

光学学报

一种优化区域知识先验的稀疏角锥束 X 射线发光断层成像方法

张海波¹, 寇姣姣¹, 黄启辰¹, 刘英杰¹, 侯榆青¹, 贺小伟¹, 周明全¹, 张瑞^{2*}

¹西北大学信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127;

²军事口腔医学国家重点实验室, 国家口腔疾病临床医学研究中心, 陕西省口腔疾病临床研究中心, 第四军医大学口腔医院正畸科, 陕西 西安 710032

摘要 锥束 X 射线发光断层 (CB-XLCT) 成像是一种可在生物体外对早期肿瘤进行有效检测的新型医学成像技术。稀疏角 CB-XLCT 成像加速了 CB-XLCT 技术的实时成像转化进程。然而, 相对于传统多角度成像, 稀疏角 CB-XLCT 成像的逆问题病态性明显加剧, 这对传统成像方法的有效扩展提出了挑战。基于稀疏非凸 L_p ($0 < p < 1$) 模型, 提出一种迭代重加权裂分增广拉格朗日收缩算法, 进一步结合经典非凸算子提出一种鲁棒稳定的可行区域提取方法, 进而作为优化的知识先验指导靶标的准确重建。设计了数字鼠和物理仿体实验, 分别结合经典 L_1 范数和 L_0 范数的代表算法验证所提方法的有效性和稳健性。实验结果表明, 所提方法不仅可有效求解稀疏角 CB-XLCT 成像逆问题, 还具有具有良好的可扩展性。

关键词 医用光学; 可行区域; 知识先验; 锥束 X 射线发光断层成像; 逆问题

中图分类号 TP391; Q63

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0117001

Sparse-View Cone-Beam X-Ray Luminescence Computed Tomography Imaging for Optimized Regional Prior Knowledge

Zhang Haibo¹, Kou Jiaojiao¹, Huang Qichen¹, Liu Yingjie¹, Hou Yuqing¹, He Xiaowei¹, Zhou Mingquan¹, Zhang Rui^{2*}

¹ School of Information Science & Technology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710127, China;

² State Key Laboratory of Military Stomatology, National Clinical Research Center for Oral Diseases, Clinical Research Center of Oral Diseases of Shaanxi Province, Department of Orthodontics, Stomatological Hospital of Fourth Military Medical University, Xi'an, Shaanxi 710032, China

Abstract Cone-beam X-ray luminescence computed tomography (CB-XLCT) imaging is a new medical imaging technique that can effectively detect early tumors *in vitro*. Sparse-view CB-XLCT imaging brings this technology a step closer to real-time imaging of CB-XLCT technique. Nevertheless, it suffers from a much more severe ill-conditioned inverse problem compared with traditional multi-view imaging, which poses a challenge to the extension of the traditional approach. A sparse non-convex L_p ($0 < p < 1$) model was employed to formulate an iteratively reweighted splitting augmented Lagrangian shrinkage algorithm. The classic non-convex operator was then combined with the algorithm to design a robust and steady method of extracting permissible regions so that it could guide the accurate reconstruction of the target as optimized prior knowledge. Digital rat and physical phantom experiments were designed and combined respectively with the classic representative algorithms of the L_1 -norm and

收稿日期: 2021-05-14; 修回日期: 2021-06-30; 录用日期: 2021-07-06

基金项目: 国家自然科学基金 (61902317, 61731015, 61971350, 2019YFC1521103)、陕西省自然科学基金 (2019JQ-166, 2020SF-036, 2019ZDLSF07-02)、西安市科技计划 (GX YD18.3)

通信作者: *Ruizhang202104@163.com

L_0 -norm to evaluate the efficiency and robustness of the proposed method. The experimental results demonstrate that our proposed method can effectively solve the inverse problem of sparse-view CB-XLCT imaging and possesses expandability.

Key words medical optics; permissible region; knowledge prior; cone-beam X-ray luminescence computed tomography imaging; inverse problem

1 引言

X 射线发光断层(XLCT)成像作为一种新兴的三维分子影像技术,已成为医学成像领域的研究热点^[1-2]。类似于传统 CT 系统,生物体内的纳米靶标受到 X 射线照射,发出近红外光或可见光,通过高灵敏度电耦合器件(CCD)采集生物体表的光信号,借助光传输模型和逆问题求解可对早期肿瘤进行有效检测。相比于传统的生物发光断层(BLT)成像^[3-4]和荧光分子断层(FMT)成像^[5-7],XLCT 成像不仅消除了 FMT 自体荧光的干扰,同时弥补了 BLT 成像深度有限的不足,在早期肿瘤检测、药物代谢监测等预临床研究中得到广泛关注^[8-10]。

根据 CT 射线源的放射方式,传统 XLCT 成像技术主要分为笔束型 XLCT (PB-XLCT)、扇形束 XLCT (FB-XLCT) 以及锥束型 XLCT (CB-XLCT)^[1,8-10]。PB-XLCT 和 FB-XLCT 借助激发方式自身的“激发先验”,尽管成像分辨率高,但是系统耗时过长,不利于生物体的快速成像^[9]。CB-XLCT 借助锥束型射线源扫描时间短和 X 剂量利用率高的优点,为今后在体快速成像提供了可行性^[11-16]。类似于 BLT 和 FMT 等其他光学断层成像模式,传统 CB-XLCT 成像问题在数学上属于逆问题研究。BLT 和 FMT 等经典重建方法大都可直接应用于传统 CB-XLCT 成像。Li 等^[9]提出一种基于高斯马尔可夫随机场的贝叶斯框架用于传统 CB-XLCT 的逆问题求解。曲璇^[11]提出一种基于多网格重建的可行区域方法,实验证明了该方法的有效性,但多网格的多次重建间接增加了计算成本。Gao 等^[17]提出一种重对偶牛顿共轭梯度算法,有效降低了传统 CB-XLCT 逆问题的病态性。随后,稀疏角 CB-XLCT 技术的出现,有力促进了 CB-XLCT 技术的实时成像转化进程^[18]。然而,由于稀疏角度数据的约束,稀疏角 CB-XLCT 的成像逆问题病态性相比传统多角度 CB-XLCT (通常采集 24 个角度的数据)更为严重,使得传统 CB-XLCT 的成像方法往往不能有效应用于稀疏角 CB-XLCT 重建中。此外,经典光学断层成像逆问题求解模型的代表算法众多,其成像性能易受所选算法性能的直接影响,如何针对稀疏角

CB-XLCT 逆问题特点,设计一种鲁棒稳健的成像方法兼顾较好扩展性是亟须解决的问题。

本文针对稀疏角 CB-XLCT 成像逆问题,提出一种基于稀疏非凸 L_p ($0 < p < 1$) 框架的知识先验成像方法。具体地,构建稀疏非凸 L_p 成像逆问题求解模型并将其转化为重加权凸 L_1 正则模型,提出迭代重加权裂分增广拉格朗日收缩算法 (IRW_SALSA- L_p) 来进行高效求解;进一步结合常见的非凸 p ($0 < p < 1$) 算子,提取稀疏解集对应的可行区域并将其优化为先验知识,最终用于指导逆问题的准确求解。通过仿真和真实仿体实验系统评估该方法的有效性,并分别结合该方法与 L_0 正则模型和 L_1 正则模型各自的经典算法,进一步验证所提方法的适用性。

2 理论方法

2.1 CB-XLCT 成像模型

CB-XLCT 的成像模型分为前向过程和逆向过程^[1]。其中,前向过程可分为三部分。首先,锥束 X 射线源发出的 X 射线在生物组织中的传输过程可描述为

$$X(r) = X_0 \exp \left[- \int_{r_0}^r \mu_X(\tau) d\tau \right], \quad (1)$$

式中: $X(r)$ 为生物组织中位置 r 处的 X 射线强度; X_0 为 X 射线源的初始强度; μ_X 为由 CT 技术获得的 X 射线衰减系数^[19]。

X 射线照射生物体内的纳米靶标,激发其产生近红外光^[12],则有

$$S(r) = \epsilon X(r) \rho(r), \quad (2)$$

式中: $S(r)$ 表示光源强度; $\rho(r)$ 为目标信息; ϵ 为发光产额。

向外发出的近红外光经生物组织的散射、折射和吸收等,传输到生物体表的光子信号可被高灵敏 CCD 采集。本文采用经典的扩散近似模型来描述组织中的光传输过程:

$$\begin{cases} -\nabla[D(r) \nabla\Phi(r)] + \mu_a(r)\Phi(r) = S(r) & r \in \Omega \\ \Phi(r) + 2\kappa D(r)[\mathbf{v} \cdot \nabla\Phi(r)] = 0 & r \in \partial\Omega \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $\mu_a(r)$ 和 $\mu'_s(r)$ 分别为吸收系数和约减散射

系数; $D(r) = \{3[\mu_a(r) + \mu'_s(r)]\}^{-1}$ 为散射系数; Ω 和 $\partial\Omega$ 分别表示成像区域和区域边界; $\Phi(r)$ 表示光子通量; \mathbf{v} 表示单位法向量。

基于有限元理论^[20-21], (3)式可被离散为如下的矩阵形式:

$$\min_{\boldsymbol{\rho}} \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{J}\|_2^2 + \tau \|\boldsymbol{\rho}\|_p, \quad (4)$$

式中: \mathbf{J} 为采集到的生物体表光信息; \mathbf{A} 为系统矩阵; τ 为正则化参数, 通常可用 L 曲线方法自适应选取; $\|\boldsymbol{\rho}\|_p = (\sum_i |\rho_i|^p)^{1/p}$ 代表 L_p ($0 < p < 1$) 范数, ρ_i 为第 i 个元素的逆问题解; p 为不同范数相应的正则子。

2.2 稀疏非凸模型求解

稀疏角约束下的生物体表光信息 \mathbf{J} 非常有限, 而待求解 $\boldsymbol{\rho}$ 的维数通常很高, 因此无法直接求解 (4) 式, 即稀疏角 XLCT 重建问题是一个严重的不适应 (Ill-Posed) 逆问题。此外, 模拟的早期肿瘤纳米靶标在生物体内具有明显的稀疏分布特性^[1]。基于稀疏表示理论^[22-23], 引入稀疏非凸范数, 将 (4) 式转化为如下成像逆问题:

$$\min_{\boldsymbol{\rho}} \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{J}\|_2^2 + \tau \|\boldsymbol{\rho}\|_p. \quad (5)$$

(5) 式目标函数具有非凸特点, 直接对其进行求解非常困难。本文基于一种迭代重加权思想^[22], 将求解过程转化为重建加权凸 L_1 正则模型的迭代过程, 即

$$\arg\min_{\boldsymbol{\rho}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{J}\|_2^2 + \tau \sum_{i=1}^k \frac{p \cdot |\rho_i|}{(|\rho_i^k| + \epsilon)^{1-p}} \right\}, \quad (6)$$

式中: ϵ 为避免所在分母为零的非零常数, 可表示为^[23]

$$\epsilon = \max\{|\rho^k|_{(i_0)}, 10^{-3}\}, \quad (7)$$

式中: $i_0 = m / \lceil 4 \lg(n/m) \rceil$, n 和 m 分别为矩阵的行数和列数。

进一步将 (6) 式进行转化, 第 $k+1$ 次迭代得到的 (5) 式的解为

$$\rho^{k+1} = \arg\min_{\boldsymbol{\rho}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{J}\|_2^2 + \omega_i^{k+1} \sum_{i=1}^k |\rho_i^k| \right\}, \quad (8)$$

式中: $\omega_i^{k+1} = (\tau_i \cdot |\rho_i|) / (|\rho_i^k| + \epsilon)^{1-p}$ 为权重系数, 表示解向量中第 i 个元素的权重; ρ_i^k 为有限元网格第 i 个节点的解。可见, 迭代求解 (8) 式即求解重加权 L_1 正则子的子问题。在稀疏优化领域中, 基于 L_1 正则的 SALSA- L_1 算法相比于其他经典的 L_1 算法 (如 TwIST- L_1 ^[24], SpARSA- L_1 ^[25], FISTA- L_1 ^[26] 算法) 有着更快的收敛速度和更高的重构精度, 贺小伟等^[27] 已将其成功应用于 CB-XLCT 重建。本文基于变量裂分思想^[28], 将 (8) 式中 L_1 子问题转化为

$$\min_{\boldsymbol{\rho}, \mathbf{v}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{J}\|_2^2 + \gamma c(\mathbf{v}) \right\} \text{ s. t. } \boldsymbol{\rho} = \mathbf{v}, \quad (9)$$

式中: $c(\mathbf{v}) = \sum_{i=1}^k |\rho_i^k|$ 。在可行集 $\{(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{v}) : \boldsymbol{\rho} = \mathbf{v}\}$ 上, (8)、(9) 式等价。采用增广拉格朗日方法^[29] 求解 (9) 式可得

$$(\boldsymbol{\rho}_{t+1}, \mathbf{v}_{t+1}) = \arg\min_{\boldsymbol{\rho}, \mathbf{v}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{J}\|_2^2 + \gamma c(\mathbf{v}) + \frac{\mu}{2} \|\boldsymbol{\rho} - \mathbf{v} - \mathbf{d}_t\|_2^2 \right\}, \quad (10)$$

式中: \mathbf{d}_t 为裂分中间变量。

采用经典的交替方向乘法 (ADMM)^[30] 交替求解 (10) 式中两个裂分变量:

$$\begin{cases} |\boldsymbol{\rho}_{t+1}| = \arg\min_{\boldsymbol{\rho}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{J}\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \|\boldsymbol{\rho} - \mathbf{v}_t - \mathbf{d}_t\|_2^2 \right\} \\ |\mathbf{v}_{t+1}| = \arg\min_{\mathbf{v}} \left\{ \gamma c(\mathbf{v}) + \frac{\mu}{2} \|\boldsymbol{\rho}_{t+1} - \mathbf{v} - \mathbf{d}_t\|_2^2 \right\} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: $\mathbf{d}_{t+1} = \mathbf{d}_t - (\mathbf{v}_{t+1} - \boldsymbol{\rho}_{t+1})$ 。

2.3 基于优化区域知识先验的成像框架

在 (8) 式中, 设定不同的 p ($0 < p < 1$) 值会产生不同的稀疏解。考虑非凸 L_p 模型在经典光学断层成像中的应用^[31-32], 本文在 $\frac{1}{8} < p < \frac{3}{4}$ 区间按照 $\frac{1}{8}$ 的间隔进行不同 p 值的选取, 并分别代入 (8) 式进行模型求解, 接着基于稀疏解确定相应可行区域, 进

而得到稀疏解集对应的可行区域集合。由于每一个可行区域可能包含整个靶标区域或部分靶标区域, 为了保证所计算的可行区域的稳健性, 进一步对得到的可行区域集合进行求交优化, 最终将可行光源区域作为知识先验指导最终的逆问题求解。本文所提出的成像框架见图 1。图中 R_{RP_j} ($j = 1, 2, \dots, k_{\max}$) 代表可行区域 j 的面积, k 为迭代次数, k_{\max} 为

```

algorithm 1: optimized prior knowledge (OPK) algorithm
input: system matrix  $A$  and measurement  $J$ . Set outside iteration numbers  $k=1$  and  $k_{\max}=6$ ; set inside iteration
numbers  $t=0$ ; set initial weight vector  $\omega=(1, \dots, 1)^T$ ; set initial  $p=1/8$ 
while  $k \leq k_{\max}$ 
    while not converged ( $t=0, 1, 2, \dots$ ),
        compute  $|\rho_{t+1}| = \arg \min_{\rho} \left\{ \frac{1}{2} \|A\rho - J\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \|\rho - v_t - d_t\|_2^2 \right\}$ ;
        compute  $|v_{t+1}| \in \arg \min_v \left\{ \gamma c(v) + \frac{\mu}{2} \|\rho_{t+1} - v - d_t\|_2^2 \right\}$ ;
        compute  $d_{k+1} = d_k - (v_{k+1} - \rho_{k+1})$ ;
        update  $\varepsilon$  according Eq. (7);
        update weight  $\omega_i^{t+1} = (\tau_i \cdot |\rho|) / (|\rho| + \varepsilon)^{1-p}$ ;
         $t=t+1$ ;
    end while
    recover  $\rho^k$ ;
    compute PR with non-zero values of nodes according to  $\rho^k$ ;
     $p=p+1/8$ ;
     $k=k+1$ ;
end while
compute  $R_{\text{PSR}} = R_{\text{PR1}} \cap R_{\text{PR2}} \cap \dots \cap R_{\text{PR}k_{\max}}$ ;
output: the final  $R_{\text{PSR}}$ 

```

图 1 基于优化区域知识先验的稀疏角 CB-XLCT 成像算法框架

Fig. 1 Sparse-view CB-XLCT imaging algorithm framework based on optimized region knowledge prior

最大迭代次数。

基于知识先验 PSR(permissible source region, 其大小用 R_{PSR} 表示), 定义含有 0 或 1 的列向量算子 \bar{P} : 若节点 i 属于可行区域, 则 \bar{P} 元素的取值为 1; 若节点 i 属于其他区域, 则 \bar{P} 元素的取值为 0。

进一步将 \bar{P} 代入(8)式进行逆问题规模约减并优化解空间, 可得

$$\min \|\bar{A}\bar{\rho} - J\|_2^2 + \sigma \|\bar{\rho}\|, \quad (12)$$

式中: $\bar{A} = A \otimes \bar{P}$; $\bar{\rho} = \rho \otimes \bar{P}$; \otimes 代表分别从(8)式的 A 和 ρ 中去除列向量算子 \bar{P} 中非零元素的操作。对于(12)式, 可采用常见的 L_0 正则模型或 L_1 正则模型来进行有效求解^[1,7]。

3 实验与结果

3.1 实验设置

为了系统地评估本文所提方法对成像质量的影响, 设计 2 组单目标数字鼠仿体和 1 组真实仿体实验。数字鼠模型来自美国南加州大学基于 CT 和 PET 数据建立的标准 3D 数字鼠图谱模型^[33]。其中, 数字鼠的躯干部分主要包括心脏、肺、胃、肝脏、肾脏和肌肉等器官, 纳米靶标位于肝脏中, 模拟早期

肿瘤。借鉴 Gao 等工作^[18], 分别模拟采集稀疏 4 角度投影数据和全 24 角度投影数据并进行仿真对比分析。其中, 锥束 X 射线源的电压和电流分别为 50 kV 和 1 mA。X 射线衰减系数为 0.0535 mm^{-1} ^[12]。数字鼠仿体的吸收系数和散射系数分别 0.3 mm^{-1} 和 10 mm^{-1} ^[15]。单目标数字鼠仿体被离散为 130303 个四面体单元和 24572 个结点。双目标数字鼠仿体被离散为 129638 个四面体单元和 23192 个结点。纳米靶目标颗粒质量分数被设置为 $0.3183 \mu\text{g}/\text{mm}^3$ ^[12]。图 2 为数字鼠躯干模型及前向仿真结果。

重建算法选取 L_1 正则模型和 L_0 正则模型各 2 种经典代表算法, 分别为 SB- L_1 (split Bregman) 算法^[34]、GPSR- L_1 (gradient projection for sparse reconstruction) 算法^[35]、CoSaMP- L_0 (compressive sampling matching pursuit) 算法^[36] 和 OMP- L_0 (orthogonal matching pursuit) 算法^[37]。上述 4 种算法均在 FMT, BLT, XLCT 等光学断层成像领域被广泛采用^[1,7,11,21,38]。通过将本文方法分别与上述 4 种算法相结合来验证本文方法的有效性与适用性。

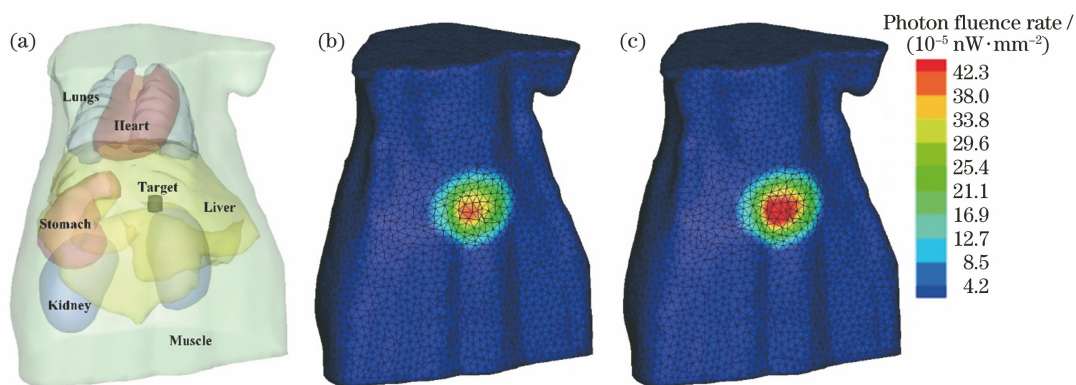


图 2 数字鼠躯干模型及前向仿真结果。(a)数字鼠躯干模型;(b)稀疏 4 角度前向仿真结果;(c)全 24 角度前向仿真结果
Fig. 2 Digital rat trunk model and forward simulation results. (a) Digital rat trunk model; (b) sparse 4-angle forward simulation result; (c) full 24-angle forward simulation result

3.2 数字鼠仿真

为了有效评估所提方法的有效性,本文引入中心定位误差(LE)^[2]和非零解个数比重(PNZ)^[5]来作为量化评价指标。在重建中,为了避免经验选取正则参数带来的主观影响,采用经典 L 曲线方法进行自适应选取^[39]。

图 3 和图 4 分别为稀疏 4 角度投影和全 24 角度投影的重建结果对比图,圆圈为真实靶标的位置。表 1 和表 2 分别为稀疏 4 角度投影和全 24 角度投影的量化重建结果。整体上看,全 24 角度投影的重建结果整体要好于稀疏 4 角度投影的重建结果,表明稀疏 4 角度投影相对全 24 角度投影具有更严重

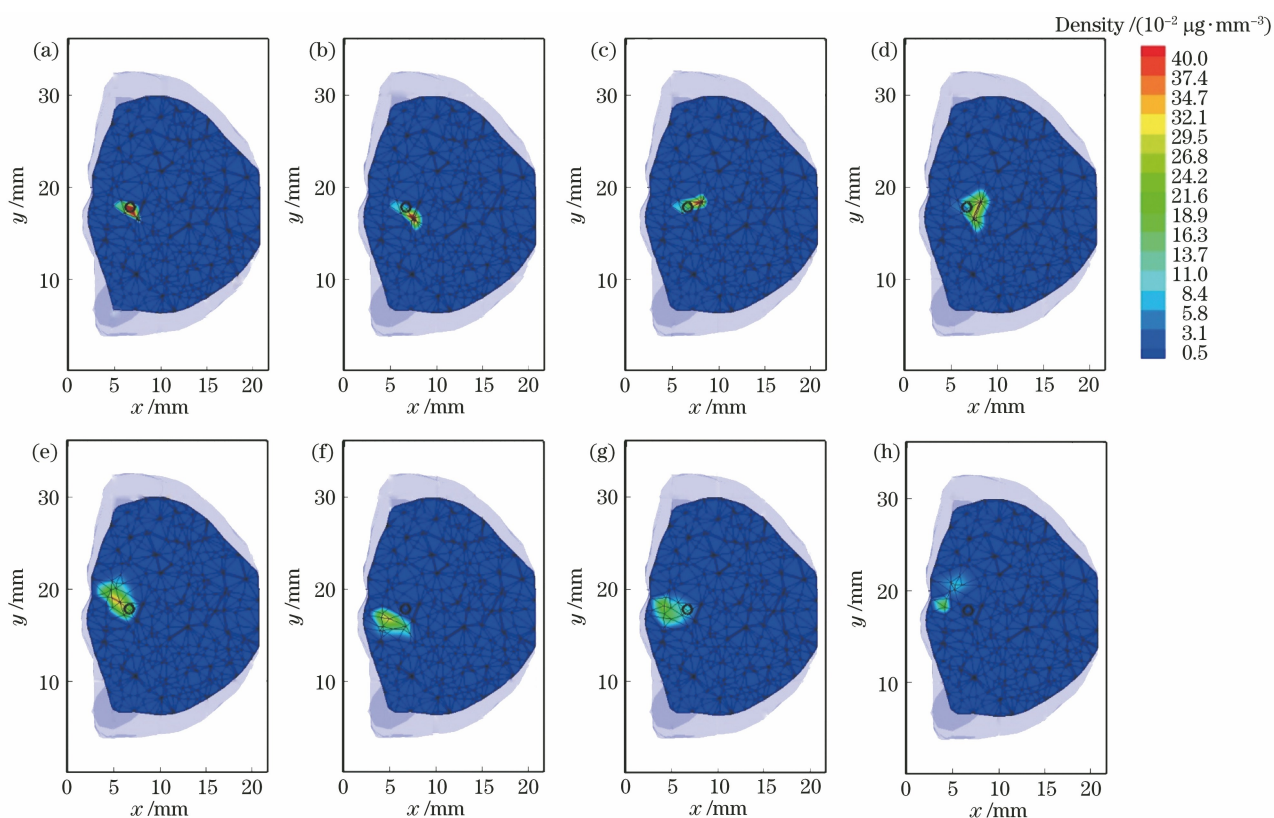


图 3 采用稀疏 4 角度投影的重建结果对比。(a)本文方法结合 SB- L_1 ; (b)本文方法结合 GPSR- L_1 ; (c)本文方法结合 CoSaMP- L_0 ; (d)本文方法结合 OMP- L_0 ; (e) SB- L_1 ; (f) GPSR- L_1 ; (g) CoSaMP- L_0 ; (h) OMP- L_0
Fig. 3 Reconstruction results with sparse 4-view projection. (a) Proposed method+SB- L_1 ; (b) proposed method+GPSR- L_1 ; (c) proposed method+CoSaMP- L_0 ; (d) proposed method+OMP- L_0 ; (e) SB- L_1 ; (f) GPSR- L_1 ; (g) CoSaMP- L_0 ; (h) OMP- L_0

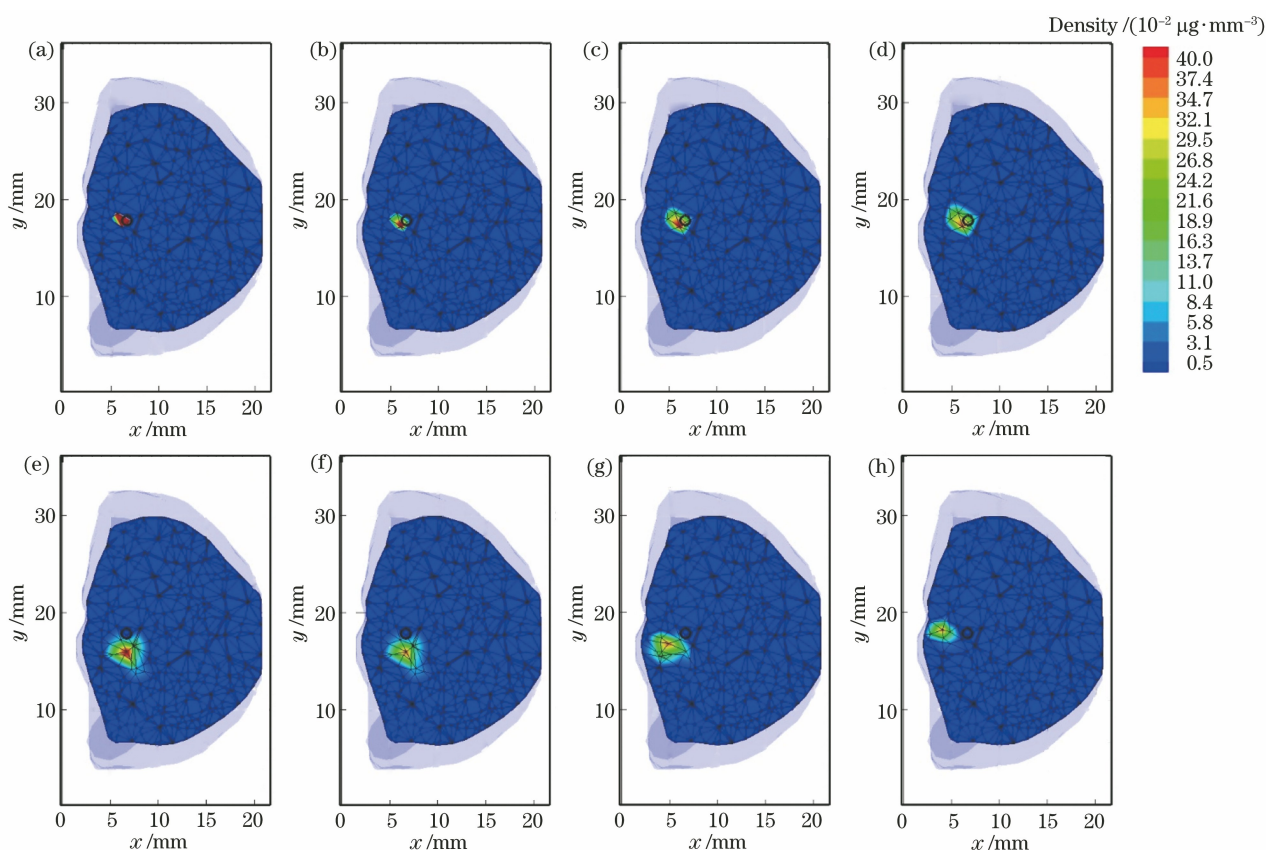


图 4 采用全 24 角度投影的重建结果对比。(a)本文方法结合 $SB-L_1$; (b)本文方法结合 $GPSR-L_1$; (c)本文方法结合 $CoSaMP-L_0$; (d)本文方法结合 $OMP-L_0$; (e) $SB-L_1$; (f) $GPSR-L_1$; (g) $CoSaMP-L_0$; (h) $OMP-L_0$

Fig. 4 Reconstruction results with full 24-view projection. (a) Proposed method+ $SB-L_1$; (b) proposed method+ $GPSR-L_1$; (c) proposed method+ $CoSaMP-L_0$; (d) proposed method+ $OMP-L_0$; (e) $SB-L_1$; (f) $GPSR-L_1$; (g) $CoSaMP-L_0$; (h) $OMP-L_0$

表 1 采用稀疏 4 角度投影的量化重建结果

Table 1 Quantitative reconstruction results obtained by sparse 4-view projection

Method	LE /mm	PNZ /%
Proposed method+ $SB-L_1$	0.641	0.47
Proposed method+ $GPSR-L_1$	0.744	0.51
Proposed method+ $CoSaMP-L_0$	0.792	0.52
Proposed method+ $OMP-L_0$	0.870	0.61
$SB-L_1$	1.522	2.33
$GPSR-L_1$	2.103	2.29
$CoSaMP-L_0$	2.713	2.34
$OMP-L_0$	2.827	2.25

表 2 采用全 24 角度投影的量化重建结果

Table 2 Quantitative reconstruction results obtained by full 24-view projection

Method	LE /mm	PNZ /%
Proposed method+ $SB-L_1$	0.486	0.26
Proposed method+ $GPSR-L_1$	0.749	0.29
Proposed method+ $CoSaMP-L_0$	0.771	0.43
Proposed method+ $OMP-L_0$	0.794	0.51
$SB-L_1$	1.897	1.77
$GPSR-L_1$	1.937	1.77
$CoSaMP-L_0$	2.007	2.25
$OMP-L_0$	2.586	2.12

的逆问题病态性;同时, L_1 正则模型的 2 种算法的重建结果好于 L_0 正则模型的 2 种算法。纳米靶标相对于整个成像物体可以近似为稀疏目标成像,对于稀疏角 CB-XLCT 成像, L_1 正则模型相比 L_0 正则模型更适合早期肿瘤检测。此外,将本文所提方

法与 4 种算法相结合,重建结果均得到明显改善,所有重建的 LE 均在 1 mm 以内,相应重建结果的稀疏性也明显得到改善,PNZ 值均在 0.7% 以内;尤其是本文所提方法与 4 种算法相结合得到的彼此重建质量差异相对于不结合本文所提方法明显缩小,这

直接表明本文所提方法对于不同类型的重建算法均具有较好的扩展性和适用性。

3.3 鲁棒性测试

在仿真结果基础上,本文针对光学断层重建中影响成像质量的两种常见因素:靶标深度水平和噪声水平,分别设计稀疏 4 角度下 2 组鲁棒性实验,图 5 为鲁棒性测试重建结果。综合表 1 和表 2 的量化结果,将所提方法与 SB 方法相结合以测试

所提方法的鲁棒性。表 3 分别为 2 种影响因素下各自的重建 LE 结果。可以看出,对于深度水平测试,随着靶标位置越深,成像逆问题病态性越严重,重建的 LE 也相应增大,但 LE 基本在 0.9 mm 以下;对于噪声水平测试,不同噪声水平(5%, 10%, 15%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40%)下的 LE 基本稳定在 0.65 mm,只是在个别噪声水平上出现了轻微波动。

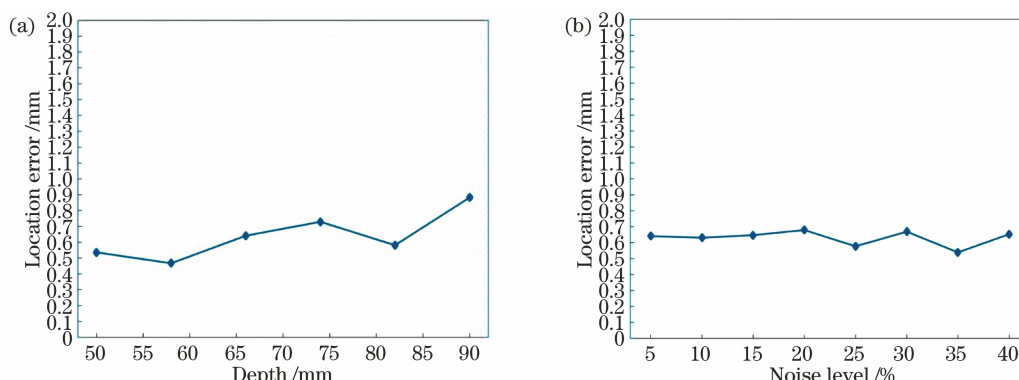


图 5 鲁棒性测试重建结果。(a)不同深度水平的测试结果;(b)不同噪声水平的测试结果

Fig. 5 Reconstruction results of robust test. (a) Test results for different depth levels; (b) test results for different noise levels

表 3 真实仿体实验重建量化结果

Table 3 Reconstruction quantitative results of real simulant experiments

Algorithm	LE /mm	PNZ /%
Proposed method+SB	0.92	0.76
SB	2.67	3.36

3.4 真实仿体实验

为了评估所提方法的实用性,本节进一步选用

真实物理仿体进行测试与分析。仿体由聚甲醛树脂制作,用于模拟生物组织,其为直径为 10 mm、高为 20 mm 的圆柱形体。在圆柱形体内部,通过置入直径为 2 mm、高为 3 mm 的小圆柱毛细管模拟早期肿瘤目标,管内含纳米发光材料氧化铈 Eu_2O_3 ,其散射系数为 11.15 mm^{-1} ,吸收系数为 0.025 mm^{-1} 。每间隔 90° 使用锥束 X 射线源照射上述仿体,借助 EMCCD 获取稀疏 4 角度光学数据。图 6(a)为真实

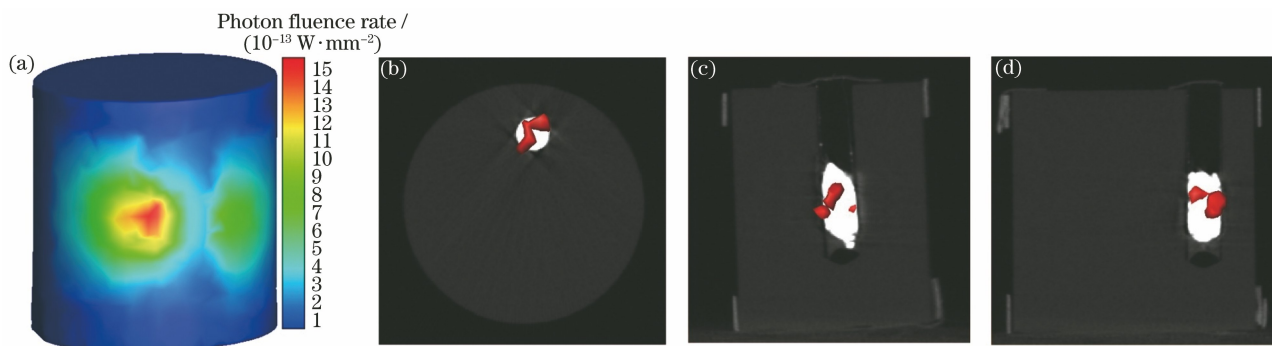


图 6 真实仿体实验得到的表面光信号分布及稀疏 4 角度重建结果。(a)真实仿体实验得到的表面光信号分布;(b) xy 平面重建结果与 CT 切片叠加展示;(c) xz 平面的重建结果与 CT 切片叠加展示;(d) yz 平面的重建结果与 CT 切片叠加展示

Fig. 6 Surface light signal distribution and sparse 4-view reconstruction results obtained by real simulant experiments. (a) Surface light signal distribution obtained by real simulant experiments; (b) reconstruction results of xy plane and CT slice superposition; (c) reconstruction results of xz plane and CT slice superposition; (d) reconstruction results of yz plane and CT slice superposition

仿体的表面光学信号分布^[12]。锥束 X 射线源的峰值电压和电流分别设置为 50 kV 和 1 mA。

图 6(b)~(d)和表 4 分别为采用本文所提方法结合 SB 方法重建的结果展示和量化结果。其中,图 6(b)~(d)分别给出了 xy, xz, yz 平面的重建靶标与相应真实切片的叠加效果。通过表 4 可以看出:相对于直接采用 SB 方法,将本文方法与 SB 方法相结合可将 LE 缩小到 1 mm 以内,相应的 PNZ 值降低到 0.8% 以内,这进一步验证了本文所提方法在实际成像问题中的有效性,也说明本文所提方法适用于肿瘤检测逆问题的稀疏求解。

4 结 论

稀疏角 CB-XLCT 成像相对于传统 CB-XLCT 成像,具有对早期肿瘤进行实时监测的应用潜力。但受限于不完全角度投影的约束,其成像逆问题的病态性更严重。结合早期肿瘤在生物体内稀疏分布的特点,构建稀疏非凸逆问题求解模型,提出迭代重加权裂分增广拉格朗日收缩算法以进行高效求解。针对常用的非凸 p 值,求解稀疏解集对应的可行区域集,将其进一步优化为稳定的知识先验指导逆问题的求解。设计仿真和真实仿体实验,并将该方法分别结合 L_0 正则模型和 L_1 正则模型各自的经典算法,以进一步验证所提方法的有效性和适用性。实验结果表明所提方法不仅有效解决稀疏角 CB-XLCT 成像逆问题,也具有较好的扩展性。

作为光学断层成像的研究热点,CB-XLCT 还有很多重要方向需要进一步探索,比如 CB-XLCT 动态实时成像和纳米靶标的形状重建等。

参 考 文 献

- [1] Shu Y X, Zhao L L, Jiang J H, et al. Research progress of X-ray luminescence optical tomography [J]. Chinese Science Bulletin, 2017, 62(33): 3838-3850.
束月霞, 赵丽丽, 蒋皆恢, 等. X 射线发光光学断层成像的研究进展 [J]. 科学通报, 2017, 62(33): 3838-3850.
- [2] Prax G, Carpenter C M, Sun C, et al. X-ray luminescence computed tomography via selective excitation: a feasibility study [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(12): 1992-1999.
- [3] Gao Y, Wang K, Jiang S X, et al. Bioluminescence tomography based on Gaussian weighted Laplace prior regularization for *in vivo* morphological imaging of glioma [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 36(11): 2343-2354.
- [4] Yu J J, Li Q Y, He X W. Multispectral bioluminescence tomography-based general iterative shrinkage and threshold algorithm [J]. Scientia Sinica, 2019, 49(6): 726-738.
余景景, 李启越, 贺小伟. 基于通用迭代收缩阈值算法的多光谱生物发光断层成像 [J]. 中国科学, 2019, 49(6): 726-738.
- [5] He X L, Yu J J, Wang X D, et al. Half thresholding pursuit algorithm for fluorescence molecular tomography [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, 66(5): 1468-1476.
- [6] Liu X, Liao Q M, Wang H K. Fast X-ray luminescence computed tomography imaging [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(6): 1621-1627.
- [7] Chen R Z, Wang L, Chen X L, et al. Single PMT fluorescence molecular tomography based on frequency modulation and spatial coding [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(1): 0107001.
陈若仲, 王琳, 陈雪利, 等. 基于频率调制和空间编码的单 PMT 荧光分子断层成像 [J]. 中国激光, 2020, 47(1): 0107001.
- [8] Zhang H B, Geng G H, Zhao Y C, et al. Nonconvex L_{1-2} regularization for fast cone-beam X-ray luminescence computed tomography [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(6): 0617001.
张海波, 耿国华, 赵映程, 等. 基于非凸 L_{1-2} 正则子的锥束 X 射线发光断层成像 [J]. 光学学报, 2017, 37(6): 0617001.
- [9] Li C Q, Martinez-Davalos A, Cherry S R. Numerical simulation of X-ray luminescence optical tomography for small-animal imaging [J]. Journal of Biomedical Optics, 2014, 19(4): 046002.
- [10] Zhang G L, Liu F, Liu J, et al. Cone beam X-ray luminescence computed tomography based on Bayesian method [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 36(1): 225-235.
- [11] Qu X. Research on region extraction and fast Bayesian matching pursuit for X-ray luminescence computed tomography [D]. Xi'an: Northwest University, 2018: 21-49.
曲璇. 基于区域提取策略和快速贝叶斯匹配追踪的 X 射线发光断层成像研究 [D]. 西安: 西北大学, 2018: 21-49.
- [12] Chen D M. The study of X-ray luminescence tomography imaging [D]. Xi'an: Xidian University, 2015: 27-69.
陈冬梅. X 射线发光断层成像研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015: 27-69.
- [13] Chen D M, Zhu S P, Yi H J, et al. Cone beam X-ray

- luminescence computed tomography: a feasibility study[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(3): 031111.
- [14] Liu T S, Rong J Y, Gao P, et al. Regularized reconstruction based on joint L_1 and total variation for sparse-view cone-beam X-ray luminescence computed tomography[J]. *Biomedical Optics Express*, 2019, 10(1): 1-17.
- [15] Liu X, Wang H K, Xu M T, et al. A wavelet-based single-view reconstruction approach for cone beam X-ray luminescence tomography imaging [J]. *Biomedical Optics Express*, 2014, 5 (11): 3848-3858.
- [16] Pu H S, Gao P, Rong J Y, et al. Spectral-resolved cone-beam X-ray luminescence computed tomography with principle component analysis [J]. *Biomedical Optics Express*, 2018, 9(6): 2844-2858.
- [17] Gao P, Cheng K, Schüller E, et al. Restarted primal-dual Newton conjugate gradient method for enhanced spatial resolution of reconstructed cone-beam X-ray luminescence computed tomography images [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2020, 65 (13): 135008.
- [18] Gao P, Rong J Y, Pu H S, et al. Sparse view cone beam X-ray luminescence tomography based on truncated singular value decomposition [J]. *Optics Express*, 2018, 26(18): 23233-23250.
- [19] Liu J, Kang Y Q, Gu Y B, et al. Low dose computed tomography image reconstruction based on sparse tensor constraint [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(8): 0811004.
刘进, 亢艳芹, 顾云波, 等. 稀疏张量约束的低剂量 CT 图像重建[J]. *光学学报*, 2019, 39(8): 0811004.
- [20] Hielscher A H, Klose A D, Scheel A K, et al. Sagittal laser optical tomography for imaging of rheumatoid finger joints[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2004, 49(7): 1147-1163.
- [21] Feng J C, Qin C H, Jia K B, et al. Bioluminescence tomography imaging *in vivo*: recent advances [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2012, 18(4): 1394-1402.
- [22] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [23] Candès E J, Wakin M B, Boyd S P. Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization[J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 2008, 14(5/6): 877-905.
- [24] Figueiredo M A T, Bioucas-Dias J M. Deconvolution of Poissonian images using variable splitting and augmented Lagrangian optimization[C]//2009 IEEE/SP 15th Workshop on Statistical Signal Processing, August 31-September 3, 2009, Cardiff, UK. New York: IEEE Press, 2009: 733-736.
- [25] Wright S J, Nowak R D, Figueiredo M A T. Sparse reconstruction by separable approximation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57 (7): 2479-2493.
- [26] Beck A, Teboulle M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2 (1): 183-202.
- [27] He X W, Jin C, Yi H J, et al. X-ray luminescence tomography based on segmentation augmented Lagrangian contraction [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(3): 0317001.
贺小伟, 金晨, 易黄建, 等. 基于分割增广拉格朗日收缩的 X 射线发光断层成像[J]. *光学学报*, 2016, 36(3): 0317001.
- [28] Afonso M V, Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(9): 2345-2356.
- [29] Nocedal J, Wright S J. Numerical optimization[M]. 2nd ed. New York: Springer, 2006.
- [30] Ghadimi E, Teixeira A, Shames I, et al. Optimal parameter selection for the alternating direction method of multipliers (ADMM): quadratic problems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2015, 60(3): 644-658.
- [31] Zhang Q T, Chen X L, Qu X C, et al. Comparative studies of l_p -regularization-based reconstruction algorithms for bioluminescence tomography [J]. *Biomedical Optics Express*, 2012, 3 (11): 2916-2936.
- [32] Zhao L, Yang H, Cong W, et al. L_p regularization for early gate fluorescence molecular tomography[J]. *Optics Letters*, 2014, 39(14): 4156-4159.
- [33] Dogdas B, Stout D, Chatzioannou A F, et al. Digimouse: a 3D whole body mouse atlas from CT and cryosection data [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2007, 52(3): 577-587.
- [34] Goldstein T, Osher S. The split Bregman method for L_1 -regularized problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 323-343.
- [35] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4): 586-597.
- [36] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*,

- 2009, 26(3): 301-321.
- [37] Pati Y C, Rezaifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]//Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, November 1-3, 1993, Pacific Grove, CA, USA. New York: IEEE Press, 1993: 40-44.
- [38] Darne C, Lu Y J, Sevick-Muraca E M. Small animal fluorescence and bioluminescence tomography: a review of approaches, algorithms and technology update[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2014, 59(1): R1-R64.
- [39] Hansen P C, O'Leary D P. The use of the L-curve in the regularization of discrete ill-posed problems[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1993, 14(6): 1487-1503.