[40]。可见 SVD 方法无法检测到负 CBV

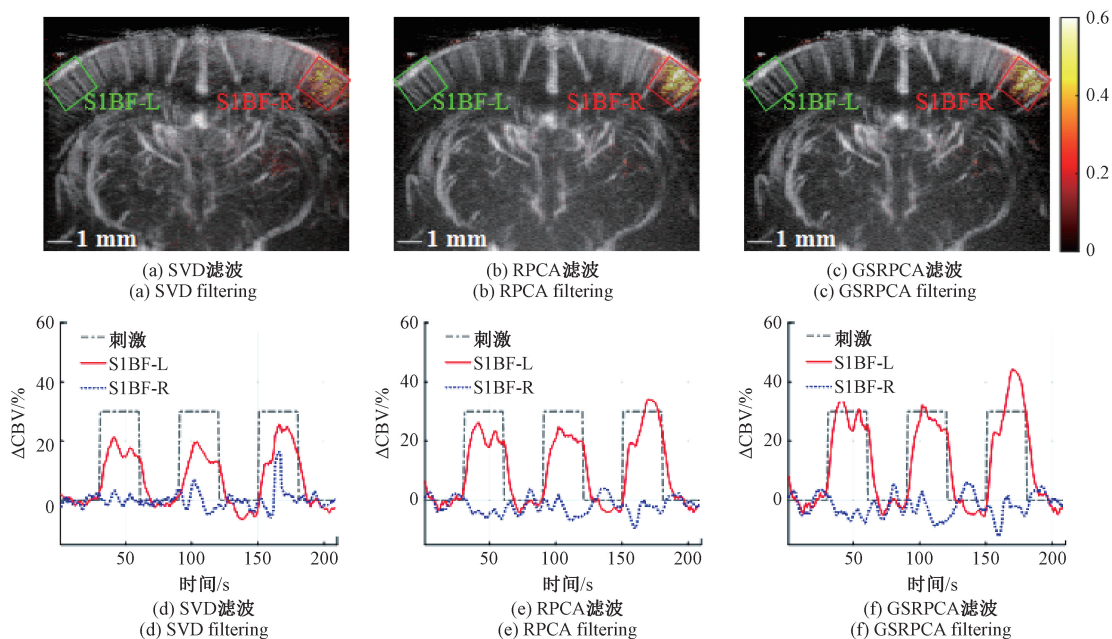


图6 不同杂波滤除方法的功能超声成像结果

Fig. 6 Functional ultrasound imaging results of different clutter filtering methods

效应,而 GSRPCA 方法比 RPCA 方法可以更明显直观地显示出同侧脑区 ΔCBV 的下降波动。

4 讨 论

受益于平面波成像技术采集到的丰富时空信息,超快超声多普勒成像已在血流实时成像领域展现了巨大的潜力。然而由于缺乏聚焦过程,超快超声采集到的原始数据里目标血流信号被大量杂波和噪声掩盖。合适的杂波滤除方法成为了提升图像质量和提高血流可见度的关键。SVD 是超快超声血流成像中常用的杂波滤除方法,计算简便但是原理所限无法有效抑制背景噪声。为了进一步提高成像中血流的灵敏度和对比度,本文提出了使用一种改进后的低秩加稀疏模型来估计杂波成分和血流成分。GSRPCA 在 RPCA 的基础上引入了 Schatten p 范数和 l_q 范数,实现对于理论范数更精确的拟合,进而加强对低秩组织和噪声的抑制。使用大鼠脑功率多普勒成像数据和功能超声成像数据,比较所提出的方法与常用的 SVD 和 RPCA 的杂波滤除效果。在体实验结果表明, GSRPCA 能够去除低秩特性的组织杂波,显著地提取稀疏的血流成分,有效提高了血流功率多普勒图像的 SNR 和 CNR。大鼠胡须刺激的功能超声成像结果也表明, GSRPCA 可以稳定地检测到皮层区域 CBV 的细微变化,并能检测到负 CBV 效应。实验结果体现该算法在 $\mu\text{Doppler}$ 和功能超声等成像中的可行性。

GSRPCA 核心优势在于使用可凸优化的非凸范数对

于计算复杂度高的理论范数进行了误差更小的逼近。控制范数拟合程度的参数为 $p \in (0,1]$ 和 $q \in (0,1]$, p 越小,估计的组织成分低秩性越强, q 越小,估计的血流成分稀疏性越强。事实证明,对于组织或血流的近似估计均可以提高血流精准度。但是超声数据中组织背景并非完全静止,血流分布稀疏却又连续,过强的低秩和稀疏惩罚会导致细节血流被滤除。有关 p 和 q 的合理取值机制需要进一步的探讨。控制稀疏程度的参数 λ 也需要根据实验数据进行再选择,根据文献可以尝试使用 L-曲线法自适应选取最优值^[41]。

本研究使用惩罚项优化的 RPCA 方法改善杂波滤除效果。除了滤波效果,算法效率也是实时成像需求下杂波滤除算法重要的参考指标。优化算法和深度学习是提高算法效率的有效路径。比如将杂波滤除与 $\mu\text{Doppler}$ 计算结合,提高功率多普勒成像速度^[42]。RPCA 方法可以尝试 ALM 之外的优化算法如交替方向乘子法^[43],或者利用因子群稀疏化正则器加速迭代运算^[44]。深度学习通过滤波前后的数据训练网络,能够以较短的时间达到接近原方法的滤波效果^[45]。

5 结 论

本文提出了一种基于广义可扩展 RPCA 的杂波滤除方法,用于 $\mu\text{Doppler}$ 成像中提取稀疏血流信号。GSRPCA 引入 Schatten p 范数和 l_q 范数,加强对组织成分的低秩约束和对血流成分的稀疏约束。实验结果表明,

与经典的SVD滤波和RPCA滤波相比,GSRPCA滤波能够进一步抑制背景噪声并且增强血流成分。大鼠脑功率多普勒成像结果表明,GSRPCA可显著提升图像的SNR和CNR。脑功能超声成像结果表明,GSRPCA滤波能够清楚地检出目标脑区血容量随刺激模式的变化量。以上结果证明了GSRPCA方法在超快超声小血流多普勒和功能成像中有效性。

参考文献

- [1] 师千与, 程全成, 陈春花. 缺血性脑卒中与血管性痴呆在发病机制上的联系[J]. 解剖学报, 2021, 52(5): 834-838.
SHI Q Y, CHENG Q CH, CHEN CH H. Relationship of pathogenesis between ischemic stroke and vascular dementia[J]. Acta Anatomica Sinica, 2021, 52(5): 834-838.
- [2] AHUJA C S, WILSON J, NORI S, et al. Traumatic spinal cord injury[J]. Nature Reviews Disease Primers, 2017, 3(1): 1-21.
- [3] PARK CH A, KANG CH K, KIM Y B, et al. Advances in MR angiography with 7T MRI: From microvascular imaging to functional angiography[J]. Neuroimage, 2018, 168: 269-278.
- [4] TREGASKISS A P, GOODWIN A N, BRIGHT L D, et al. Three-dimensional CT angiography: A new technique for imaging microvascular anatomy[J]. Clinical Anatomy, 2007, 20(2): 116-123.
- [5] 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.
- [6] TANTER M, FINK M. Ultrafast imaging in biomedical ultrasound[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2014, 61(1): 102-119.
- [7] 应育娟, 郑元义, 蔡晓军. 超分辨率超声微血流成像研究进展[J]. 中国医学影像技术, 2021, 37(3): 462-465.
YING Y J, ZHENG Y Y, CAI X J. Progresses of ultrasound super-resolution microcirculation imaging[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2021, 37(3): 462-465.
- [8] XIA J J, YANG Y, HU CH W B, et al. Evaluation of brain tumor in small animals using plane wave-based power doppler imaging[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2019, 45(3): 811-822.
- [9] JIANG L Y, CHU H B, YU J J, et al. Clutter filtering of angular domain data for contrast-free ultrafast microvascular imaging[J]. Physics in Medicine & Biology, 2024, 69(1): 015006.
- [10] COHEN I, FINK M, TANTER M, et al. Functional ultrasound imaging of the brain: theory and basic principles[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2013, 60(3): 492-506.
- [11] 黄俐杰, 何琼, 王锐, 等. 功能超声成像技术及其应用研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2022, 39(5): 1015-1021.
HUANG L J, HE Q, WANG R, et al. The developments and applications of functional ultrasound imaging[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39(5): 1015-1021.
- [12] YU J J, GUO X Y, YAN SH Y, et al. Randomized channel subsampling method for efficient ultrafast ultrasound imaging[J]. Measurement Science & Technology, 2023, 34(8): 084005.
- [13] 闫少渊, 许凯亮, 他得安. 多倾角发射分组互相关降噪的超快超声脑功能成像方法研究[J]. 复旦学报(自然科学版), 2023, 62(4): 409-418.
YAN SH Y, XU K L, TA D AN. Multi-angle tilting emission cross-correlation-based noise Fudan suppression for ultrafast ultrasound functional brain imaging[J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2023, 62(4): 409-418.
- [14] HUANG L J, WANG Y D, WANG R, et al. High-quality ultrafast power doppler imaging based on spatial angular coherence factor[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2023, 70(5): 378-392.
- [15] NEEDLES A, GOERTZ D E, CHEUNG A M, et al. Interframe clutter filtering for high frequency flow imaging[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2007, 33(4): 591-600.
- [16] HEIMDAL A, TORP H. Ultrasound doppler measurements of low velocity blood flow: Limitations due to clutter signals from vibrating muscles[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 1997, 44(4): 873-881.
- [17] OSMANSKI B F, PERNOT M, MONTALDO G, et al. Ultrafast doppler imaging of blood flow dynamics in the myocardium[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012, 31(8): 1661-1668.

- [18] WILDEBOER R R, SAMMALI F, VAN SLOUN R J G, et al. Blind source separation for clutter and noise suppression in ultrasound imaging: Review for different applications [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2020, 67(8): 1497-1512.
- [19] DEMENE C, DEFFIEUX T, PERNOT M, et al. Spatiotemporal clutter filtering of ultrafast ultrasound data highly increases doppler and fUltrasound sensitivity[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2015, 34(11): 2271-2285.
- [20] 徐依雯, 杨晨, 徐杰, 等. 一种基于 Casorati-奇异值分解的超快平面波超声多普勒自适应时空域杂波抑制算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(8): 2334-2342.
XU Y W, YANG CH, XU J, et al. Adaptive spatiotemporal clutter rejection based on Casorati-singular value decomposition for ultrafast plane-wave Doppler imaging [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(8): 2334-2342.
- [21] LOK U W, SONG P F, TRZASKO J D, et al. Real time SVD-based clutter filtering using randomized singular value decomposition and spatial downsampling for microvessel imaging on a verasonics ultrasound system[J]. Ultrasonics, 2020, 107: 106163.
- [22] HUANG L J, ZHANG J K, WEI X Y, et al. Improved ultrafast power Doppler imaging by using spatiotemporal non-local means filtering [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2022, 69(5): 1610-1624.
- [23] BAYAT M, FATEMI M. Concurrent clutter and noise suppression via low rank plus sparse optimization for non-contrast ultrasound flow Doppler processing in microvasculature [C]. 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2018:1080-1084.
- [24] XU K L, GUO X Y, SUI Y H, et al. Robust PCA-based clutter filtering method for super-resolution ultrasound localization microscopy [C]. IEEE International Ultrasonics Symposium, 2021:1273-1276.
- [25] SUI Y H, YAN SH Y, ZANG J Q, et al. Randomized spatial downsampling based robust PCA clutter filtering for ultrafast ultrasound imaging[C]. IEEE International Ultrasonics Symposium, 2021:936-939.
- [26] PHAM D H, BASARAB A, ZEMMOURA I, et al. Joint blind deconvolution and robust principal component analysis for blood flow estimation in medical ultrasound imaging [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2021, 68(4): 969-978.
- [27] SOLOMON O, COHEN R, ZHANG Y, et al. Deep unfolded robust PCA with application to clutter suppression in ultrasound [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39(4): 1051-1063.
- [28] PAPAMAKARIOS G, PANAGAKIS Y, ZAFEIRIOU S. Generalised scalable robust principal component analysis[C]. British Machine Vision Conference, 2014.
- [29] 苏晓, 王钺媛, 万明习. 超声微小血管成像杂波抑制技术综述 [J]. 复旦学报(自然科学版), 2023, 62(4): 428-439.
SU X, WANG Y Y, WAN M X. A review of clutter suppression techniques for ultrasound microvascular imaging [J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2023, 62(4): 428-439.
- [30] CHANDRASEKARAN V, SANGHAVI S, PARRILO P A, et al. Rank-sparsity incoherence for matrix decomposition[J]. SIAM Journal on Optimization, 2011, 21(2): 572-596.
- [31] CANDÈS E J, LI X D, MA Y, et al. Robust principal component analysis? [J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3): 1-37.
- [32] LIU G C, YAN SH CH. Active subspace: Toward scalable low-rank learning [J]. Neural Computation, 2012, 24(12): 3371-3394.
- [33] BERTSEKAS D P. Constrained optimization and Lagrange multiplier methods [J]. Academic Press, 1982.
- [34] NIE F P, WANG H, HUANG H, et al. Joint Schatten p -norm and l_p -norm robust matrix completion for missing value recovery[J]. Knowledge and Information Systems, 2015, 42(3): 525-544.
- [35] ZOU H, HASTIE T, TIBSHIRANI R. Sparse principal component analysis [J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 2006, 15(2): 265-286.
- [36] AZIZ M U, EISENBREY J R, DEGANELLO A, et al. Microvascular flow imaging: A state-of-the-art review of clinical use and promise[J]. Radiology, 2022, 305(2): 250-264.
- [37] TIERNEY J, BAKER J, BROWN D, et al. Independent component-based spatiotemporal clutter filtering for slow flow ultrasound [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39(5): 1472-1482.

- [38] IMBAULT M, CHAUVET D, GENNISSON J L, et al. Intraoperative functional ultrasound imaging of human brain activity [J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 7304-7310.
- [39] WATSON C, PAXINOS G. The rat brain in stereotaxic coordinates [J]. Rat Brain in Stereotaxic Coordinates, 1986, 3(2): 6.
- [40] URBAN A, MACE E, BRUNNER C, et al. Chronic assessment of cerebral hemodynamics during rat forepaw electrical stimulation using functional ultrasound imaging [J]. Neuroimage, 2014, 101: 138-149.
- [41] ENGL H W, GREVER W. Using the L-curve for determining optimal regularization parameters [J]. Numerische Mathematik, 1994, 69(1): 25-31.
- [42] PIALOT B, AUGEUL L, PETRUSCA L, et al. A simplified and accelerated implementation of SVD for filtering ultrafast power doppler images [J]. Ultrasonics, 2023, 134: 107099.
- [43] BOYD S, CHU E, PARIKH N, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers [J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2010, 3(1), 1-126.
- [44] FAN J C, DING L J, CHEN Y D, et al. Factor group-sparse regularization for efficient low-rank matrix recovery [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2019, 459: 5104-5114.

- [45] YOU Q, LOWERISON M R, SHIN Y R, et al. Contrast-free super-resolution power doppler (CS-PD) based on deep neural networks [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2023, 70(10): 1355-1368.

作者简介



吴浩田, 2023 年于复旦大学获得学士学位, 现为复旦大学生物医学工程系 23 级硕士研究生, 主要研究方向为超快超声血流成像。

E-mail: 23210720081@m.fudan.edu.cn

Wu Haotian received his B. Sc. degree from Fudan University in 2023. He is currently a 23st-grade master in Department of Biomedical Engineering at Fudan University. His main research interest includes the ultrafast ultrasound blood flow imaging.



许凯亮 (通信作者), 2012 年于复旦大学获得生物医学工程博士学位, 现为复旦大学青年研究员, 主要研究方向为医学超声检测与成像。

E-mail: xukl@fudan.edu.cn

Xu Kailiang (Corresponding author), received his Ph. D. degree in biomedical engineering from Fudan University in 2012. He is currently a professor at Fudan University. His main research interest includes the biomedical ultrasound.