

基于三维光声层析系统的信号智能去噪算法

秦泽政¹, 孙明健^{1,2,4*}, 马一鸣¹, 雷志刚^{2,3}, 高源远¹

¹哈尔滨工业大学(威海)信息科学与工程学院, 山东 威海 264209;

²哈尔滨工业大学航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

³威高集团有限公司, 山东 威海 213000;

⁴中国科学院苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163

摘要 光声层析成像是一种非侵入式的医学成像技术, 与其他成像方法相比具备诸多优势, 可以为肿瘤早期诊断提供新的成像思路。对光声信号的分析与去噪能提高成像系统的信噪比(SNR)和成像质量。为此, 提出了一种针对光声信号的智能去噪算法。首先, 利用自适应白噪声完备集合经验模态分解完成光声信号的分解; 其次, 采用小波阈值去噪方法完成对特定模态光声信号的高频去噪; 最后, 利用K奇异值分解对预处理后的光声信号进行稀疏重构, 实现光声信号的智能去噪。仿真和实验结果表明, 所提算法在SNR和均方根误差(RMSE)等方面相比于其他去噪算法均有改善, 可以有效去除三维肿瘤仿体光声重建图像中的噪点与伪影, 并保留图像的边缘信息。所提智能去噪算法能根据含噪光声信号的特征自适应地去噪, 达到更好的去噪效果, 可以作为一种成像前的辅助手段应用于光声成像领域。

关键词 成像系统; 光声层析成像技术; 经验模态分解; 小波阈值; K奇异值分解; 噪声

中图分类号 R318.51

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0811006

Intelligent Denoising Algorithm for Signals Based on Three-Dimensional Photoacoustic Tomography System

Qin Zezheng¹, Sun Mingjian^{1,2,4*}, Ma Yiming¹, Lei Zhigang^{2,3}, Gao Yuanyuan¹

¹School of Information Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Weihai, Weihai, Shandong 264209, China;

²School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

³WEGO Holding Co., Ltd., Weihai, Shandong 213000, China;

⁴Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou, Jiangsu 215163, China

Abstract Photoacoustic tomography is a noninvasive medical imaging technology. It has many advantages over other imaging methods and provides a new imaging idea for early diagnosis of tumors. The analysis and denoising of photoacoustic signals can improve the signal-to-noise ratio (SNR) and imaging quality of imaging systems. Thus, an intelligent denoising algorithm for photoacoustic signals is proposed. First, the adaptive white-noise complete set empirical mode decomposition was used to decompose the photoacoustic signal. Second, the wavelet threshold

收稿日期: 2021-04-20; 修回日期: 2021-04-22; 录用日期: 2021-04-29

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFC0117400, 2018YFC0114800)、吉林省与中国科学院科技合作高新技术产业化专项资金项目(2020SYHZ0027)、山东省自然科学基金(ZR2017MF041)、山东省重点研发计划(2018GGX103047)、中国科学院-威高研究发展计划攻关项目[2017]011号

通信作者: *sunmingjian@hit.edu.cn

denoising method was used to complete the high-frequency denoising of the specific mode photoacoustic signal. Finally, the preprocessed photoacoustic signal was reconstructed sparsely by K-singular value decomposition to realize the intelligent denoising of photoacoustic signals. The simulation and experimental results show that when compared with other denoising algorithms, the SNR and root mean square error (RMSE) of the image obtained by the proposed algorithm improved. It can effectively remove the noise and artifacts in the three-dimensional tumor phantom photoacoustic reconstruction image and retain the edge information of the image. The proposed intelligent denoising algorithm can adaptively complete denoising according to the characteristics of noisy photoacoustic signals and achieve better denoising effects, which can be used as an auxiliary method for photoacoustic imaging.

Key words imaging systems; photoacoustic tomography; empirical mode decomposition; wavelet threshold; K-singular value decomposition; noise

1 引言

光声成像 (PAI)^[1] 是一种基于光声效应的成像技术。光声成像系统采集的信号会受到两类噪声的干扰: 1) 成像装置环境中的电磁噪声和探测器、放大器中的热噪声; 2) 组织中的杂质产生的信号、光声信号在向外传播时在组织内部界面的反射、探测器中的共振。部分噪声可以用电磁屏蔽减到最小, 但是仍有噪声混杂在信号中。而信号在采集时需要多倍放大, 噪声也会被同等放大。噪声会降低光声信号的信噪比 (SNR), 导致幅值较小的信号淹没在噪声中, 降低成像质量。特别是在单阵元光声层析成像系统中, 由于采集过程需要环形扫描, 电磁噪声更为突出。滤波反投影、时间反演等都是光声成像领域常见的图像重建算法, 光声信号单点上的噪声在经过成像算法后将在成像区域的诸多像素点上产生影响并生成和成像目标无关的伪影。在肿瘤成像中, 噪声会导致肿瘤边界处出现伪影, 影响成像效果; 在血管成像中, 噪声不仅导致血管边界模糊, 而且一些较细的血管可能会淹没在噪声之中。因此, 关于有效去除含噪光声信号中噪声成分的研究具有重要的理论意义和实用价值。

光声层析成像^[2-3] 是基于光声效应的三维成像方式。光声层析成像通过单阵元超声换能器的旋转运动扫描得到不同角度的 A-line 信号, 通过轴向移动扫描不同高度的各个截面, 得到三维光声信号数据进行重建, 从而实现三维光声成像。在成像之前, 对光声信号的去噪能够得到信噪比良好且边界清晰的三维图像。

传统去噪算法^[4-6] 主要有 Wiener 滤波法、谱减法、小波变换及相应的改进算法。现代光声信号去噪算法^[7-8] 主要有主成分分析、经验模态分解、压缩感知理论及其改进算法等。K 奇异值分解 (K-

SVD) 字典训练算法^[9-11] 是基于压缩感知理论的改进算法, 该算法通过纯净信号构造完备字典, 对含噪信号进行稀疏表示, 从而精确地智能重构回纯净信号。但 K-SVD 字典训练算法在信号信噪比较低的情况下去噪效果不佳, 因此需要对含噪信号进行预处理。

为解决单一去噪算法往往不能取得良好效果的问题, 本文提出了一种基于多种去噪算法融合的智能去噪算法。传统经验模态分解 (EMD)^[12-14] 被广泛应用于信号去噪之中, 将原始信号根据其自身成分特征自适应地分成多个模态, 在信号去噪领域取得了不错的效果。但 EMD 在分解过程中存在诸多弊端, 因此本实验组引入一种全新的分解方式即自适应白噪声完备集合经验模态分解 (CEEMDAN)。同时也对传统去噪任务中直接舍弃高频本质模态函数 (IMF) 的做法进行了改进, 将 IMF 分类为噪声分量、过渡分量及低频有效分量。噪声分量直接去除, 过渡分量采用小波阈值去噪, 去除其高频噪声的同时保留原始信号的细节信息。同时针对小波阈值去噪, 所采用的新型阈值处理函数可以避免软阈值和硬阈值处理函数带来的不良效果。最后利用 K-SVD 训练得到的过完备字典对预处理后的含噪光声信号进行稀疏表示。

2 光声信号智能去噪算法

为了进一步研究信号和噪声的性质, 本实验组在血管仿体的仿真光声信号中加入加性和乘性的噪声, 利用仿真得到的光声数据对所提算法进行验证。字典学习法在去噪领域应用广泛, 但噪声降低了信号的稀疏性, 会影响 K-SVD 的去噪效果。因此, 所提算法首先应用 CEEMDAN 及小波阈值去噪对光声信号进行预处理来提高信噪比, 有助于提升 K-SVD 的去噪效果。

2.1 基于 CEEMDAN 和小波阈值预处理的 K-SVD 智能去噪算法

CEEMDAN、小波阈值去噪和 K-SVD 字典训练算法在信号去噪中有广泛的应用,在去噪方面各有优势。含噪光声信号经过 CEEMDAN 分解后可以得到几乎全是噪声的 IMF 分量、既含有噪声又包含有效信号的过渡 IMF 分量、包含大量有用信息的低频 IMF 基础分量。对于几乎全是噪声的 IMF 分量,采取的处理措施是直接去除;针对过渡 IMF 分量,采用小波阈值去噪对其中的高频噪声进行处理,在去除过渡 IMF 分量中部分高频噪声同时也保留了有效信号的高频细节信息,可以与低频基础 IMF

分量重构回光声信号。此时的光声信号虽然仍包含噪声信号,但稀疏性增强了,可以利用过完备字典更好表示,通过稀疏系数重构纯净光声信号。

分布式的融合去噪算法的优势在于充分利用各算法本身特性,层层递进,来达到更好的去噪效果。CEEMDAN 及小波阈值去噪的目的在于对含噪光声信号进行预处理,提高信号稀疏度,为 K-SVD 算法的应用做铺垫。CEEMDAN 算法可以在初始阶段完成噪声模态分量和纯净光声模态分量的分离,小波阈值去噪则是对 CEEMDAN 的补充,可以提高预处理效果。所提算法整体流程如图 1 所示,其中 dictionary D 为纯净光声信号样本库。

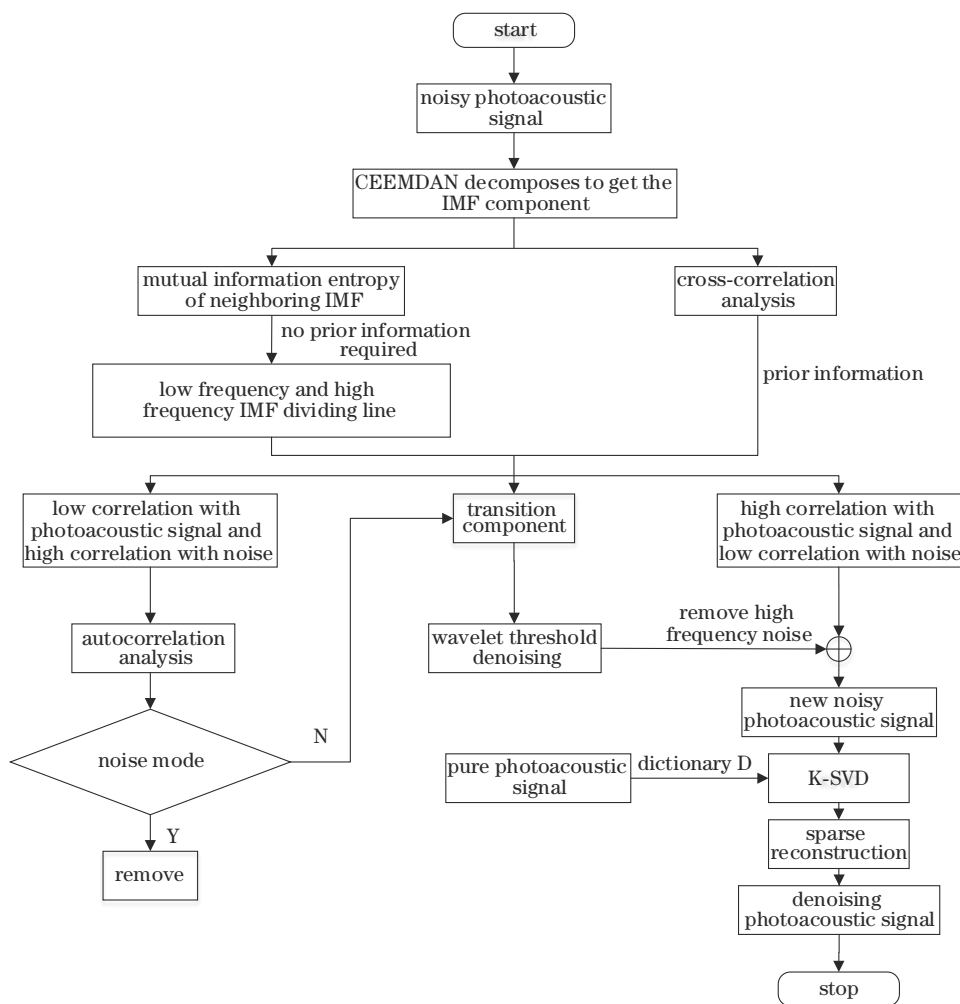


图 1 所提算法整体流程图

Fig. 1 Overall flow chart of proposed algorithm

2.1.1 基于 CEEMDAN 的光声信号预处理

预处理的目的在于利用 CEEMDAN 对含噪光声信号进行模态分解,根据含噪光声信号特征自适应地分解为各个模态分量,实现噪声模态分量和纯净光声模态分量的分离。

光声成像系统环境中的电磁噪声和探测器、放大器中的热噪声在产生机理上就和光声信号完全不同,因此热噪声在信号域表现形式和纯净光声信号存在差异。EMD 是一种将信号分解成特征模态的方法,可以根据含噪光声信号自适应生成各个模

态分量,即实现纯净光声信号和噪声信号的分离。但 EMD 的局部特性使其可能在一个模态中产生尺度非常不同的震荡,一般称之为“模态混叠”。在原始信号中添加高斯白噪声以填补整个时频空间来减少模态混叠的方法为 EEMD,但它不具完备性,还增加了计算量。而 CEEMDAN^[15]通过对 EEMD 分解后的各分量自适应地添加白噪声进行叠加和抵消,不但保证了分解精度,还大大减轻了模态混叠的现象,可以更精确地对含噪光声信号中的噪声模态进行分离。

2.1.2 小波阈值光声去噪

尽管 CEEMDAN 大大缓解了模态混叠的现象,但部分模态分量依然既包含噪声分量又包括有用分量。小波分析是一种时频域分析手段,可用于对光声信号固定模态分量进行时频域分析并去除噪声。小波阈值去噪可以提高预处理的去噪效果和光声信号稀疏度,便于最终的 K-SVD 稀疏重构。

小波变换可以分析信号的时频域^[16-17],它具有多分辨率的特点。

$$f_{WT}(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \times \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, \quad (1)$$

式中: a 和 τ 分别为尺度因子和平移因子; $f(t)$ 为待分析信号; $\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)$ 为变换基。

常用的小波阈值去噪方法包括硬阈值和软阈值两种。这两种方法都有其局限性,因此本实验组提出了一种改进的阈值处理函数。

$$\begin{cases} \alpha = (k+1) \times \{1 + \exp[k \times (|x| - t)]\} \\ T_{\text{tmp1}} = |x| - 2 \times t / \alpha \\ T_{\text{tmp2}} = \frac{k \times |x|^{2 \times k + 1}}{(k+1) / t^{2 \times k}} \\ y = \begin{cases} \text{sign}(x) \times T_{\text{tmp1}}, & x \geq t \\ \text{sign}(x) \times T_{\text{tmp2}}, & x < t \end{cases} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: t 为阈值; $\text{sign}(x)$ 为取符号函数; k 为可变参数,通过改变 k 的值可以得到不同的阈值处理函数。当 $t=1$, k 分别取 $0, 1, 2, 100$ 时,阈值处理函数如图 2 所示。

从图中可以看出:当 k 取值为 0 时,所提阈值处理函数为软阈值处理函数; k 取值为 100 时,所提阈值处理函数近似为硬阈值处理函数。硬阈值函数在去噪过程中,由于其在小波域内是不连续的,且存在断点,会把小于阈值的小波系数剔除,而不对

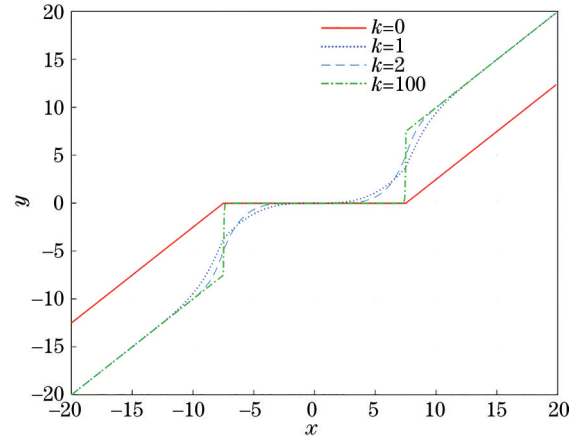


图 2 新型阈值处理函数

Fig. 2 New threshold processing function

大于阈值的小波系数进行处理并加以保留,信号经过重构后会产生较大均方差,从而出现震荡。软阈值函数在小波域内是连续的,不存在间断点的问题。但是它的导数是不连续的,因而在求高阶导数时存在困难。同时软阈值函数中估计的小波系数与小波信号之间存在恒定偏差,这样也会导致重构信号产生较大均方差,影响去噪效果。

针对软硬阈值函数在去噪过程中存在上述问题,所提阈值处理函数在 $k=2$ 时不但连续而且在小波域内存在连续高阶导数,实现了在不同分解层上阈值函数不同的效果。以简单含噪信号为例,验证新型阈值函数在小波阈值去噪中的应用,如图 3 所示。 $k=0, 2, 100$ 时,对应的去噪效果分别为 21 dB 、 21.4 dB 、 19.4 dB ,本实验 k 值设置为 2 ,去噪效果优于软硬阈值函数的去噪效果。

2.1.3 基于 K-SVD 字典训练法的光声信号稀疏重构

经过预处理及小波阈值高频去噪后,信号的稀疏度得到了很大的提高,K-SVD 算法^[18]是一种基于稀疏表示字典学习的算法,信号越稀疏其重构精度越高。超声传感器采集的纯净光声信号只有经过不同光吸收体时才会有幅值变化,因此大多数光声信号都是稀疏的。而噪声的引入则会降低稀疏性,对含噪光声信号进行预处理的目的是增强其稀疏性。

记要进行稀疏表示的纯净光声信号为 Y ,稀疏字典为 D ,相应的系数矩阵为 M ,所用 K-SVD 算法^[19-20]的目标函数为

$$\min \sum_i \|m_i\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|Y - DM\|_F^2 < \epsilon, \quad (3)$$

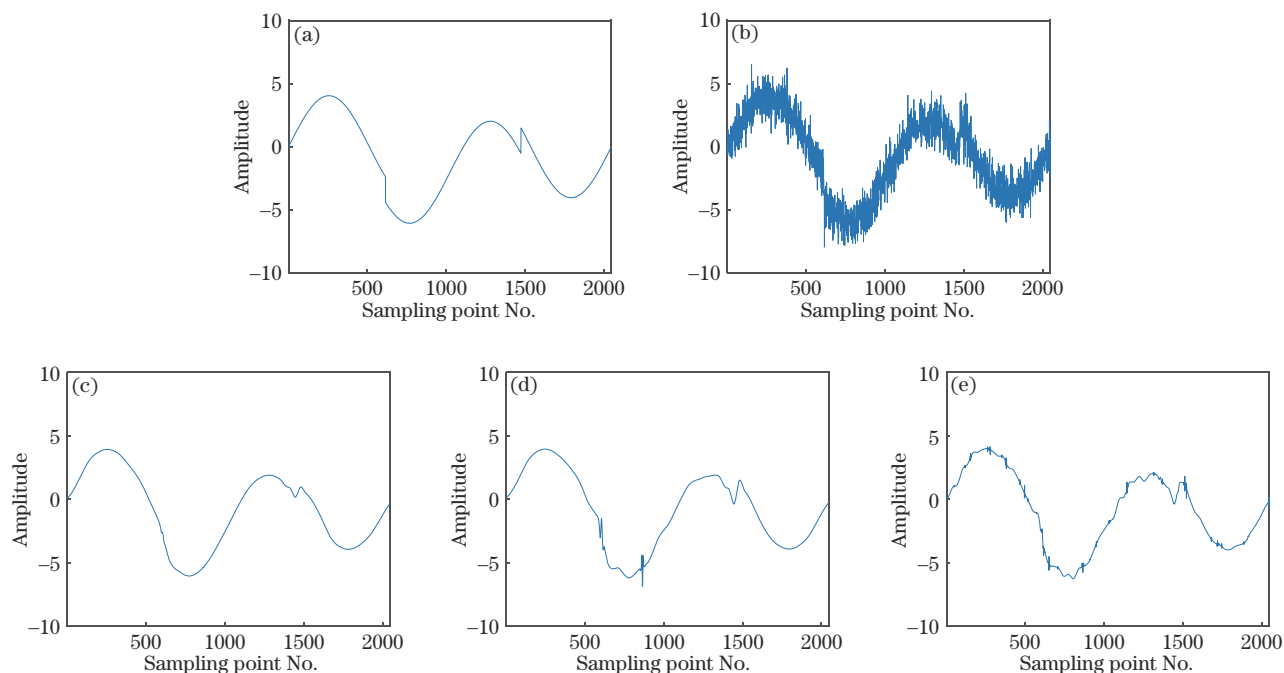


图 3 不同阈值函数对比图。(a)原始信号;(b)噪声信号;(c)软阈值去噪函数;(d)所提阈值去噪函数;(e)硬阈值去噪函数
Fig. 3 Comparison diagrams of different threshold functions. (a) Original signal; (b) noisy signal; (c) soft threshold denoising function; (d) proposed threshold denoising function; (e) hard threshold denoising function

式中： m_i 表示去噪后的光声信号； $\| \cdot \|_F$ 表示 Frobenius 范数； $\| \cdot \|_0$ 表示 0 范数； ϵ 表示逼近残差。

K-SVD 中字典分为固定字典和学习字典两大类，固定字典的优势是计算量低、使用简单，缺点同样明显，不能保证表达的稀疏程度，没有普适性。学习字典是从学习的角度根据具体应用场景建立的字典，可以实现更好的表示效果，但计算复杂度较高。本实验为实现更好的去噪效果，采用超完备学习字典，即字典的原子数量大于特征维数。通过纯净光声信号完成过完备字典库的训练和制备，所用字典维数为 1024×1400 ，用于后续含噪光声信号的去噪。

2.2 智能光声去噪算法实现

在环形光声层析成像系统中，光声信号由非聚焦超声换能器采集得到，在采集过程中不可避免地会引入噪声，导致成像效果较差。如果噪声较大，可能会将幅值较小的光声信号淹没。纯净光声信号和含噪光声信号如图 4 所示。

含噪光声信号经过 CEEMDAN 分解得到各个 IMF 分量，得到的 IMF 分量是从高频到低频分布的。含噪光声信号的分解图如图 5 所示。

从信号分析角度可知，有效信息主要集中在低频部分，而高频部分包含的主要为高频噪声和原始

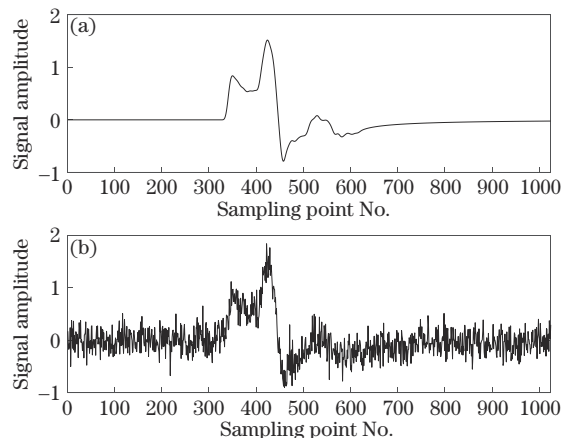


图 4 纯净光声信号与含噪光声信号对比示意图。(a)纯净光声信号;(b)含噪光声信号
Fig. 4 Comparison of noisy photoacoustic signal and pure photoacoustic signal. (a) Pure photoacoustic signal; (b) noisy photoacoustic signal

光声信号中的部分细节信息。为了区分低高频，本实验组引入了互信息熵的概念。互信息熵可以反映两个随机变量相互包含的信息量或相互间的统计依存性。两个变量之间的依存性越大，则互信息熵越大。如果两个变量之间完全独立不相关，则互信息熵为零。含噪光声信号分解到有限 IMF 分量中后，高频噪声对 IMF 分量的依存性在降低，而低频有效信息对 IMF 分量的依存性在逐渐提高。针

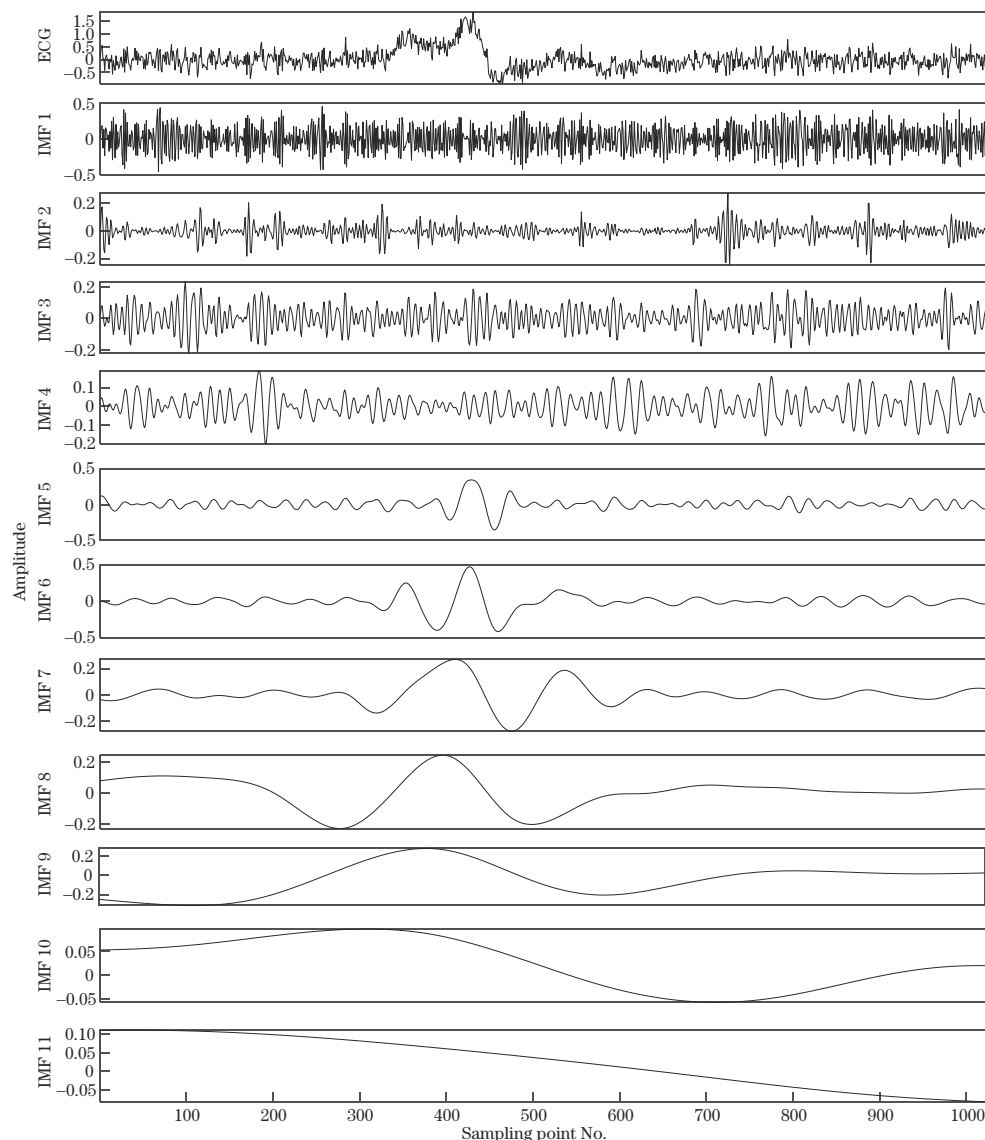


图 5 CEEMDAN 分解示意图

Fig. 5 Decomposition diagram of CEEMDAN

对相邻 IMF 分量求取互信息熵,当出现极小值时认定该点为低频有用信号和 高频噪声的分界线。互信息熵的表达式为

$$I(X; Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x_i, y_i) \log_2 \frac{p(x_i, y_i)}{p(x_i)p(y_i)}, \quad (4)$$

式中: $p(x_i, y_i)$ 为 X 和 Y 的联合概率分布; $p(x_i)$ 、 $p(y_i)$ 分别为 X 和 Y 的边缘概率分布, X 和 Y 表示两个相邻的 IMF 分量。图 6 为相邻 IMF 分量的互信息熵分析结果。从图中可以看出,相邻 IMF 互信息熵的第 1 个极小值点出现在第 6 IMF 和第 5 IMF 分量位置处。因此本实验组认为前 4 个 IMF 分量为高频分量。同时根据先验信息,对各个 IMF 分量进行互相关分析,结果如图 7 所示。

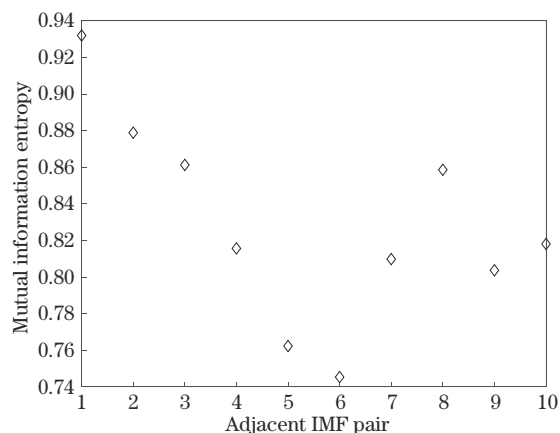


图 6 相邻 IMF 分量的互信息熵分析

Fig. 6 Analysis of mutual information entropy of adjacent IMF components

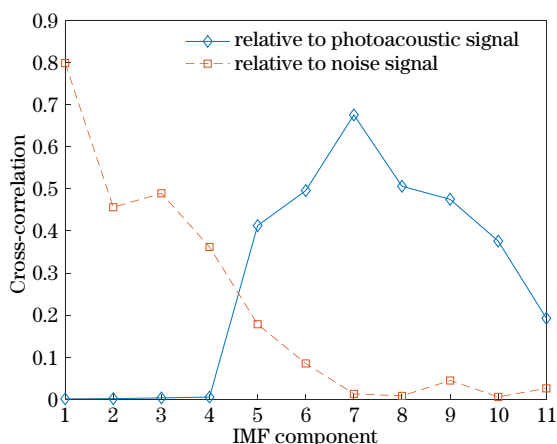


图 7 相关性分析

Fig. 7 Correlation analysis

与噪声相关性强而与光声信号相关性弱的 IMF 分量为噪声 IMF 分量,对其进行自相关分析验证,若该 IMF 分量的自相关函数在零点取极大值而在其他各点为零或者近似为零,则可判定该 IMF 分量为噪声分量,直接舍弃。针对 IMF11 的自相关性分析如图 8 所示。

同时仍存在某些分量,如第 2、3、4 分量,既包含有用信息,但同时也包含大量的噪声信息,为过渡 IMF。针对过渡 IMF 分量,本实验组所用的小波阈

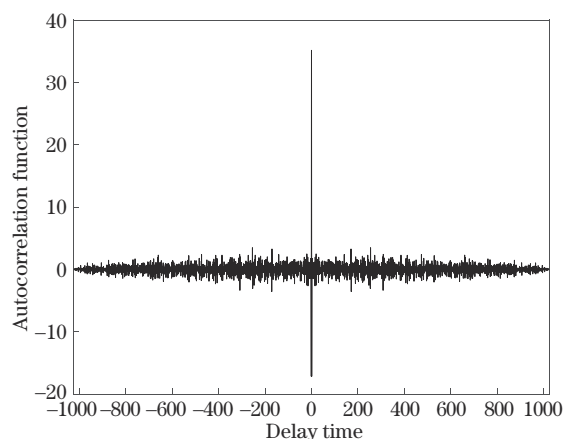


图 8 IMF11 自相关分析

Fig. 8 IMF11 autocorrelation analysis

值去噪的处理方式既能够去除高频噪声,也能够保留细节信息。

综上所述,针对含噪光声信号的预处理主要包括:去除 IMF1 噪声分量,对 IMF2、IMF3、IMF4 过渡分量进行小波阈值去噪,并与剩余 IMF 分量重构回光声信号。此时,光声信号的稀疏性有了很大的提升,便于进一步通过 K-SVD 字典训练算法进行稀疏表示,通过稀疏系数重构回纯净光声信号。纯净光声信号拟采用 30 个原子进行重构,如图 9 所示。

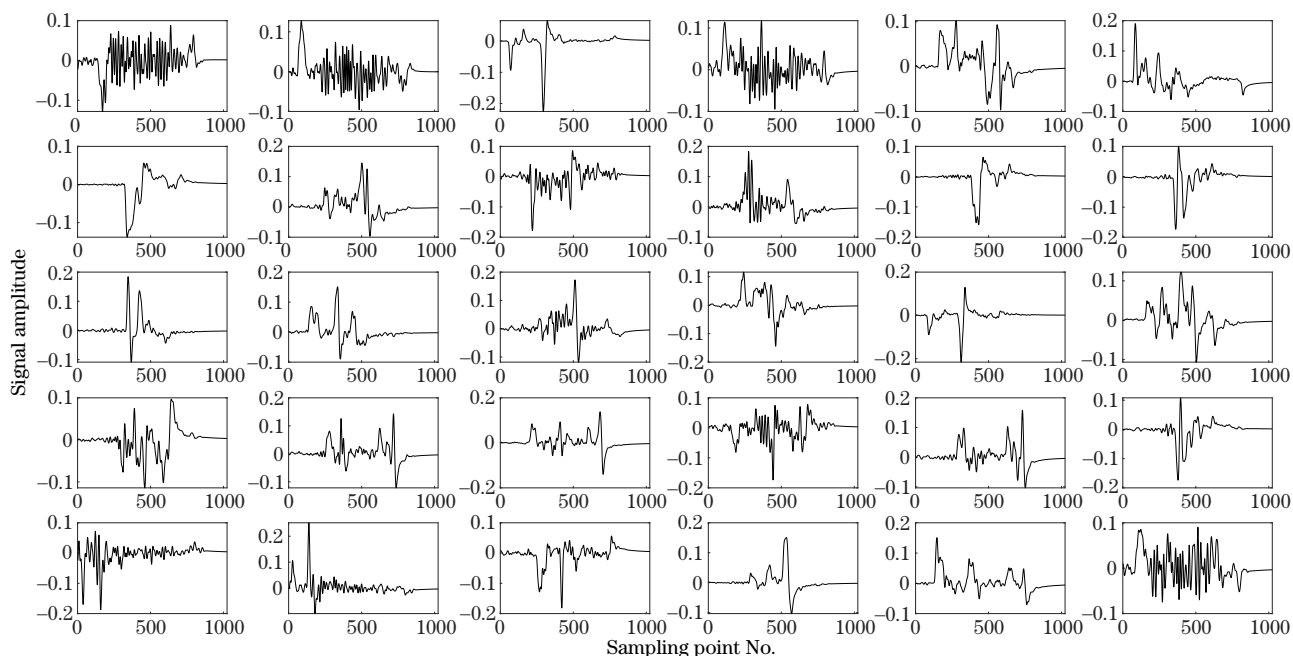


图 9 构成纯净光声信号的字典原子

Fig. 9 Dictionary atoms constituting pure photoacoustic signals

含噪光声信号通过 CEEMDAN 和小波阈值去噪的预处理后,再由 K-SVD 字典训练算法稀疏重构

出的纯净光声信号如图 10 所示。

含噪信号的信噪比为 8 dB 左右,所提去噪算法

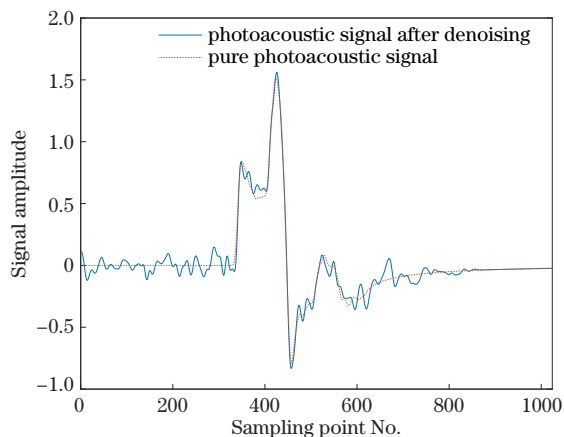


图 10 所提算法去噪效果

Fig. 10 Denoising effect of proposed algorithm

处理后,信噪比达到 16.05 dB,去噪效果明显。并且从图 10 可以看出,光声信号的细节信息能够得到有效保留。为了验证所提去噪算法的性能,将所提算法分别与谱减法、小波阈值去噪、CEEMDAN 结合小波阈值去噪及 K-SVD 字典训练算法的降噪结果进行了对比。图 11 为在不同信噪比下 5 种去噪

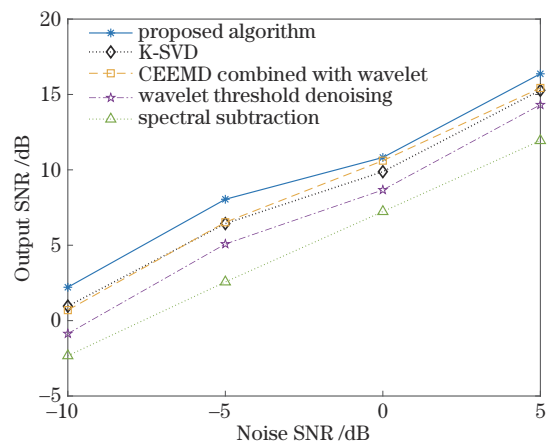


图 11 不同去噪算法去噪效果对比

Fig. 11 Comparison of denoising effects of different denoising algorithms

算法的去噪效果。从图中可以看出,所提算法在不同噪声强度下的去噪效果相比其他算法均有显著提高。图 12 从时频域角度进行分析,结果同样表明所提算法的去噪效果优于传统的谱减法、小波阈值去噪法、CEEMDAN 与小波阈值去噪结合算法及

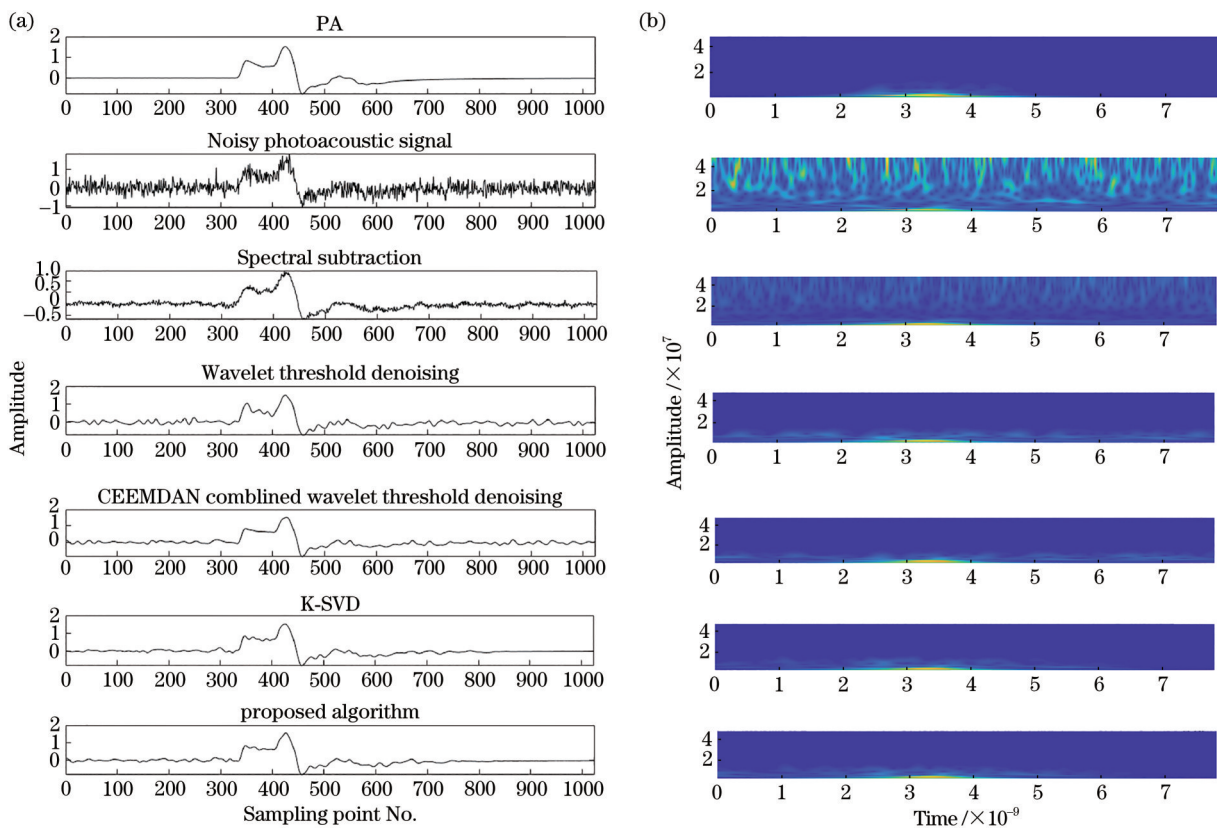


图 12 针对不同去噪算法的时频域分析对比。(a)不同去噪算法的去噪结果;(b)基于不同去噪算法得到的光声信号时频域分布
Fig. 12 Comparison of time-frequency domain analysis of photoacoustic signals for different denoising algorithms. (a) Denoising results of different denoising algorithms; (b) time-frequency distributions of photoacoustic signals based on different denoising algorithms

K-SVD 字典训练算法。

通过成像算法对去噪后的光声信号进行重建, 所得光声图像如图 13 所示。从图中可以看出, 由去噪后的光声信号生成的光声图像质量得到了大幅度的提高, 便于光声图像下一步的应用。去噪后光

声信号重建得到的光声图像消除了绝大多数噪点及伪影, 并且细节信息更加清晰。本实验组以重建后图像的信噪比和均方根误差 (RMSE) 作为去噪效果评估参数, 结果如表 1 所示。从表 1 可以看出, 所提算法去噪效果明显。

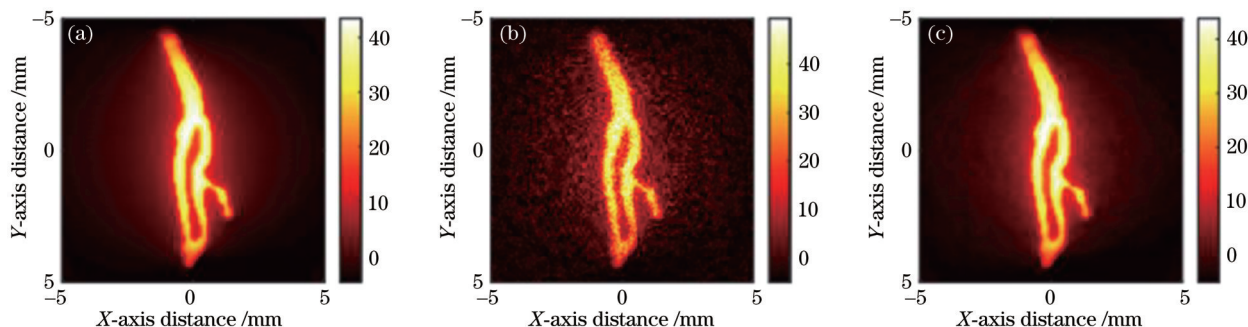


图 13 去噪后成像效果对比图。(a)纯净光声信号生成的光声图像;(b)含噪光声信号生成的光声图像;(c)去噪后的光声图像

Fig. 13 Comparison of imaging effects after denoising: (a) Photoacoustic image generated by pure photoacoustic signal; (b) photoacoustic image generated by noisy photoacoustic signal; (c) photoacoustic image after denoising.

表 1 去噪前后光声图像参数对比

Table 1 Comparison of photoacoustic image parameters before and after denoising

Photoacoustic image	SNR /dB	RMSE
Before denoising	8.68	4.59
After denoising	22.90	0.86

3 实验装置与成像系统

三维光声层析成像系统采用全角度多光源环形照明方式, 激光传输选择光纤传输方式。光路部分由 8 路激光均匀照射在仿体表面, 使 8 束激光能够有效地聚焦并覆盖于成像目标的表面, 激光能量足够大, 可以穿透较深的生物组织。将光纤出射端的每一路激光光斑整形为薄束长条形光斑, 每路光纤出射的激光均经过凸透镜准直为平行光束, 再经过平柱面透镜进行单方向会聚形成大能量薄束光斑。光斑透过水槽壁 (透光率大约为 93.372%) 在成像目标表面垂直照射形成横向长条形光斑, 8 个光斑重叠构成一个圆形光斑, 可以实现对成像断面的 360° 照射, 光路照明示意图如图 14 所示。

通过单个超声换能器机械扫描方式获取包围被成像区域的闭合曲线上的光声信号。单阵元超声换能器采用 go and stop 运动模式, 用于防止连续运动采集产生的伪影。光声层析系统示意图如图 15 所示, 实际系统如图 16 所示。

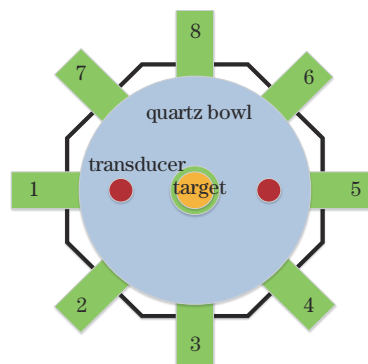


图 14 全照射光路俯视图

Fig. 14 Top view of full irradiated light path

4 结果与分析

针对肿瘤仿体进行三维光声成像实验, 利用所提去噪算法对成像前的光声信号进行去噪, 以期获得具备良好边界的三维光声肿瘤图像。在激光应用中, 特定波长、重复频率的激光能量密度需要满足最大安全阈值的标准。本实验组采用 532 nm 波长的激光, 重复频率为 20 Hz, 样品上的光能量分布为 13.5 mJ/cm², 低于 19.1 mJ/cm² 的阈值。肿瘤仿体及尺寸如图 17 所示。

通过位移电机的牵引获取不同截面的光声图像, 进而实现肿瘤仿体的三维光声成像。以图 17(a)虚线位置处所成光声图像为例, 来验证所提去噪算法的效果。原始信号重建的光声图像和去噪后光声信号重建的光声图像如图 18 所示, [图 18(a)] 为含噪

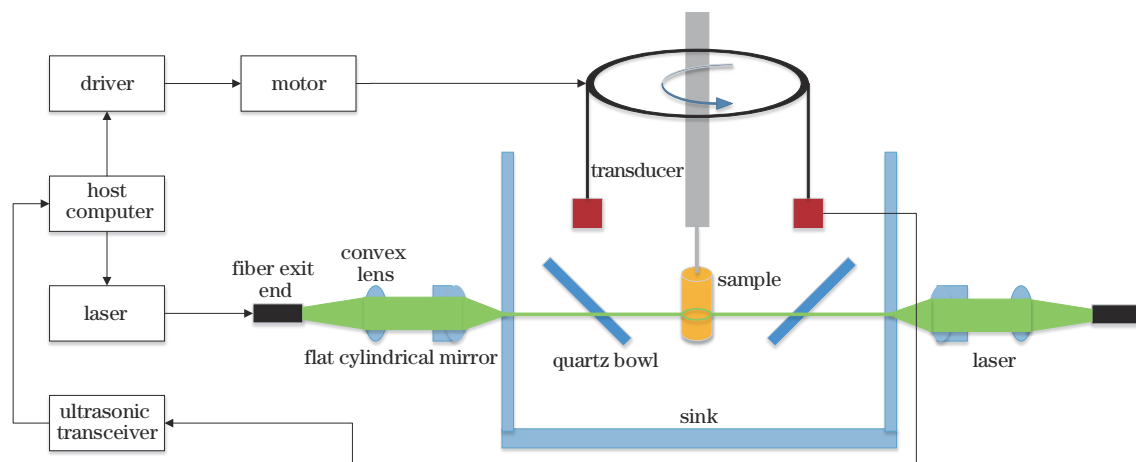


图 15 光声层析系统示意图

Fig. 15 Schematic diagram of photoacoustic tomography system

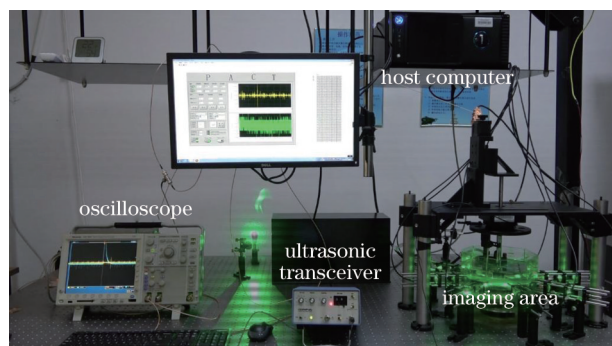


图 16 光声层析成像系统

Fig. 16 Photoacoustic tomography system

光声信号重建的光声图像, [图 18(b)] 为去噪后光声信号重建的光声图像。从图中可以看出, 图像中诸多伪影和噪声被去掉的同时边界也更加清晰, 最终实现了有清晰边界的肿瘤仿体三维成像。为实现对肿瘤整体的三维光声成像, 共采集了 42 个截面的光声图像, 图 19 展示了 42 个截面的光声图像及三维肿瘤仿体的光声图像。

因为实验得到的图像为无参考图像, 所以采用无参考评价指标衡量去噪效果, 包括图像方差和对

比度。方差对噪声比较敏感, 图像画面越纯净, 函数值越小; 一般来说对比度越大, 图像越清晰醒目。

$$V_{\text{variance}} = \frac{1}{M \times N} \sum_x \sum_y \left[f(x, y) - \frac{1}{M \times N} \sum_x \sum_y f(x, y) \right]^2, \quad (5)$$

$$B_{\text{brightness}} = \frac{\sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} f(x, y)}{M \times N}, \quad (6)$$

$$C_{\text{contrast}} = \sqrt{\frac{\sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} [f(x, y) - B_{\text{brightness}}]^2}{M \times N}}, \quad (7)$$

式中: M, N 为图像在两个维度的大小; $f(x, y)$ 为图像矩阵中的某一元素。

为实现肿瘤仿体的三维光声成像, 共采集了 42 个仿体截面的光声图像。每个截面采集到的光声信号经过所提去噪算法去噪后, 输入图像重建算法得到高质量的光声图像。沿轴线方向拟从 42 个截面中均匀选取 10 个截面的光声图像用于分析评估所

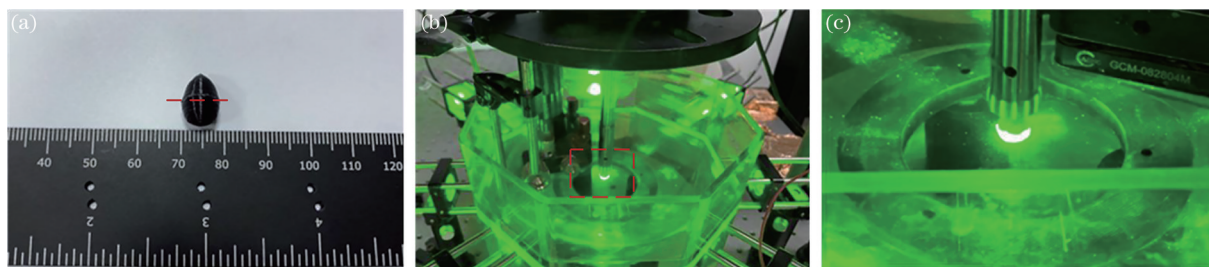


图 17 待扫描仿体及扫描位置。(a) 肿瘤仿体; (b) 扫描效果图; (c) 虚线框放大效果图

Fig. 17 Phantom to be scanned and scanning position. (a) Tumor mimicry; (b) scanning rendering; (c) enlarged effect diagram of dotted frame

提算法去噪效果,结果如表 2 所示。

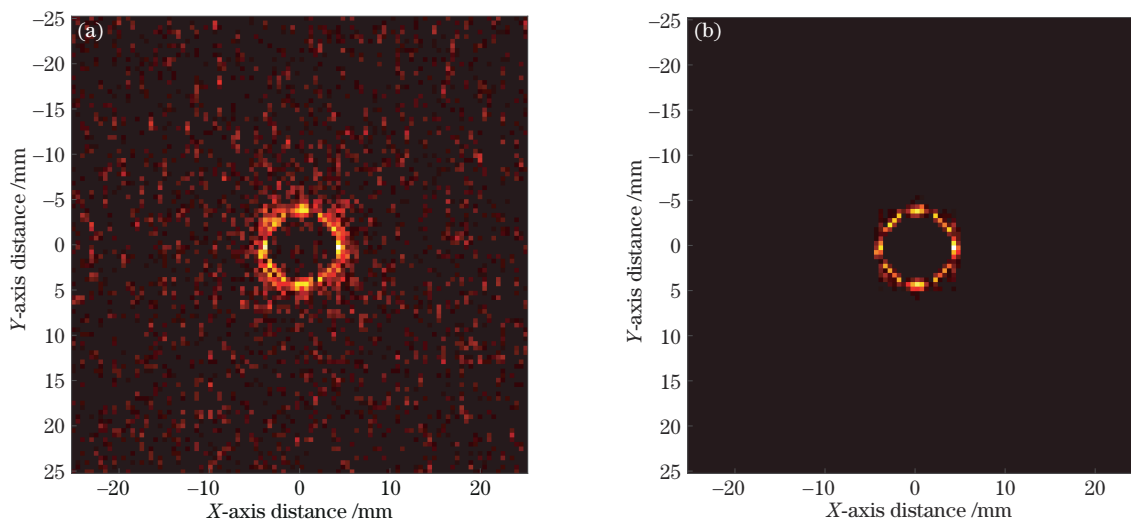


图 18 去噪效果对比。(a)含噪光声信号重建图像;(b)去噪后光声信号重建图像

Fig. 18 Comparison of denoising effects. (a) Noisy photoacoustic signal reconstruction image; (b) photoacoustic signal reconstruction after denoising

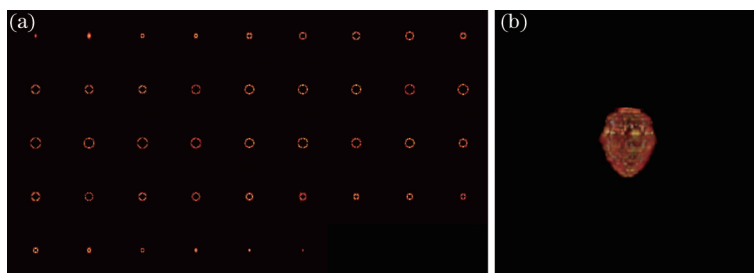


图 19 各截面光声成像及三维光声成像效果。(a) 42个截面的光声图像;(b)肿瘤仿体的三维光声成像

Fig. 19 Photoacoustic imaging of each section and three-dimensional photoacoustic imaging effect. (a) Photoacoustic images of 42 sections; (b) three-dimensional photoacoustic imaging of tumor mimicry

表 2 去噪前后光声图像参数对比

Table 2 Comparison of photoacoustic image parameters before and after denoising

Different cross-section	Variance		Contrast	
	Original	Denoised	Original	Denoised
Section 4	0.14	0.03	0.16	0.37
Section 8	0.18	0.02	0.12	0.43
Section 12	0.15	0.02	0.11	0.39
Section 16	0.14	0.01	0.12	0.37
Section 20	0.12	0.01	0.11	0.35
Section 24	0.11	0.01	0.10	0.33
Section 28	0.12	0.01	0.11	0.34
Section 32	0.11	0.01	0.11	0.33
Section 36	0.13	0.02	0.12	0.35
Section 40	0.11	0.01	0.11	0.34

所提去噪算法基于光声信号是稀疏信号这一背景,将字典学习法引入其中,并利用预处理算法提高含噪信号的稀疏性以提高字典学习法的去噪效果。

上述实验结果表明,所提算法可以去除空间中的大多数噪点和伪影,并使得成像边界更加清晰,最终可以得到边界清晰的肿瘤三维图像,便于后续应用。所有

程序均在作者笔记本上运行,处理器为 i5-10200H,显卡为 GTX 1650,内存为 4 GB,针对光声信号去噪耗时约为 0.8 s,并行计算的方式可一次性完成多帧光声信号的去噪,完全满足实时成像的需求。

5 结 论

提出了一种针对光声信号的智能去噪算法,该算法可有效提高信噪比,得到高质量的光声图像。该算法基于 CEEMDAN 联合小波阈值去噪对含噪光声信号进行预处理,进而通过 K-SVD 字典训练算法对预处理后的光声信号进行稀疏重构,最终得到纯净光声信号。通过仿真实验得到含噪光声信号和纯净光声信号对所提算法进行验证,针对不同去噪算法进行时频域对比分析,结果表明所提算法的去噪效果优于同类算法。通过成像算法对去噪后的光声信号进行重建,所得光声图像信噪比为 23 dB,均方根误差为 0.86,说明所提算法能够有效去除噪声,提高光声图像质量。同时在三维光声层析成像系统中的实验结果表明,所提去噪算法能够消除噪声与伪影,得到边界清晰的三维肿瘤仿体光声图像。因此,所提智能去噪算法能够作为一种成像前的辅助手段用于光声成像领域,具有有效性和优越性。

参 考 文 献

- [1] Wang L V. Prospects of photoacoustic tomography [J]. *Medical Physics*, 2008, 35(12): 5758-5767.
- [2] Li M C, Tang Y Q, Yao J J. Photoacoustic tomography of blood oxygenation: a mini review[J]. *Photoacoustics*, 2018, 10: 65-73.
- [3] Xu X F, Tang Z L, Wang J, et al. Studies on acoustic lens imaging of photoacoustic signal[J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, 23(9): 1105-1109.
徐险峰,唐志列,汪洁,等.光声信号的声透镜层析成像研究[J].*光学学报*, 2003, 23(9): 1105-1109.
- [4] Zhong P, Ding X L, Zheng D W, et al. An adaptive wavelet transform based on cross-validation and its application to mitigate GPS multipath effects[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2007, 36(3): 279-285.
钟萍,丁晓利,郑大伟,等.一种基于交叉认证技术的自适应小波变换及其在削减GPS多路径误差中的应用[J].*测绘学报*, 2007, 36(3): 279-285.
- [5] Zheng F T, Hua D X, Zhou A W. Empirical mode decomposition algorithm research & application of Mie lidar atmospheric backscattering signal[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2009, 36(5): 1068-1074.
郑发泰,华灯鑫,周阿维. Mie 散射激光雷达大气回波信号经验模式分解算法的研究与应用[J]. *中国激光*, 2009, 36(5): 1068-1074.
- [6] Kopsinis Y, McLaughlin S. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(4): 1351-1362.
- [7] Wan Y F, Jiang J, Zhen Z Y, et al. Multiscale morphology based SVD noise reduction method[J]. *Electronics Optics & Control*, 2020, 27(1): 21-25.
万月丰,江驹,甄子洋,等.一种基于多尺度形态学的 SVD 降噪方法研究[J].*电光与控制*, 2020, 27(1): 21-25.
- [8] Bo G Y, Liu D, Wang B X, et al. Two-wavelength polarization airborne lidar for observation of aerosol and cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2012, 39(10): 1014002.
伯广宇,刘东,王邦新,等.探测云和气溶胶的机载双波长偏振激光雷达[J].*中国激光*, 2012, 39(10): 1014002.
- [9] Wang H X, Liu J G, Zhang T S, et al. An empirical mode decomposition algorithm based on cross validation and its application to lidar return signal de-noising[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(10): 1014001.
王欢雪,刘建国,张天舒,等.一种基于交叉认证和经验模态分解的滤波算法及其在激光雷达回波信号降噪处理中的应用[J].*中国激光*, 2014, 41(10): 1014001.
- [10] Gao Y D, Wang H L, You S H, et al. X-ray pulsar signal denoising based on two-parameter threshold function and multi-layer threshold[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(12): 1204001.
高迎东,王宏力,由四海,等.基于双参数阈值函数和多层阈值的 X 射线脉冲星信号消噪[J].*光学学报*, 2019, 39(12): 1204001.
- [11] Zhang J Y, Ren J J, Chen S H, et al. Application of wavelet denoising in terahertz nondestructive detection [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(1): 0114001.
张霁暘,任姣姣,陈思宏,等.小波去噪在太赫兹无损检测中的应用[J].*中国激光*, 2020, 47(1): 0114001.
- [12] Zhang H, Chi Y, Zhou Y T, et al. Three dimensional seismic signal denoising based on four-dimensional block matching cooperative filtering combined with principle component analysis[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(4): 041007.
张欢,池越,周亚同,等.结合主成分分析的三维块

- 匹配协同滤波三维地震信号去噪[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 041007.
- [13] Chen Z C, Wu X L, Zhao F J. Denoising and implementation of photoplethysmography signal based on EEMD and wavelet threshold[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(6): 1327-1334.
陈真诚, 吴贤亮, 赵飞骏. EEMD 结合小波阈值的光电容脉搏波信号降噪[J]. 光学精密工程, 2019, 27(6): 1327-1334.
- [14] Zhou C, Liu N W, He T B, et al. Application of wavelet threshold denoising technique in expired gas analysis based on laser spectroscopy[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(11): 1111003.
周超, 刘宁武, 何天博, 等. 小波阈值去噪技术在呼出气体激光光谱诊断中的应用研究[J]. 中国激光, 2017, 44(11): 1111003.
- [15] Xu P, Xiao C, Zhang J C, et al. Denoising method for plant hyperspectral data based on grouped 3D discrete cosine transform dictionary[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(6): 0630003.
徐平, 肖冲, 张竞成, 等. 基于分组三维离散余弦变换字典的植物高光谱数据去噪方法[J]. 光学学报, 2017, 37(6): 0630003.
- [16] Maggioni M, Katkovnik V, Egiazarian K, et al. Nonlocal transform-domain filter for volumetric data denoising and reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 119-133.
- [17] Ye H, Tan G Z, Li G, et al. De-noising nonstationary signal based on sparse representation and particle swarm optimization[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(7): 0726005.
叶华, 谭冠政, 李广, 等. 基于稀疏表示与粒子群优化算法的非平稳信号去噪研究[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(7): 0726005.
- [18] Larnier H, Salliac P, Chambodut A. New application of wavelets in magnetotelluric data processing: reducing impedance bias[J]. Earth Planets & Space, 2016, 68: 70.
- [19] Zhang X, Li J L, Xing J C, et al. A particle swarm optimization technique-based parametric wavelet thresholding function for signal denoising[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2017, 36(1): 247-269.
- [20] Yang X F, Wang R J, Wang P P, et al. De-noising technology of radar life signal based on lifting wavelet transform and improved soft threshold function[J]. Acta Photonica Sinica, 2016, 45(7): 0707001.
杨秀芳, 王若嘉, 王佩佩, 等. 基于提升小波改进型阈值函数的雷达生命信号去噪技术[J]. 光子学报, 2016, 45(7): 0707001.