采用稀疏测量数据的有限角度光声层析成像的研究进展

孙 正，闫向阳
(华北电力大学电子与通信工程系，河北保定 071003)

摘要：生物光声层析(Photoacoustic Tomography, PAT)成像可以反映生物组织的光吸收分布，定量测量组织的光吸收系数和散射系数，进而分析组织成分，为疾病的早期诊断和治疗提供可靠的依据。由于成像目标特殊的几何结构以及成像装置的机械结构、空间位置和成像时间等的限制，超声探测器只能在有限的角度范围内扫描，采集到稀疏的光声测量数据，导致重建图像中出现伪影和失真。针对有限角度扫描和稀疏测量数据问题，对目前主流的光声图像重建算法进行综述和分析。

关键词：光声层析成像；有限角度；稀疏数据；图像重建
中图分类号：R312 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-3630(2020)-01-0001-10
DOI 编码：10.16300/j.cnki.1000-3630.2020.01.001

Progress of limited-view photoacoustic tomography imaging based on sparse measurement

SUN Zheng, YAN Xiangyang
(*Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding* 071003, *Hebei, China*)

Abstract: Biological photoacoustic tomography (PAT) imaging is a newly developed imaging modality for the early diagnosis and treatment of diseases. By PAT imaging, the optical absorption distribution of biological tissues can be reflected and the optical absorption and scattering coefficients of the tissues can be quantitatively measured, and then the functional composition of tissues can be analyzed. In clinical applications, ultrasonic detectors can only scan within a limited range of angles due to the limitations in particularity of the target morphology, mechanical structure, spatial location and imaging time. Thus, artifacts and distortions may occur in the reconstructed images caused by sparse sampling data. In this paper, the current methods solving limited-view PAT image reconstruction from sparse measurement are summarized. Existing problems are also analyzed.

Key words: photoacoustic tomography (PAT); limited-view; sparse data; image reconstruction

0 引 言

光声层析(Photoacoustic Tomography, PAT)成像是一种基于生物组织光声效应的非电离功能成像方法，其成像参数是组织的光吸收系数和散射系数，可以实现高分辨率和高对比度的软组织深层成像[1]，PAT 成像可用于冠状动脉粥样硬化性疾病、乳腺癌和消化系统病变等的早期诊断。

PAT 成像的灵敏度和分辨率取决于组织的光吸收对比度、激光脉冲持续时间、超声检测系统的几何结构和带宽以及图像重建算法等。其中高质量的图像重建是提高 PAT 成像分辨率的重要途径，目前较为成熟的图像重建算法包括滤波反投影法(Filtered Back-Projection, FBP)、时间反演法(Time-Reversal, TR)、基于傅里叶变换的算法和代数迭代法等[2]。这些算法一般都需要对光声信号进行全角度的扫描测量，以得到完备的光声数据集。但是在实际应用中，特别是内窥式光声成像，如血管内光声成像[3]，由于管腔内封闭成像几何的特殊性，并且受成像导管的机械结构、空间位置及成像时间等的限制，超声探测器往往只能在封闭的管腔内进行有限角度的扫描，导致采集到的光声数据不完备。而根据稀疏的光声测量数据精确计算未知光声信号的过程是不稳定的，难以求解其高频成分。本文对在有限角度扫描条件下，采用在稀疏位置测量的不完备光声信号重建 PAT 图像的主要方法进行综述，讨论各方法的优势和不足，并展望未来可

收稿日期：2019-06-20; **修回日期：**2019-08-16
基金项目：国家自然科学基金资助项目(61372042)。
作者简介：孙正(1977－)，女，河北保定人，博士，教授，硕士研究生导师，研究方向为医学成像和图像处理。
通讯作者：孙正，E-mail: sunzheng_tju@163.com

能的发展方向。

1 有限角度扫描 PAT 成像

1.1 PAT 成像原理

PAT 成像原理示意图如图 1 所示，采用短脉冲激光照射生物组织，组织吸收光能量后受热膨胀产生瞬时压力，并向外辐射宽带(带宽为 10 kHz～100 MHz)超声波，即光声信号[1]。声压的幅值与脉冲激光的强度成正比，反映组织的光吸收特性。超声换能器接收来自不同方向、不同位置的光声信号，送入计算机后采用合适的算法即可反演得到组织内部初始声压的空间分布，进而得到空间光吸收分布图，直观显示组织的内部结构。在此基础上还可估算组织的光学特性参数(光吸收系数和散射系数)的空间分布，反映组织的功能成分，即定量 PAT(Quantitative PAT, *q*PAT)[4]。

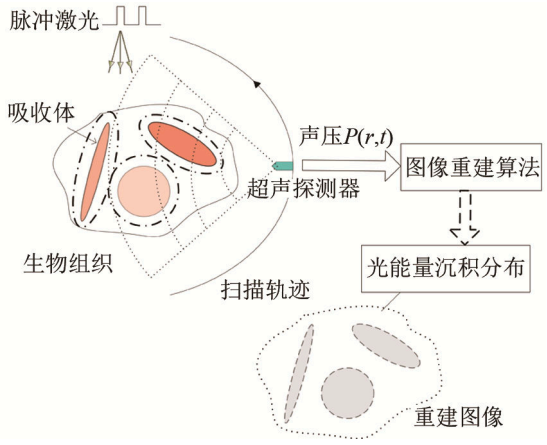


图 1 PAT 成像原理示意图

Fig.1 Schematic diagram of PAT imaging

1.2 有限角度扫描问题

目前，多数 PAT 图像重建算法都需要对光声信号进行全角度的扫描测量(如二维圆周扫描)，以获得完备的光声测量数据集。但在实际应用中，探测设备尺寸、机械结构和空间位置等会使超声换能器的扫描角度受限。有限角度 PAT 成像的扫描方式主要包括两种类型：有限角度圆周扫描和直线扫描。此外，一些不规则的扫描几何，如未闭合的曲线扫描也属于有限角度扫描。由于投影的角度范围不能满足数据完备性的条件，因此会导致重建图像中出现严重的伪影和失真，降低图像质量。

此外，在某些应用中，受成像目标的几何形状、解剖位置、曝光时间和数据检测时间等的限制，超声探测器只能采集到不完备的稀疏光声数据。例如连续光声成像扫描，为了在不增加产品成本和保持高分辨率的同时加快数据采集速度，必须减少测量次数。稀疏测量会导致成像目标的重建图像沿着目标中心连线的方向扩散，并且扩散的区域随着扫描范围的减小而增大，导致图像模糊、细节缺失和伪影现象严重。若采用最小分辨间距来衡量重建图像的分辨率，采用扫描角度衡量扫描范围的大小，则最小分辨间距与扫描角度之间呈指数关系[5]：

$$\gamma = \gamma_0 + A\mathrm{e}^{-\theta/B} \tag{1}$$

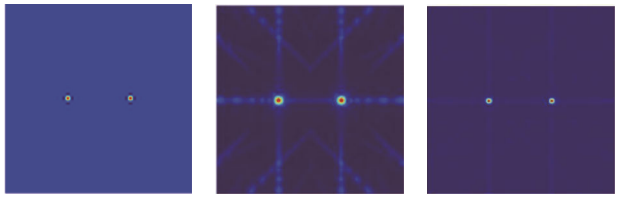
其中：γ 是最小分辨间距；θ 是扫描角度；γ_0 是全方位扫描时的最小分辨间距；A 和 B 是待定系数。

2 有限角度PAT图像重建的主要方法

对于有限角度扫描采集的不完备光声数据集，直接应用传统的图像重建算法会导致图像中存在盲区、模糊和伪影等问题。目前，用于有限角度稀疏测量数据的 PAT 图像重建方法主要有：插值法、基于圆弧 Radon 变换的方法、基于 Gerchberg-Papoulis 外推的补偿方法、迭代重建法、频域反卷积法、基于压缩感知的方法和基于深度学习的方法等。

2.1 插值法

针对由不完备数据造成的图像伪影现象，最简单的方法是插值法，即根据采集的光声信号，利用特定的插值函数计算出未测位置上的信号值，进而重建图像[2]。插值法重建结果对比如图 2 所示，采用基于三维平面扫描的插值算法[6]可以提高合成的光声信号的准确性，降低计算成本。与常规的反投影法相比，它能够减小旁瓣和伪影，而且由于考虑了光的衰减，因此可以实现连续重建。插值法的精度一般不高，而且还需要解决声速不均匀问题和考虑超声探测器尺寸的影响。



(a) 吸收体仿真模型 (b) 无插值 (c) 高斯函数插值法

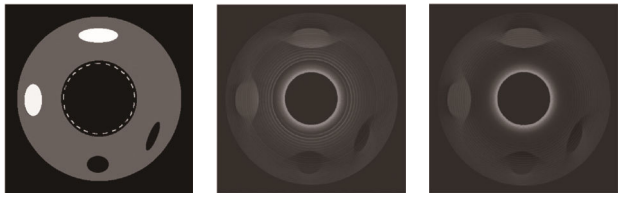
图 2 插值法重建结果对比[6]

Fig.2 Comparison of reconstruction results with interpolation method[6]

2.2 基于圆弧 Radon 变换的方法

基于圆弧 Radon(Circular Arc Radon, CAR)变换的数值反演算法是一种高效的非迭代算法，它能够解决全圆周 Radon 变换反演算法中第一类 Volterra 积分方程得不到稳定解的问题，其原理[7]是：首先，

使用梯形积分(Trapezoidal Product Integration, TPI)法反演求解CAR变换中出现的第一类Volterra积分方程；然后采用截断奇异值分解(Truncated Singular Value Decomposition, TSVD)法对积分核的离散近似病态矩阵 $\boldsymbol{B}$ 进行分解，得到其逆矩阵 $\boldsymbol{B}^{-1}$；最后，利用 CAR 逆变换得到原始声压分布。在有限角度扫描的情况下，由于圆弧边界混入大量伪影以及圆弧角度的限制，可能导致图像中一些目标的边缘不可见。为此，可对矩阵 $\boldsymbol{B}$ 进行加权处理，以减少有限角度扫描造成的伪影。矩阵 $\boldsymbol{B}$ 加权处理对重建结果的影响如图 3 所示。



(a)吸收体仿真模型　(b)加权处理前　(c)加权处理后

图 3　矩阵 $\boldsymbol{B}$ 加权处理对重建结果的影响[7]

Fig.3　Effect of weighting $\boldsymbol{B}$ on the reconstruction results[7]

2.3　迭代重建算法

2.3.1　同步迭代重建算法

采用基于全变分(Total Variation, TV)的迭代重建算法可以大幅减少所需的测量数据，但是缺少某些角度的投影数据可能导致图像边缘模糊和明显的伪影，特别是在数据严重不足时[8]。此外，还可采用代数重建算法(Algebraic Reconstruction Techniques, ART)，与 FBP 相比，ART 可以显著提高图像的分辨率和对比度[9]，但是其计算复杂度较高，一定程度上会影响重建的速度和质量。

为了解决上述问题，可采用同步迭代重建技术(Simultaneous Iterative Reconstruction Technique, SIRT)及其改进算法(Modified SIRT, MSIRT)[10-12]。同步迭代就是以各像素对应于所有迭代变化的平均值作为像素的修正值。SIRT 的原理是：首先，设定初始重建图像；然后，计算通过图像中各像素点的所有投影数据，以此修正图像；最后，检验是否满足收敛准则。ART 和 SIRT 的重建时间如表 1 和图 4 所示，相较于 ART，SIRT 的迭代收敛速度更快，能够以较少的迭代次数实现高精度的图像重建，但

表 1　ART 和 SIRT 的重建时间对比[12]

Table 1　Comparison of reconstruction time of ART and SIRT[12]

算法	迭代次数	重建时间/s
ART	100	2
	1 000	11
SIRT	100	15
	1 000	141

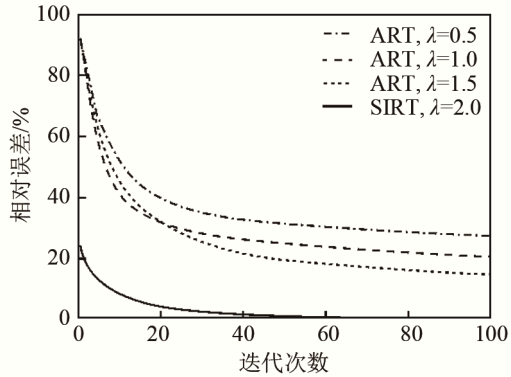


图 4　ART 和 SIRT 的收敛速度比较(λ 为松弛因子)[12]

Fig.4　Comparison of convergence speed between ART and SIRT (λ is the relaxation factor)[12]

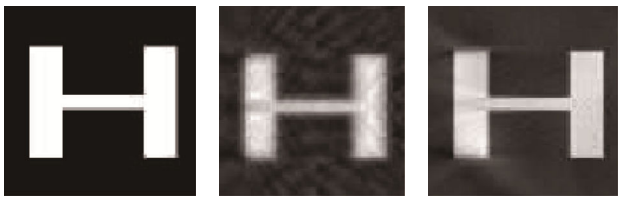
重建时间较长。为此，需对 SIRT 进行改进。

MSIRT 方法中每次迭代的是各像素的修正值，即累加经过该像素的所有投影数据的误差值，而不是只与一条投影数据有关，可有效抑制测量数据中的噪声。此外，通过线性搜索调整速度更新的步长，还可以提高迭代收敛的速度[13]，ART 和 MSIRT 的性能和重建结果分别如表 2 和图 5 所示。

表 2　ART 和 MSIRT 的性能对比[13]

Table 2　Comparison of performance of ART and MSIRT[13]

算法	迭代次数	重建时间/s	相对误差
ART	20	469.55	0.627
MSIRT	20	322.29	0.302



(a) 仿真模型　(b) ART 重建　(c) MSIRT 重建

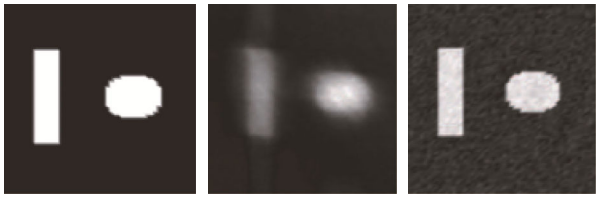
图 5　ART 和 MSIRT 的重建结果对比[13]

Fig.5　Comparison of reconstruction results with ART and MSIRT[13]

2.3.2　与 FBP 结合的迭代重建算法

(1) 结合有限域 FBP 的实时迭代重建方法

FBP 的原理简单、速度快且易实现。但对于有限角度扫描获得的不完备数据，FBP 会导致图像的空间分辨率和对比度降低，使目标的形状发生模糊和变形。与 FBP 相比，SIRT 可以大大减少重建图像中的伪影，并在数据不完整以及含有噪声的情况下重建更高质量的图像，但其计算复杂度较高，所需的计算时间远大于 FBP，可能会限制其在实时成像中的应用。通过将 SIRT 与有限域 FBP 相结合，则可在保证重建精度的基础上，显著减少重建时间。其原理是：首先利用有限域 FBP 重建初始图像，然后使用 SIRT 对初始图像进行优化[14]，结果如图 6 所示。另外，对于换能器阵列接收立体角有限的问



(a) 仿真模型 (b) FBP 初始图像 (c) SIRT 优化图像

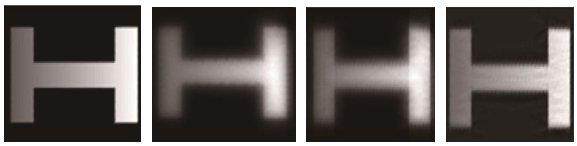
图 6 与有限域 FBP 相结合的 SIRT 重建结果[14]

Fig.6 Results of SIRT combined with FBP in limited-view[14]

题，则可将换能器阵列的方向性模式函数作为迭代过程中的加权因子，以进一步改善图像质量。

(2) 组合迭代重建算法

在扫描区域内使用 ART 算法能够重建出没有伪影的清晰图像，但其所需运算时间较长。组合重建算法则是用 FBP 重建出初始图像，在此基础上再进行迭代，其运算时间是传统 ART 算法的 20%，且重建图像质量明显优于 FBP[15]，3 种算法的重建结果对比如图 7 所示。



(a)仿真模型 (b)FBP (c)ART (d)组合迭代重建

图 7 3 种算法的重建结果对比[15]

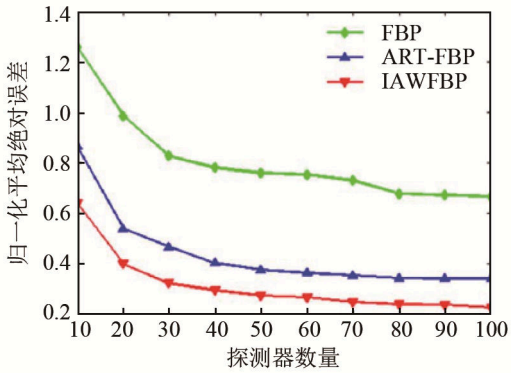
Fig.7 Comparison of reconstruction results of three algorithms[15]

(3) 迭代加权 FBP 算法

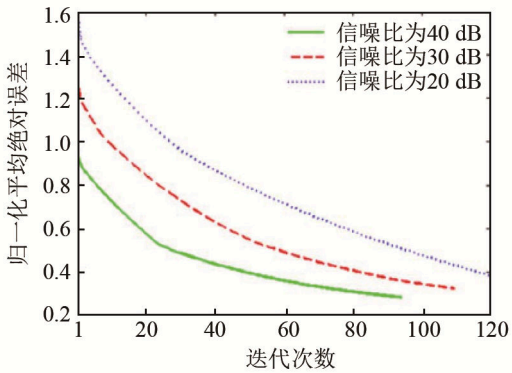
迭代自适应加权 FBP(Iterative Adaptive Weighted FBP, IAWFBP)[16]的原理是：首先，利用基于有限角度的 FBP 重建初始图像；然后，根据初始图像和光声信号测量值计算投影信号的加权系数；其次，利用初始图像和加权系数得到模拟的光声信号，并计算其与测量值之间的残差；最后，对残差信号做反投影运算得到残差图像，并将其与上一次迭代生成的光吸收分布图相加获得修正图像。重复上述过程，并设置最大迭代次数和迭代误差作为迭代结束条件。FBP、ART-FBP 和 IAWFBP 算法的性能对比如图 8 所示。IAWFBP 方法可以有效减少图像中的伪影，且在精度、对比度和对噪声的鲁棒性等方面都有很好的表现。但是，该算法存在成像系统扫描时间过长的缺陷，可以使用多阵元探测器阵列和多光谱高频激光源减少扫描时间。

采用正则化迭代加权 FBP(Regularized Iterative Weighted FBP, RIWFBP)[17]还可进一步提高重建精度。首先，使用 FBP 从有限角度测量数据中重建初始光吸收分布图；然后，在每一次迭代中，计算光声信号的测量值和模拟值之间的差值，以此修正图像，并采用正则化方法提高迭代的收敛速度。实验

(a) FBP 结果 (b) ART-FBP 结果 (c) IAWFBP 结果



(d) 重建精度对比



(e) IAWFBP 算法对噪声的鲁棒性

图 8 FBP、ART-FBP 和 IAWFBP 算法的性能对比[16]

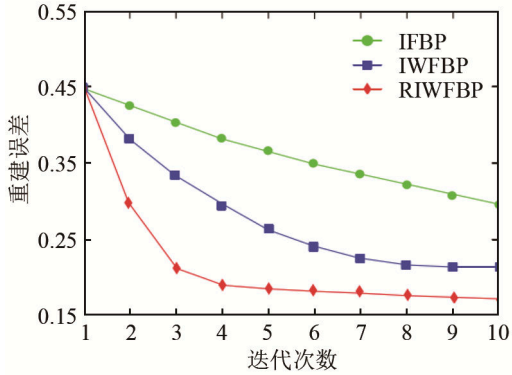
Fig.8 Comparison of FBP, ART-FBP and IAWFBP[16]

证明，采用该算法在前五次迭代中即可有效抑制 IAWFBP 中存在的有限角度扫描所致的伪影。而且该方法在精度和对噪声的鲁棒性方面均优于 IAWFBP 和传统的迭代方法，能够显著减少所需的超声换能器数量和扫描时间，IFBP、IAWFBP、RIWFBP 算法的性能对比如图 9 所示。

(4) 滤波平均反投影迭代算法

FBP 是将去除探测器脉冲响应的光声信号测量值直接反投影到对采集信号有贡献的测量点上，会造成不同位置测量点的投影不均匀现象。利用滤波平均反投影算法可解决该问题[18]：首先，对光声信号测量值进行反卷积去除探测器脉冲响应的影响，统计对采集信号有贡献的投影点个数，求得实际光声信号均值，并将平均后的信号对每一个测量点进行反投影重建；然后，对成像区域中每一点的像素值用该点的投影累加次数进行平均。采用该方法重

(a) IFBP 结果　(b) IAWFBP 结果　(c) RIWFBP 结果



(d) 迭代次数和重建误差之间的关系

图 9　IFBP、IAWFBP 和 RIWFBP 性能对比[17]

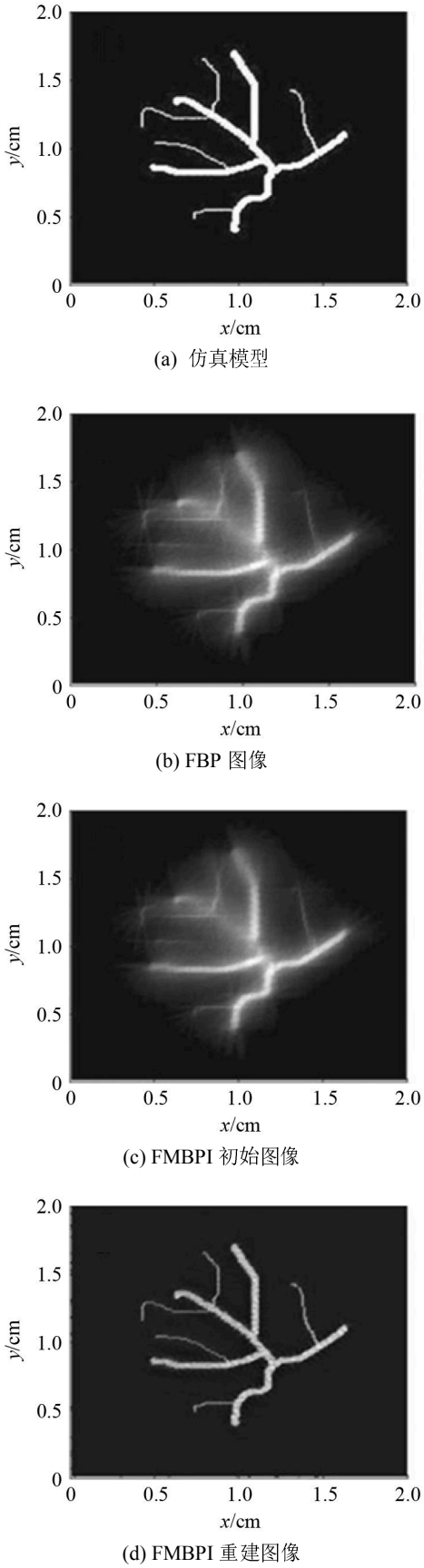
Fig.9　Comparison of performance of IFBP, IAWFBP and RIWFBP[17]

建的初始声压分布图的结构与实际的声场分布结构大致相同，各点的声压幅值和实际值较接近。

在传统的迭代重建中，声压分布的初始值通常采用空矩阵或者直接反投影的结果，可能增加迭代次数，延长计算时间。滤波平均反投影迭代(Filtered Mean-Back-Projection Iterative, FMBPI)算法[19]能够弥补传统迭代算法在计算时间上的不足，其原理是：首先，利用滤波平均反投影算法从不完备的光声数据中重建初始声压分布，作为迭代的初始值；然后，采用迭代重建算法修正初始声压分布，减小光声信号的计算值和测量值之间的误差，去除由反投影引入的伪影，FBP 和 FMBPI 结果对比如图 10 所示。FMBPI 算法的适应性较强，由于采用滤波均值反投影算法对光声信号进行预处理，因而可以消除反投影的不均匀现象。另外，相对于传统的迭代重建算法，FMBPI 利用初始声压分布与实际分布之间的逼近关系以及权重因子来减少迭代次数，可以在相对较短的时间内重建出精度更高的光声图像。

2.3.3 基于梯度投影的迭代算法

基于稀疏探测器阵列和迭代重建算法的 PAT 成像系统为高帧率三维 PAT 成像的开发提供了可能性，应用基于梯度投影的迭代图像重建算法[20]可以提高成像效率，获取以单束激光作为光源、帧率为 10 Hz 的三维 PAT 图像(图 11)。该算法的原理是：首先，设定解的初始值；然后，由约束条件确定初始值的凸约束集边界上梯度的投影，求出可行



(a) 仿真模型

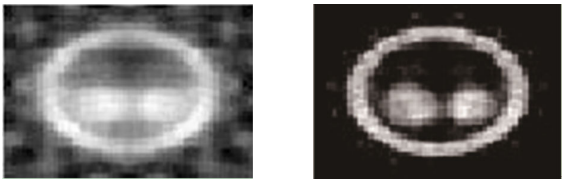
(b) FBP 图像

(c) FMBPI 初始图像

(d) FMBPI 重建图像

图 10　FBP 和 FMBPI 结果对比[19]

Fig.10　Comparison of reconstruction results with FBP and FMBPI[19]



(a) SIRT 结果 (b) 基于梯度投影的迭代结果

图 11 SIRT 和基于梯度投影的迭代算法的重建结果对比[20]

Fig.11 Comparison of reconstruction results with SIRT and gradient projection-based iterative algorithm[20]

的下降方向和步长；接着，线性搜索最优步长，并以此为条件求得新的迭代点；最后，进行收敛测试，检验是否可以终止迭代。

2.4 基于 Gerchberg-Papoulis 外推的补偿方法

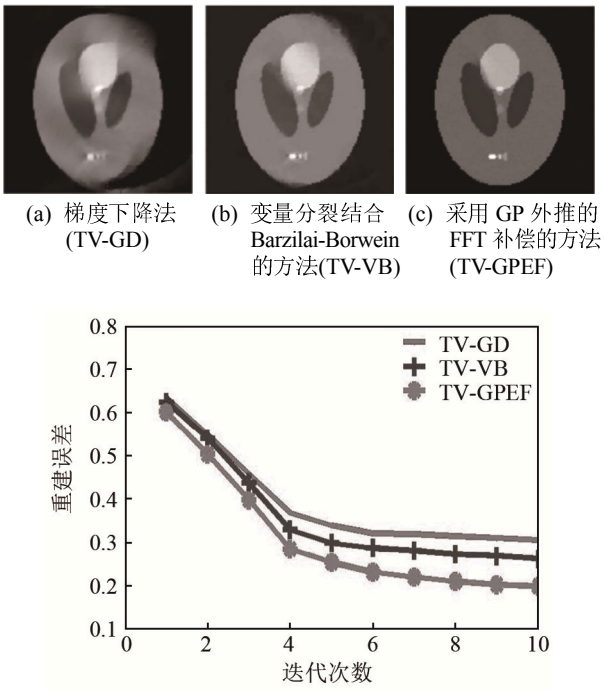
由信号 $f(t)$的部分已知数据 $g(t)$重建 $f(t)$在整个定义域上的值称为带限函数外推问题。Gerchberg-Papoulis(GP)外推算法是解决带限函数外推问题的一种迭代算法[21]，其理论依据是长球面波函数展开及其相关的谱估计理论[22]。用 GP 外推算法可解决有限角度 PAT 成像中由不完备采样数据造成的盲区、模糊和伪影等问题[8]。首先，利用快速傅里叶变换得到光声信号测量值的频谱，在频域中做反投影运算，再利用傅里叶逆变换得到初始声压分布，进而求出空间光吸收分布，以此作为迭代的初始值；然后，利用 GP 外推算法对盲区信号进行补偿，以修正图像，同时结合全变分(Total Variation, TV)正则化提高迭代的收敛速度。与迭代重建再投影(Iterative Reconstruction Reprojection, IRR)算法相比，该算法可以加快补偿速度，减少计算时间，解决稀疏探测器阵列采集信号所导致的伪影、失真和模糊问题，增强图像边缘，更好地保留细节信息，3 种算法的性能对比如图 12 所示。

2.5 基于压缩感知的方法

2.5.1 压缩感知重建算法

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论打破了奈奎斯特抽样定理的限制，认为只要信号是稀疏的或可压缩的，就能够通过数据压缩节省对大量无用信息的采样，然后求解特定的优化问题，即可利用少量的压缩数据恢复原信号。

实际人体组织中，多数光吸收体的时空相关性较低，所以常规的采样数据通常是高度冗余的。由于大部分光声图像具有稀疏性，或者针对某个变换基函数满足稀疏性条件，因此利用少量随机采样信号能够实现图像的重建。即把原始光声信号在特定测量矩阵上的投影作为测量数据，通过稀疏约束重构算法恢复原始信号，最终利用少量数据和低成本



(a) 梯度下降法(TV-GD) (b) 变量分裂结合 Barzilai-Borwein 的方法(TV-VB) (c) 采用 GP 外推的 FFT 补偿的方法(TV-GPEF)

(d) 迭代次数和重建误差之间的关系

图 12 TV-GD, TV-VB, TV-GPEF 算法的性能对比[8]

Fig.12 Comparison of performance for TV-GD, TV-VB, TV-GPEF[8]

硬件实现高分辨率光声成像[23]。

例如：在文献[24]中提出了一种基于 CS 的光吸收分布图重建方法，利用全采样光声数据的 1/4 即可重建光吸收分布图。其原理是：初始光吸收分布通常由组织边界的光滑部分和跳变点构成，所以其拉普拉斯变换是稀疏的(或者至少是被压缩的)。根据光声信号测量值的二阶时间导数与初始光吸收分布的拉普拉斯变换之间的对应关系，重建出光吸收分布图[25]。针对脉冲激光随机照射条件下的 PAT 成像，文献[25]提出利用 CS 算法减少随机照射次数来提高数据采集速度，仅利用两个夹角为 90°的探测器采集的信号测量值就能精确地重建光声图像。

此外，激光脉冲的重复频率和超声换能器的数量会限制光声信号的采集速度。通过采用线性集成探测器进行多角度扫描，设置合理的探头分布角度以及测量矩阵等，可以提高信号的采集和处理速度，有效弥补远场成像分辨率，消除图像伪影[26]。而 CS 重建算法可以压缩采样数据，减少超声换能器的数目，加速数据采集，降低硬件成本[27]，其图像重建效果优于反投影(Back-Projection, BP)和迭代重建[27-28]，如图 13 所示。另外，在提高对比噪声比(contrast-to-noise ratio, CNR)和重建速度等方面，频域 CS 比时域 CS 更具优势[29]。

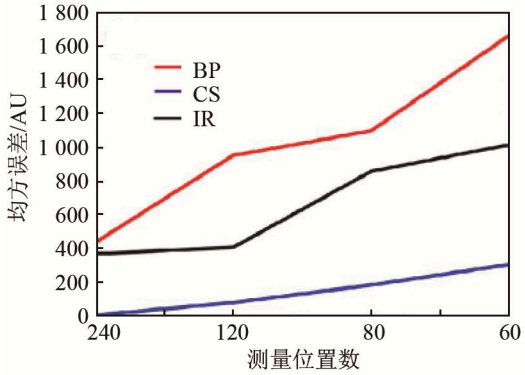


图 13　反投影、迭代重建和 CS 重建算法的性能对比[27]
Fig.13　Comparison of performance of BP,IR and CS[27]

2.5.2　改进的压缩感知重建算法

(1) 结合快速交替方向法的压缩感知算法

在使用 CS 算法重建图像的过程中，利用快速交替方向法(Fast Alternating Direction Method, FADM)可以很好地求解 L0-正则化问题。首先，利用变量分裂技术将稀疏信号的 L0-正则化问题转化为约束优化问题；然后，采用一步 Gauss-Seidel 的思想，利用乘子函数对优化问题中的变量做极小化处理；其次，二次更新变量和乘子；最后，利用反正交变换重建原始信号。与 FBP 和其它 CS 算法相比，FADM 可以更快地减小相对误差，在计算效率和数据保真方面效果理想。此外，该算法对噪声有很好的鲁棒性[31-32]，FBP 算法与 FADM 重建结果的对比如图 14 所示。

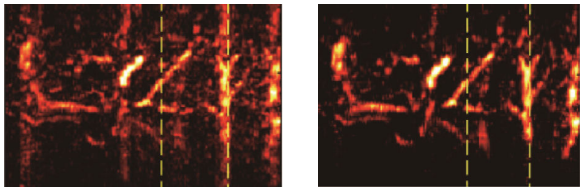
(a) 仿真模型　(b) FBP 重建结果　(c) FADM 重建结果
图 14　FBP 算法与 FADM 重建结果的对比[30]
Fig.14　Comparison of reconstruction results with FBP and FADM[30]

(2) 具有部分已知支集的压缩感知算法

具有部分已知支集的 CS(CS with Partially Known Support, CS-PKS)算法[32-35]是将部分已知信号的空间位置作为 CS 重建中的先验信息，降低待重建信号的复杂度。与传统 CS 算法相比，CS-PKS 可以用稀疏欠采样数据的 1/3 重建具有更高 CNR 的图像，减少高保真重建所需的测量次数，并能够以相对较少的迭代次数快速收敛，传统 CS 方法与 CS-PSK 方法对人手血管的成像结果如图 15 所示。

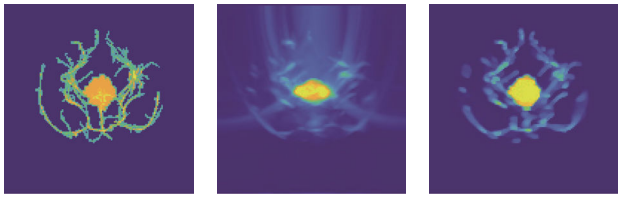
(3) 合标准重建方法的压缩感知算法

目前的三维 PAT 成像系统能够实现高帧率的



(a) 传统 CS 方法结果　(b) CS-PSK 方法结果
图 15　人手血管的 PAT 图像[33]
Fig.15　PAT images of the subcutaneous vasculature of human hand[33]

成像，但不能同时提供高空间和时间分辨率的图像，这限制了其动态成像(即四维 PAT)的能力。结合标准重建法的 CS 算法为解决这一问题提供了可能[25,37]。原理是：采用 CS 算法从空间欠采样的光声信号中恢复完整的光声信号，然后利用标准重建算法重建图像。此外，还可通过结合 TV 正则化方法，加速迭代收敛。这种复合算法能够减少空间测量次数，降低算法的复杂度，重建出具有较好空间分辨率和对比度的图像，反投影法和结合反投影的 CS 重建结果如图 16 所示[37]。



(a) 肿瘤仿真模型　(b) BP 结果　(c) 结合 BP 的 CS 结果
图 16　反投影法和结合反投影的 CS 重建结果[36]
Fig.16　Reconstruction results with BP and CS combined with BP[36]

2.6　基于主成分分析的方法

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)是一种常用的统计方法，可以将高维数据空间转化为低维特征空间，在去除冗余、特征提取以及数据压缩等方面效果显著[37]，已被广泛应用于图像处理、基因数据挖掘和医学成像系统中[38-41]。

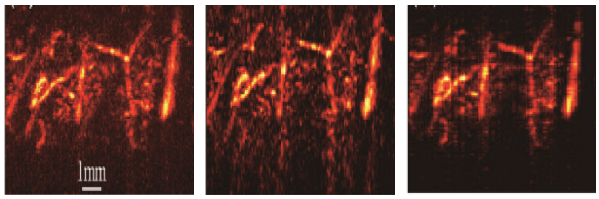
基于 PCA 的三维光声层析(PCA-PAT)成像[42]使用部分全采样数据来计算全部数据的主要成分。将一些均匀分布的全采样图像作为 PCA 的训练样本，通过导出的 PCA 数据恢复其它稀疏采样的图像，无需迭代过程便可根据稀疏采样数据快速重建高质量的三维光声图像。

PCA-PAT 成像是一种低成本的快速三维成像方法，可以有效地降低数据采集和图像重建的时间，与 BP 相比，测量次数可减少约 50%。在重建时间缩短约 40%的情况下，可重建出与基于全采样的 BP 质量相同的图像。另外，当超声换能器数量相同时，PCA 的图像重建速度约是 CS 的 8 倍，且

成像精度更高，分别如表 3 和图 17 所示。

表 3 BP，CS 和 PCA 算法重建时间的比较[42]
Table 3 Comparison of reconstruction time of BP, CS and PCA methods [42]

算法	重建时间/s	CNR/dB
BP	8.32	22.78
CS	35.20	15.28
PCA	4.63	35.78



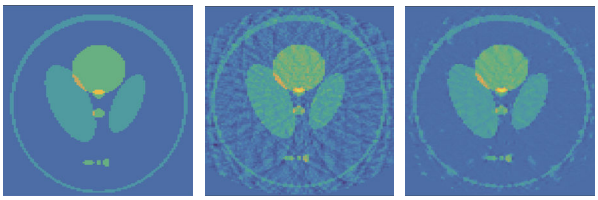
(a) BP 图像 (b) CS 重建图像 (c) PCA 重建图像
图 17 应用 BP、CS 和 PCA 的重建图像[42]
Fig.17 PAT images reconstructed with BP, CS and PCA methods[42]

2.7 基于深度学习的方法

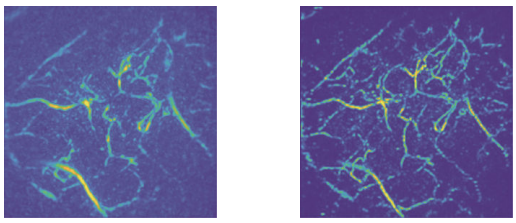
深度学习(deep learning)是机器学习中对数据进行表征学习的一种方法，在模式识别和机器学习领域具有广泛的应用。近年来，深度学习算法特别是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)已经迅速成为医学图像分析的首选方法[43]，它在快速重建高质量的图像方面也具有巨大潜力。针对稀疏采样的 PAT 成像，通过将 CNN 与标准重建方法相结合，可以得到高分辨率的光声图像[44]。与经典的迭代重建算法相比，基于 CNN 的重建算法在速度和质量等方面也具有较大优势。

基于 CNN 的 PAT 图像重建算法可以分为两类：(1) 首先采用快速、简单的标准重建算法从稀疏采样的光声数据中重建出含有伪影的低质量图像，然后用训练后的 CNN 进行图像后处理，去除伪影[45-46]，重建结果如图 18 所示；(2) 基于模型的深度学习，即将 PAT 成像的前向物理模型包含到 CNN 的训练和图像重建中。例如文献[44]提出的方法将稀疏光声数据的梯度信息和迭代算法相结合，首先计算光声信号测量值的梯度，通过训练使 CNN 学习目标图像的先验知识(如结构特点等)；然后，将训练后的 CNN 应用于光声测量数据，并使用迭代算法重建光声图像，重建结果如图 19 所示。

相对于点探测器，采用集成线性探测器可实现对三维结构的高分辨 PAT 成像。最近，使用 64 个并行线性探测器阵列的三维 PAT 成像系统也已实现[47]。针对此类系统，将动态孔径长度(Dynamic Aperture Length, DAL)校正算法与 CNN 方法相结合，能够实时生成高分辨率的三维投影图像[48]。



(a) Shepp-Logan 模型 (b) FBP 重建图像 (c) CNN 处理后图像
图 18 CNN 后处理的重建结果[45]
Fig.18 Reconstruction results of CNN post-processing[45]



(a) 初始图像 (b) 深度梯度下降法迭代重建图像
图 19 人手掌的光声图像[44]
Fig.19 The photoacoustic tomography of a human palm[44]

3 有限角度定量光声层析成像

对于有限角度扫描的多光源 qPAT (Multiple-Source, MS-qPAT)，不完备的测量数据会导致无法稳定重建初始声压分布，故传统的两步算法[4]不再适用。此时可采用一步算法[49]，即利用多个光源照射得到的多组声压数据直接重建光吸收系数和散射系数。例如，文献[50-51]提出一种实用的 MS-qPAT 图像重建方法，首先确定超声换能器的空间冲激响应(Spatial Impulse Response, SIR)和声电冲激响应(Acousto-Electric Impulse Response, EIR)，模拟声学测量；然后，采集光源附近区域的声压信号，在光声耦合前向传输模型中结合空间 SIR、EIR 以及有限角度扫描，利用基于交替方向法(Alternating Direction Method, ADM)的拟牛顿法获得光吸收系数和散射系数的精确解。

4 结 语

PAT 成像的效率和图像质量与图像重建算法有直接的关系。目前，多数成熟的标准重建算法都是基于完备数据的，但在实际应用中受探测器阵元尺寸、机械结构、接收角度以及带宽等的限制，往往不能满足全角度扫描和完备数据采集的条件。若仍采用标准重建算法，则可能导致图像中的伪影严重，空间分辨率降低。近些年，针对有限角度扫描和稀疏测量数据的问题，各种新的图像重建算法层出不穷。这些算法能够利用高度不完备的测量数据恢复高质量的图像，它们对扫描角度和数据稀疏度

的要求如表 4 和表 5 中所示。

减少测量次数、降低系统成本、提高数据采集速度和成像速度是今后 PAT 研究的主要发展方向，这对于实现三维光声图像重建以及高性能、高分辨率和高性价比的 PAT 成像系统开发具有重要意义。

表 4　主要算法的有效扫描角度范围
Table 4　Effective angle range of the algorithms mentioned in the paper

算法	有效角度范围/(°)
BP	>140
圆弧 Radon 变换法	>150
ART	>180
SIRT	>180
MSIRT	>180
FBP 与 SIRT 结合	>120
组合迭代重建算法	>180
IAWFBP	>180°
RIWFBP	>180
FMBPI	>120
TV-GPEF	>90
CS-FADM	>90

图 5　主要算法的数据稀疏情况
Table 5　The sparse data of the algorithms mentioned in this paper

算法	测量数据/全采样数据
CS-FADM	40%
CS-PKS	30%
PCA	30%

参　考　文　献

[1] YAO J, WANG L V. Recent progress in photoacoustic molecular imaging[J]. Current Opinion in Chemical Biology, 2018, **45**: 104-112.

[2] 孙正, 韩朵朵, 王健健. 血管内光声成像图像重建的研究现状 [J]. 光电工程, 2015, **42**(3): 20-27.
SUN Zheng, HAN Duoduo, WANG Jianjian. Review of image reconstruction for intravascular photoacoustic imaging[J]. Opto-Electronic Engineering, 2015, **42**(3): 20-27.

[3] VANDERLAAN D, KARPIOUK A B, YEAGER D, et al. Real-time intravascular ultrasound and photoacoustic imaging[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics & Frequency Control, 2016, **64**(1): 141-149.

[4] 孙正, 郑兰. 定量光声层析成像的研究进展[J]. 发光学报, 2017, **38**(9): 1222-1232.
SUN Zheng, ZHENG Lan. Review on progress of quantitative photoacoustic tomography[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2017, **38**(9): 1222-1232.

[5] 吴丹, 陶超, 刘晓峻. 有限方位扫描的光声断层成像分辨率研究[J]. 物理学报, 2010, **59**(8): 5845-5850.
WU Dan, TAO Chao, LIU Xiaojun. Study of the resolution of limited-view photoacoustic tomography[J]. Acta Physica Sinica, 2010, **59**(8): 5845-5850.

[6] BU S, YAMAKAWAY M, SHIINA T. Interpolation method for model-based 3-D planar photoacoustic tomography reconstruction [C]//Proceedings of The 3rd Biomedical Engineering International Conference, 2010: 129-132.

[7] SYED T A, KRISHNAN V P, SIVASWAMY J. Numerical inversion of circular arc radon transform[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2017, **2**(4): 540-549.

[8] WANG J, WANG Y Y. An efficient compensation method for limited-view photoacoustic imaging reconstruction based on gerchberg-papoulis extrapolation[J]. Applied Sciences, 2017, **7**(5): 505.

[9] YANG D W, XING D. Limited-view scanning photoacoustic imaging based on algebraic reconstruction techniques[J]. Acta Optica Sinica, 2005, **6047**(6): 60470I.

[10] 郭威. CT 不完全投影数据重建算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2011.
GUO Wei. Research on reconstruction algorithms of CT with incomplete projection data[D]. Changshun: Jilin University, 2011.

[11] 苏邦良, 张以恒, 彭黎辉, 等. 同步迭代图像重建技术在电容层析成像系统中的应用[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2000, **40**(9): 90-92.
SU Bangliang, ZHANG Yiheng, PENG Lihui, et al. Simultaneous iterative reconstruction technique for electrical capacitance tomography[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2000, **40**(9): 90-92.

[12] 陈夏, 胡红利, 高享想, 等. 代数重建和同步迭代重建在电容层析成像中的比较研究[J]. 西安交通大学学报, 2011, **45**(4): 25-29.
CHEN Xia, HU Hongli, GAO Xiangxiang, et al. Comparison of Algebraic Reconstruction Technique and Simultaneous Iterative Reconstruction Technique in Electrical Capacitance Tomography Image Reconstruction[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, **45**(4):25-29.

[13] 向良忠, 邢达, 谷怀民, 等. 改进的同步迭代算法在光声血管成像中的应用[J]. 物理学报, 2007, **56**(7): 3911-3916.
XIANG Liangzhong, XING Da, GU Huaimin, et al. Photoacoustic imaging of blood vessels based on modified simultaneous iterative reconstruction technique[J]. Acta Physica Sinica, 2007, **56**(7): 3911-3916.

[14] YANG D W, XING D, ZHAO X, et al. A combined reconstruction algorithm for limited-view multi-element photoacoustic imaging[J]. Chinese Physics Letters, 2010, **27**(5): 144-147.

[15] MA S B, GUO H. A novel limited-view photoacoustic reconstruction algorithm combined iteration with back-projection calculation [C]//Proceedings of SPIE International Conference on Photonics and Imaging in Biology and Medicine, 6 March 2009, 7280: 72801G.

[16] LIU X Y, PENG D, MA X B, et al. Limited-view photoacoustic imaging based on an iterative adaptive weighted filtered back-projection approach[J]. Applied Optics, 2013, **52**(15): 3477-3483.

[17] LIU X Y, PENG D. Regularized iterative weighted filtered back-projection for few-view data photoacoustic imaging[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2016: 1-8.

[18] 马松波. 滤波平均反投影迭代重建算法以及流体光声图像测速技术探索[D]. 广州: 华南师范大学, 2010.
MA Songbo. Studies of filtered mean-projection-iterative reconstruction and photoacoustic imaging velocimetry method for flow-field measurement[D]. Guangzhou: South China Normal University, 2010.

[19] MA S B, YANG S H, GUO H. Limited-view photoacoustic imaging based on linear-array detection and filtered mean back-projection iterative reconstruction[J]. Journal of Applied Physics, 2009, **106**(12): 024015.

[20] CHAUDHARY G, ROUMELIOTIS M, CARSON J J L, et al.Comparison of reconstruction algorithms for sparse-array detection photo-acoustic tomography[C]//Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and

Sensing, 23 Feb. 2010, 7564: 756434.

[21] 张兆田, 渠刚荣, 姜明. 带限函数外推算法收敛性研究[J]. 工程数学学报, 2004, **21**(2): 143-148.
ZHANG Zhaotian, QU Gangrong, JIANG Ming. Convergence on extrapolation for band-limited function[J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2004, **21**(2): 143-148.

[22] 王桥, 吴乐南. 带限信号外推问题新的解析解[J]. 电子与信息学报, 1999, **21**(6): 825-828.
WANG Qiao, WU Yuenan. New analytical solution to extrapolation problem for band-limited signals[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 1999, **21**(6): 825-828.

[23] 孙明健, 冯乃章, 沈毅, 等. 基于压缩感知的多角度观测光声成像方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, **32**(12): 2699-2705.
SUN Mingjian, FENG Naizhang, SHEN Yi, et al. Photoacoustic imaging method based on compressed sensing and multi-angle observation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, **32**(12): 2699-2705.

[24] HALTMEIER M, SANDBICHLER M, BERER T, et al. A new sparsification and reconstruction strategy for compressed sensing photoacoustic tomography[J]. J. Acoust. Soc. Am., 2018, **143**(6): 3838-3848

[25] LIANG D, ZHANG H F, YING L. Compressed-sensing photoacoustic imaging based on random optical illumination[J]. International Journal of Functional Informatics & Personalised Medicine. 2009, **2**(4): 394-406.

[26] SANDBICHLER M, KRAHMER F, BERER T, et al. A novel compressed sensing scheme for photoacoustic tomography[J]. Siam Journal on Applied Mathematics, 2015, **75**(6): 2475-2494.

[27] GUO Z J, LI C H, SONG L, et al. Compressed sensing in photoacoustic tomography in vivo[J]. Journal of Biomedical Optics, 2010, **15**(2): 1-6.

[28] PROVOST J, LESAGE F. The application of compressed sensing for photo-acoustic tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, **28**(4): 585-594.

[29] MENG J, LIANG D, SONG L. Compressed sensing photoacoustic tomography in vivo in time and frequency domains[C]//Proceedings of 2012 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI), Hong Kong and Shenzhen, China, 2-7 Jan. 2012: 717-720.

[30] LIU X Y, PENG D, GUO W, et al. Compressed sensing photoacoustic imaging based on fast alternating direction algorithm[J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2012, **2012**: 1-7.

[31] 杨真真, 杨震. 压缩感知中基于快速交替方向乘子法的 L0-正则化信号重构[J]. 电子与信息学报, 2013, **35**(4): 826-831.
YANG Zhenzhen, YANG Zhen. L0-regularisation signal reconstruction based on fast alternating direction method of multipliers for compressed sensing[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2013, **35**(4): 826-831.

[32] VASWANI N, LU W. Modified-CS: modifying compressive sensing for problems with partially known support[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, **58**(9): 4595-4607.

[33] MENG J, WANG L V, YING L, et al. Compressed-sensing photoacoustic computed tomography in vivo with partially known support[J]. Medical & Biological Imaging. 2012, **20**(15): 16510-16523.

[34] LIANG D, DIBELLA E V R, CHEN R R, et al. k-t ISD: Dynamic cardiac MR imaging using compressed sensing with iterative support detection[J]. Magnetic Resonance in Medicine. 2012, **68**(1): 41-53.

[35] 孟静, 宋亮. 基于压缩感知理论的光声成像方法研究现状[J]. 激光生物学报, 2013, **22**(1): 26-33.
MENG Jing, SONG Liang. Compressed-sensing photoacoustic tomography: a review[J]. Acta Laser Biology Sinica, 2013, **22**(1): 26-33.

[36] ARRIDGE S, BEARD P, BETCKE M, et al. Accelerated high-resolution photoacoustic tomography via compressed sensing[J]. Physics in Medicine & Biology, 2016, **61**(24): 8908-8940.

[37] ABDI H, WILLIAMS L J. Principal component analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews Computational Statistics, 2010, **2**(4): 433-459.

[38] KHEDHER L, RAMÍREZ J, GÓRRIZ J M, et al. Early diagnosis of Alzheimer's disease based on partial least squares，principal component analysis and support vector machine using segmented MRI images[J]. Neurocomputing, 2015, **151**(1): 139-150.

[39] LIU J X, XU Y, ZHENG C H, et al. RPCA-based tumor classification using gene expression data[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology & Bioinformatics, 2015, **12**(4): 964-970.

[40] WANG J, LI T F, LU H B, et al. Penalized weighted least-squares approach to sinogram noise reduction and image reconstruction for low-dose X-ray computed tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, **25**(10): 1272-1283.

[41] TrÉMoulhÉAc B, Dikaios N, Atkinson D, et al. Dynamic MR image reconstruction–separation from under-sampled (k, t)-space via low-rank plus sparse prior[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, **33**(8): 1689-1701.

[42] MENG J, JIANG Z B, WANG L V, et al. High-speed, sparse-sampling three-dimensional photoacoustic computed tomographyin vivo based on principal component analysis[J]. Journal of Biomedical Optics. 2016, **21**(7): 076007.

[43] LITJENS G, KOOI T, BEJNORDI B E, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. Medical Image Analysis. 2017, **42**(9): 60-88.

[44] HAUPTMANN A, LUCKA F, BETCKE M, et al. Model based learning for accelerated, limited-view 3D photoacoustic tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, **37**(6): 1382-1393.

[45] ANTHOLZER S, HALTMEIER M, SCHWAB J. Deep learning for photoacoustic tomography from sparse data[J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2019, **27**(7): 987-1005.

[46] HALTMEIER M, ANTHOLZER S, SCHWAB J, et al. Photoacoustic image reconstruction via deep learning[C]//Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing, San Francisco, California, United States, 19 February 2018, 10494: 433-442.

[47] PALTAUF G, HARTMAIR P, KOVACHEV G, et al. Piezoelectric line detector array for photoacoustic tomography[J]. Photoacoustics, 2017(8): 28-36.

[48] SCHWAB J, ANTHOLZER S, NUSTER R, et al. DALnet: High-resolution photoacoustic projection imaging using deep learning[J]. arXiv, 2018: 1801.06693.

[49] DING T, REN K, VALLELIAN S. A one-step reconstruction algorithm for quantitative photoacoustic imaging[J]. Inverse Problems, 2015, **31**(9): 095005.

[50] FENG J, GAO H, SONG L. Limited-view multi-source quantitative photoacoustic tomography[J]. Medical Physics, 2015, **42**(6): 3222-3222.

[51] FENG J, ZHOU W F, GAO H. Multi-source quantitative photoacoustic tomography with detector response function and limited-view scanning[J]. Journal of Computational Mathematics. 2016, **34**(6): 590-609.