

基于分割增广拉格朗日收缩的X射线发光断层成像

贺小伟 金 晨 易黄建 张海波 侯榆青

西北大学信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127

摘要 利用纳米发光材料的X射线发光断层成像(XLCT)作为一种新型的成像模态,能够同时进行功能成像以及分子成像。在XLCT中,光子在组织中的散射效应使得纳米发光目标的重建具有不稳定性,因此如何快速、精确地重建目标成为一个难题。针对此问题,选择扩散近似模型描述组织中的光子传输过程,采用基于 L_1 正则化的分割增广拉格朗日收缩方法进行重建。在数值实验和物理实验中,将其与初始增广拉格朗日方法对比,验证其可行性。实验结果表明,该算法得到的重建结果无论在质量方面还是在收敛速度方面都具有一定优势。

关键词 生物光学; X射线发光断层成像; 纳米发光材料; 分子影像; 三维重建

中图分类号 TP391; Q63

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0317001

X-Ray Luminescence Computed Tomography Based on Split Augmented Lagrangian Shrinkage Algorithm

He Xiaowei Jin Chen Yi Huangjian Zhang Haibo Hou Yuqing

School of Information Sciences and Technology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710127, China

Abstract Using the nanophosphors, X-ray luminescence computed tomography (XLCT) is proposed as a new molecular imaging modality that provides functional and molecular imaging capability. The reconstruction for the nanophosphors sample distribution is an ill-posed problem due to the strong scattering of photons in biological tissues. So accurate and stable reconstruction of nanophosphors distribution remains a challenging problem. In order to solve the problem, the diffusion approximation model is chosen to describe the photon transfer process, and the split augmented Lagrangian shrinkage algorithm based on L_1 regularization is used for reconstruction. In the numerical simulations and physical experiments, the new method exhibits better performance in imaging quality and convergence rate compared with primal augmented Lagrangian method.

Key words biotechnology; X-ray luminescence computed tomography; nanophosphors; molecular images; 3D reconstruction

OCIS codes 170.3010; 170.6960; 170.3880

1 引 言

纳米发光材料(如Lu、Eu、Ce、Pr、Sr、Nd等)在X射线激发下能够发射近红外光,将其作为光学探针可实现高灵敏和高特异性的成像^[1-2]。近年来,采用纳米发光材料的X射线发光断层成像(XLCT)成为一种新型的分子影像技术^[3]。相比于生物发光断层成像(BLT)^[4-5]以及荧光分子断层成像(FMT)^[6-8],XLCT具有以下优点:1)只需一次计算机断层(CT)扫描便可以获取生物体的解剖信息和表面光学信息;2)X射线激发能消除FMT中的自体荧光现象;3)X射线在生物组织内直线传播具有更深的探测和定位能力,可以显著提高空间分辨率^[3]。最近,研究人员对XLCT的成像系统以及重建方法有了广泛的研究。Pratx等^[3,9]采用了窄束XLCT,验证其可以在不同深度实现高分辨率成像;由于在XLCT中X射线存在散射效应,Cong等^[10]提出了一种散射估计前向模型来解决这个问

收稿日期: 2015-08-03; 收到修改稿日期: 2015-09-23

基金项目: 国家自然科学基金(61372046, 11571012)、中国博士后科学基金(2012T50814)、陕西省科技计划(2012KJXX-29, 2013K12-20-12, 2015KW-002)、西北大学研究生创新项目(YZZ13108)

作者简介: 贺小伟(1977—),男,副教授,博士生导师,主要从事医学图像三维重建及可视化方面的研究。

E-mail: hexw@nwu.edu.cn

题,并且应用多光谱进行重建;Chen等^[11]针对窄束XLCT采集时间长的问题以及X射线的散射效应,提出了锥束XLCT系统以及散射补偿法,并在重建中加入了先验信息;同时,Liu等^[12]也验证了锥束XLCT的可行性。

XLCT首先需要X射线激发,X射线的准直传输特性可以简单描述其在组织中的传输过程;其次受激发后的纳米发光材料会向外发射近红外光,一般用辐射传输方程(RTE)来描述其在生物体内的传输过程^[13]。但RTE的求解十分复杂和困难,而在近红外光谱区,软组织具有高散射和低吸收的特性,因此可将RTE通过扩散近似来简化^[13]。从数学角度来看,在XLCT的重建过程中,虽然多次激发可以增加生物体表面的光学信息,然而采集的生物体表面光学信息依旧有限,未知量数目远大于已知数据,所以其逆问题依旧具有不适定性。为了得到一个有效的近似解,之前的研究者采用了Bregman迭代^[10]、最大似然-期望最大法^[9]、正交最小二乘回归方法^[12]以及不完全变量截断共轭梯度方法^[11]等,但这些算法的计算速度并不快。

因此,考虑到重建目标的稀疏分布特征,受压缩感知理论启发,本文利用锥束X射线照射纳米发光目标,选择扩散近似方程来描述光传输过程,基于传统 L_1 范数的求解思想,采用了一种快速迭代方法——分割增广拉格朗日收缩方法(SALSA)^[14-15]进行重建,并与初始增广拉格朗日算法(PALM)^[16]进行对比。通过数值实验和物理实验验证了SALSA的可行性。

2 理论方法

2.1 XLCT的前向模型

考虑X射线的衰减,根据Lambert-Beer定律,当X射线在组织中传播时,X射线的强度分布可表示为^[11]

$$X(\mathbf{r}) = X_0 \exp\left[-\int_0^r \mu_a(\tau) d\tau\right], \quad (1)$$

式中 X_0 为初始位置 \mathbf{r}_0 处的X射线源强度, $\mu_a(\tau)$ 为位置 τ 处的X射线衰减系数。当X射线进入样本之后,纳米发光目标发射的近红外光为^[10-11]

$$S(\mathbf{r}) = \varepsilon X(\mathbf{r}) \rho(\mathbf{r}), \quad (2)$$

式中 $S(\mathbf{r})$ 为光源, $\rho(\mathbf{r})$ 为位置 \mathbf{r} 处的纳米发光密度, ε 为光产率。

为了描述组织中的光传输过程,稳态扩散方程及罗宾边界条件为^[13]

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

式中 $D = \{3[\mu_a + (1+g)\mu_s]\}^{-1}$ 为扩散系数, μ_a 和 μ_s 分别为吸收系数和散射系数, $\beta = (1+\gamma)/(1-\gamma)$ 为边界不匹配因子,与折射率有关。

基于有限元方法^[11], (3)式可以写成位于 \mathbf{r} 处的纳米发光目标分布 ρ 和近红外光光子通量流率 Φ 之间的关系:

$$\mathbf{M} \cdot \Phi = \mathbf{F} \cdot \rho. \quad (4)$$

矩阵 \mathbf{M} 和 \mathbf{F} 的成分为

$$m_{ij} = \int_{\Omega} D(\mathbf{r}) \nabla \varphi_i(\mathbf{r}) \cdot \nabla \varphi_j(\mathbf{r}) d\mathbf{r} + \int_{\Omega} \mu_a(\mathbf{r}) \varphi_i(\mathbf{r}) \varphi_j(\mathbf{r}) d\mathbf{r} + \int_{\Omega} \varphi_i(\mathbf{r}) \varphi_j(\mathbf{r}) / 2\beta d\mathbf{r}, \quad (5)$$

$$f_{ij} = \varepsilon \int_{\Omega} X(\mathbf{r}) \varphi_i(\mathbf{r}) \varphi_j(\mathbf{r}) d\mathbf{r}, \quad (6)$$

式中 $\varphi_i (i=1,2,\dots)$ 为元素形状函数,当 \mathbf{M} 为正定矩阵时,(4)式可以写为

$$\Phi = \mathbf{A} \cdot \rho, \quad (7)$$

满足

$$\mathbf{A} = \mathbf{M}^{-1} \cdot \mathbf{F}. \quad (8)$$

2.2 分割增广拉格朗日收缩算法

分割增广拉格朗日收缩算法主要利用了变量分割、增广拉格朗日方法和交替乘子方向法的思想。将单一的空域变量分割为空域和其他变换域两个变量,并且这二者相互约束,通过增广拉格朗日方法交替逼近各自的最优解,以此来解决最小 L_1 范数约束的重建问题^[14-15]。

对于(7)式,可转化成无约束的最优化问题,定义为

$$\min_{\lambda \in \mathbf{R}^p} \frac{1}{2} \|A\rho - \Phi\|_2^2 + \tau c(\rho), \quad (9)$$

式中 $\|A\rho - \Phi\|_2^2$ 为残差项, $c(\rho)$ 为正则化函数, 选择 $c(\rho) = \|\rho\|_1$, τ 为正则化参数。根据变量分割的思想^[14], 可将(9)式写为

$$\begin{aligned} \min_{\lambda, v \in \mathbf{R}^p} \quad & \frac{1}{2} \|A\rho - \Phi\|_2^2 + \tau c(v) \\ \text{subject to} \quad & \rho = v \end{aligned} \quad (10)$$

在可行集 $\{(\rho, v); \rho = v\}$ 上, (9)式与(10)式等价。为了解决分割问题(10)式, 采用增广拉格朗日方法的思想^[17], 函数定义为

$$L_G(z, \lambda, \mu) = E(z) + \lambda^T (B - Gz) + \frac{\mu}{2} \|Gz - B\|_2^2, \quad (11)$$

式中 $B \in \mathbf{R}^p$, $G \in \mathbf{R}^{p \times n}$, $\lambda \in \mathbf{R}^p$ 为拉格朗日乘子, $\mu \geq 0$ 称作增广拉格朗日惩罚参数。(11)式有两种求解方法, 一是更新 λ 的取值求得 z 的最优解

$$\begin{aligned} z_{k+1} &\in \operatorname{argmin}_z L_G(z, \lambda_k, \mu) \\ \lambda_{k+1} &= \lambda_k + \mu(B - Gz_{k+1}) \end{aligned} \quad ; \quad (12)$$

第二种是更新 D_k :

$$\begin{aligned} z_{k+1} &\in \operatorname{argmin}_z E(z) + \frac{\mu}{2} \|Gz - D_k\|_2^2 \\ D_{k+1} &= D_k + (B - Gz_{k+1}) \end{aligned} \quad (13)$$

本文选择第二种形式, 当满足 $z = [\rho^T, v^T]^T$, $B = 0$, $G = [I - I]$ 以及 $E(z) = \frac{1}{2} \|A\rho - \Phi\|_2^2 + \tau c(v)$ 时, 可将(10)式转化为(11)式的形式^[14,17], 得到

$$\begin{pmatrix} \rho_{k+1} \\ v_{k+1} \end{pmatrix} \in \operatorname{argmin}_{\rho, v} \frac{1}{2} \|A\rho - \Phi\|_2^2 + \tau c(v) + \frac{\mu}{2} \|\rho - v - D_k\|_2^2, \quad (14)$$

$$D_{k+1} = D_k - (\rho_{k+1} - v_{k+1}), \quad (15)$$

式中 D_k 为与拉格朗日乘子相关的迭代向量。最小化问题(14)式包含不可分的二次项和非平滑的正则化项, 最优化过程比较复杂。对此可以利用交替乘子方向法, 固定其他变量, 交替求解 ρ_{k+1} 和 v_{k+1} ^[15,18]:

$$\rho_{k+1} \in \operatorname{argmin}_{\rho} \frac{1}{2} \|A\rho - \Phi\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \|\rho - v_k - D_k\|_2^2, \quad (16)$$

$$v_{k+1} \in \operatorname{argmin}_v \tau c(v) + \frac{\mu}{2} \|\rho_{k+1} - v - D_k\|_2^2. \quad (17)$$

文献[19]证明了交替乘子方向法的约束性, 因此可以保证SALSA是收敛的。表1给出了算法整体求解框架。

表1 分割增广拉格朗日收缩算法

Table 1 Split augmented Lagrangian shrinkage algorithm

Algorithm SALSA
1. initialization: set $k = 0$; choose $\mu > 0$, v_0 and D_0 ;
2. repeat
3. $\rho'_k = v_k + D_k$
4. $\rho_{k+1} \in \operatorname{argmin}_{\rho} \frac{1}{2} \ A\rho - \Phi\ _2^2 + \frac{\mu}{2} \ \rho - \rho'_k\ _2^2$
5. $v'_k = \rho_{k+1} - D_k$
6. $v_{k+1} \in \operatorname{argmin}_v \tau c(v) + \frac{\mu}{2} \ v - v'_k\ _2^2$
7. $D_{k+1} = D_k + \rho_{k+1} - v_{k+1}$
8. $k \leftarrow k + 1$
9. until stopping criterion is satisfied.

3 实验与结果

为验证算法的性能, 设计了三组数值实验和一组物理实验, 实验采用锥束 X 射线照射仿体中的纳米发光

目标,成像原理如图1所示,包括锥束X射线发射源,X射线平板探测器,CCD相机以及仿体旋转台。这个系统不仅可以通过CCD相机采集仿体表面的光学信息进行XLCT成像,同时能够采用X射线平板探测器完成传统的micro-CT成像。实验装置的具体参数详见文献[12]。实验中采用 Eu_2O_3 作为发光催化剂, Eu^{3+} 在X射线激发下, $^5\text{D}_0 \rightarrow ^7\text{F}_1$ 、 $^5\text{D}_0 \rightarrow ^7\text{F}_2$ 、 $^5\text{D}_0 \rightarrow ^7\text{F}_4$ 的激发峰分别位于597、615、692 nm处^[2]。X射线光源的电压和电流分别设置为50 kVp和1 mA。

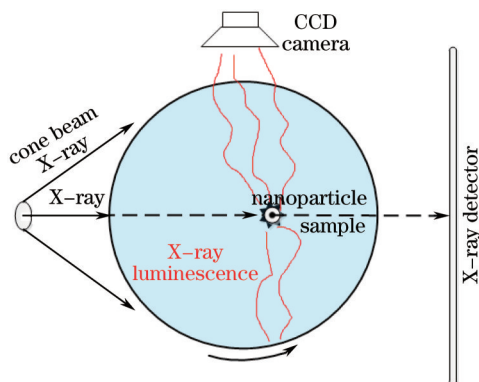


图1 锥束XLCT成像原理图

Fig.1 Schematic diagram of cone beam XLCT

3.1 数值实验

首先,基于锥束XLCT系统,设计了三组数值实验。在高20 mm、直径20 mm的大圆柱仿体中放置一个高2 mm、直径2 mm的圆柱光源,视大圆柱为肌肉组织,仿体A,B,C光源坐标分别为(10, 12, 14.5),(10, 14, 14.5),(10, 16, 14.5)(单位:mm),如图2(a)~(c)所示。吸收系数、散射系数、X射线衰减系数和光产率 ε 分别设为0.013、9.7、0.012 mm^{-1} 和

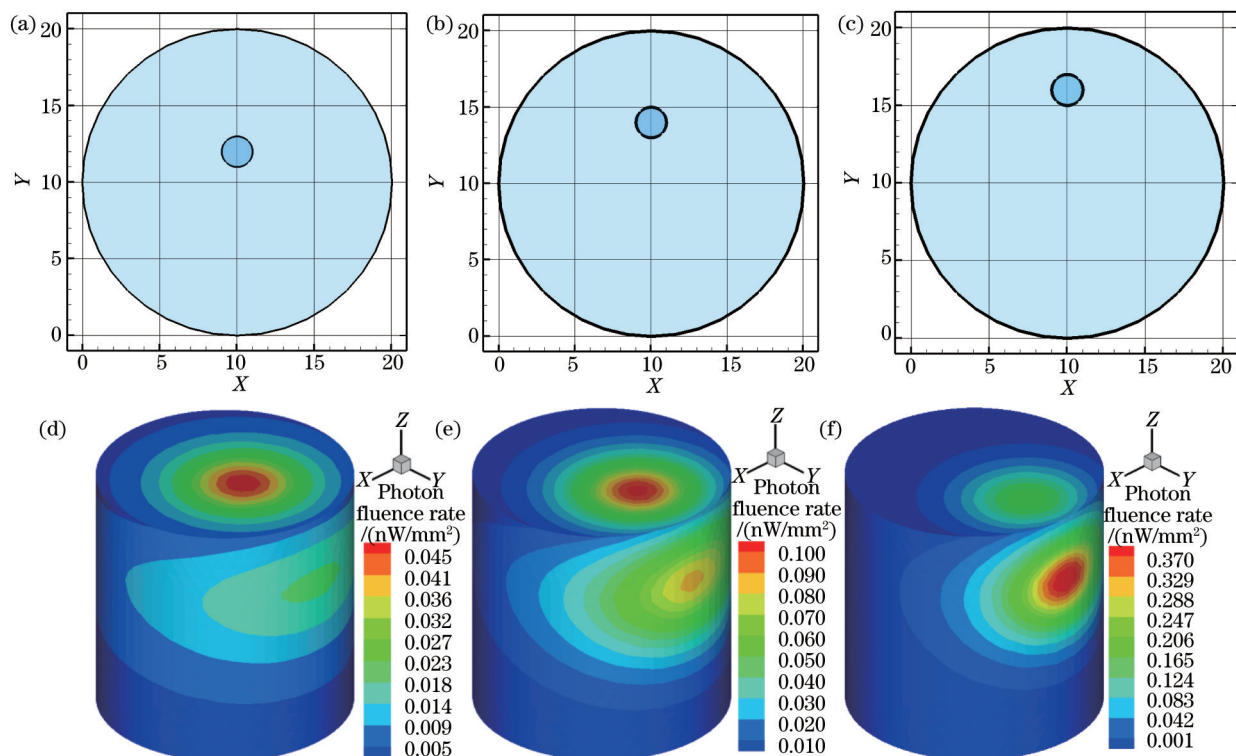


图2 (a)(b)(c) $z=14.5$ mm处的仿体截面图,黑色小圆圈代表纳米发光目标;(d)(e)(f)一个激发角度下的前向结果。

(a)(d) 仿体 A, $y=12$ mm; (b)(e) 仿体 B, $y=14$ mm; (c)(f) 仿体 C, $y=16$ mm

Fig.2 (a)(b)(c) Configuration of each phantom on the $z=14.5$ mm plane in which the black circle represents position of nanoparticle sample; (d)(e)(f) surface flux density distribution from one angle. (a)(d) Phantom A, $y=12$ mm;

(b)(e) phantom B, $y=14$ mm; (c)(f) phantom C, $y=16$ mm

0.15 cm³/mg, 纳米发光目标的浓度设为 1.2 μg。通过 X 射线激发 10 次(每 36° 旋转一次)获取重建所需的表面光学信息, 图 2(d)~(f)所示为三组数值实验的前向仿真结果, 图中仅为一个角度激发后的数据。

在前向仿真的基础上, 再分别采用 SALSA 和 PALM 方法处理逆问题, 在重建过程中两者均采用全域重建, 迭代次数设置相同。重建网格包含 4779 个节点和 25367 个四面体。主要利用重建位置误差(LE)以及算法重建时间来评估 SALSA 算法的可行性。位置误差定义为重建目标中心和实际目标之间的欧几里得距离:

$$f_{LE} = [(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2]^{1/2}, \quad (18)$$

式中(x, y, z)为重建目标的坐标, (x₀, y₀, z₀)为实际目标的坐标。

仿体 A 的重建结果如图 3 和表 2 所示。图 3(a)、(b)和图 3(c)、(d)分别为 SALSA 和 PALM 的重建结果, 其中图 3(a)、(c)为重建纳米发光目标最大值所在 x-y 平面的结果, 黑色圆圈代表真实纳米发光目标, 图 3(b)、(d)是重建三维展示, 红色和蓝色部分分别代表真实和重建纳米发光目标。同理, 图 4 和表 3 所示为仿体 B 的重建结果, 图 5 和表 4 为仿体 C 的重建结果。

根据表 2~4 所示, 当 y=12 mm 时, 迭代次数设置为 100 次, SALSA 和 PALM 的重建位置误差分别为 1.30 mm 和 1.99 mm, 两者重建时间分别为 5.63 s 和 73.26 s; 当 y=14 mm 时, 迭代次数设置为 600 次, SALSA 和 PALM 的重建位置误差分别为 1.28 mm 和 1.78 mm, 两者重建时间分别为 16.71 s 和 462.50 s; 当 y=16 mm 时, 迭代次数设置为 900 次, SALSA 和 PALM 的重建位置误差分别为 0.68 mm 和 0.90 mm, 两者重建时间分别为 25.55 s 和 629.30 s。SALSA 和 PALM 在不同深度下的重建位置误差对比如图 6 所示, 两种方法在同一深度下的迭代次数与上述条件相同。在迭代次数相同的情况下, 两种算法的重建位置误差相差 0.2~0.7 mm, 而 SALSA 的重建时间较 PALM 缩短了 10 倍以上。由此可以看出, 在不同深度且保证较优的重建位置误差条件下, 采用 SALSA 方法重建速度更快。

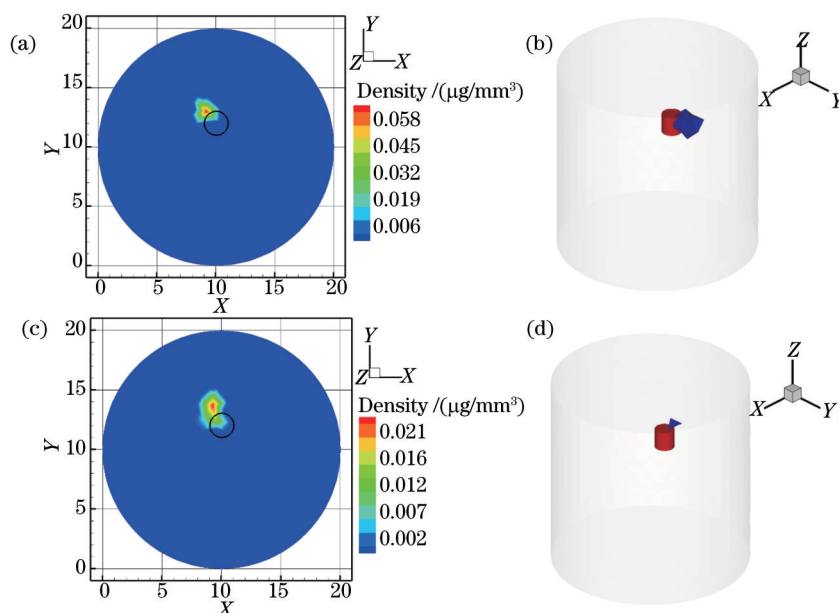


图 3 仿体 A 的重建结果。(a)(b) SALSA; (c)(d) PALM

Fig.3 Reconstruction results of phantom A. (a)(b) SALSA; (c)(d) PALM

与此同时, 在不同深度下, 还对不同迭代次数下的重建位置误差进行了讨论。在此, 仅展示 y=12 mm 时的结果。图 7 为 y=12 mm 时 SALSA 和 PALM 这两种方法在不同迭代次数下的重建误差, 随着迭代次数的增加,

表 2 仿体 A 的重建结果

Table 2 Reconstruction results of phantom A

Method	Actual position center /mm	Reconstructed position center /mm	LE /mm	Time /s
SALSA	10, 12, 14.5	9.18, 12.99, 14.30	1.30	5.63
PALM	10, 12, 14.5	9.38, 12.91, 16.15	1.99	73.26

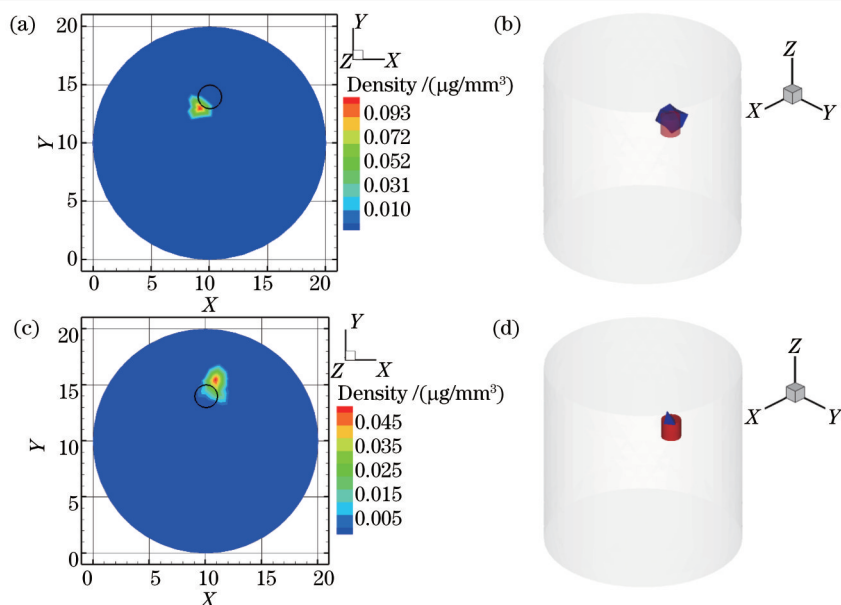


图 4 仿体 B 的重建结果。(a)(b) SALSA; (c)(d) PALM

Fig.4 Reconstruction results of phantom B. (a)(b) SALSA; (c)(d) PALM

表 3 仿体 B 的重建结果

Table 3 Reconstruction results of phantom B

Method	Actual position center /mm	Reconstructed position center /mm	LE /mm	Time /s
SALSA	10, 14, 14.5	9.20, 13.03, 14.23	1.28	16.71
PALM	10, 14, 14.5	10.79, 14.75, 15.90	1.78	462.50

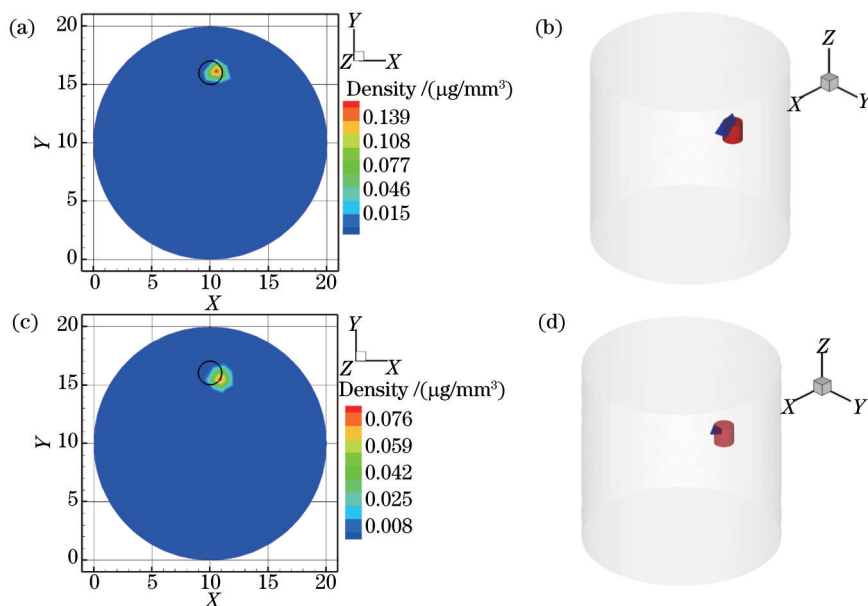


图 5 仿体 C 的重建结果。(a)(b) SALSA ;(c)(d) PALM

Fig.5 Reconstruction results of phantom C. (a)(b) SALSA; (c)(d) PALM

表 4 仿体 C 的重建结果

Table 4 Reconstruction results of phantom C

Method	Actual position center /mm	Reconstructed position center /mm	LE /mm	Time /s
SALSA	10, 16, 14.5	10.51, 16.18, 14.66	0.68	25.55
PALM	10, 16, 14.5	10.57, 15.61, 15.07	0.90	629.30

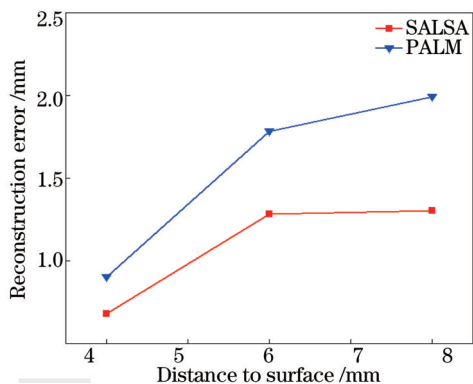


图 6 两种算法的重建误差对比

Fig.6 Reconstruction error of two methods

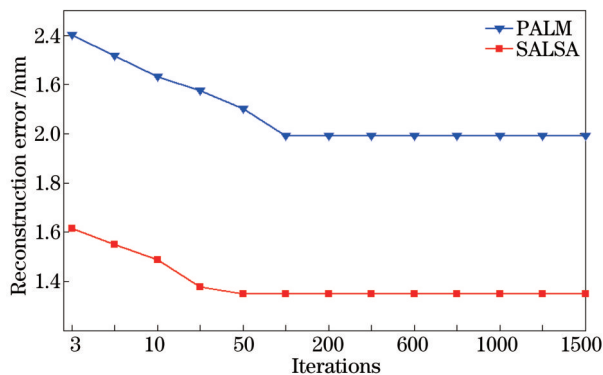


图 7 两种算法在不同迭代次数下的重建误差对比

Fig.7 Reconstruction error of two methods under different number of iterations

两种算法的重建误差减小,之后趋近于不变。从图中可以看出,相较于 PALM, SALSA 算法可以用更少的迭代次数得到较小的重建误差。

3.2 物理实验

为了进一步验证本文方法的可行性,还设计了一组物理实验,将一个高 3 mm、直径 2 mm 的圆柱放置在高 20 mm、直径 20 mm 的大圆柱中,坐标为(10.9, 15.2, 11.5)(单位:mm)。通过 X 射线激发 4 次获得表面光学信息,采集方向图和 CT 图像如图 8 所示。图 8(a)为圆柱仿体采集信息的方向图,每旋转 90° 采集一次,图 8(b)~(d)分别为 $x-y$, $x-z$, $y-z$ 方向的 CT 图像。重建逆向网格包含 4573 个节点和 25337 个四面体。吸收系数、散射系数分别设为 0.025 mm^{-1} 和 11.15 mm^{-1} 。利用重建位置误差和重建时间来评估 SALSA 的性能。

SALSA 和 PALM 重建结果如图 9 和表 5 所示,图 9(a)、(c)为重建目标浓度最大值所在 z 截面的展示图,图 9(b)、(d)为三维重建结果。两种方法的迭代次数均设置为 100 次, SALSA 重建目标加权中心点坐标为(11.27, 13.87, 11.30)(单位:mm), LE 为 1.06 mm,重建时间为 9.65 s; PALM 重建目标加权中心点坐标为(11.42, 13.88, 11.13)(单位:mm), LE 为 1.46 mm,重建时间为 156.37 s。由此可以看出,在物理实验中,相较于 PALM 方法, SALSA 依旧能在保证重建误差较小的同时,大大提高重建速度。

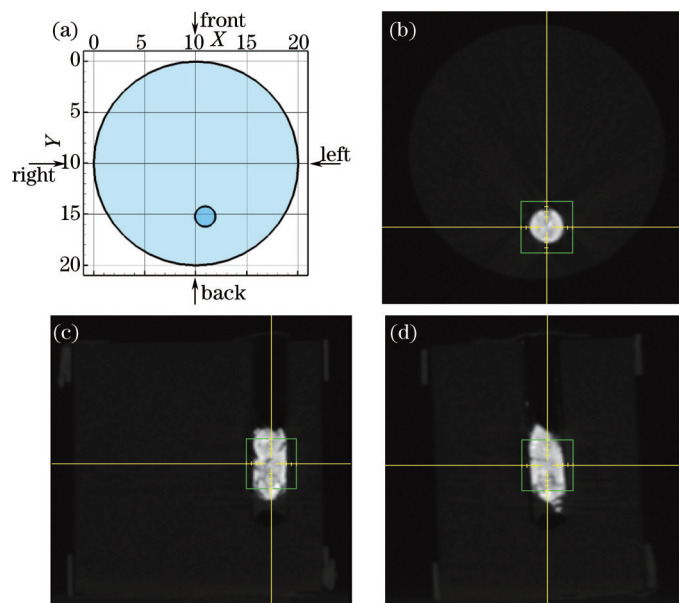


图 8 (a) 采集光学信息的方向图; (b)(c)(d) $x-y$, $x-z$, $y-z$ 方向的 CT 图像

Fig.8 (a) Configuration of each side in luminescence signal collection; (b)(c)(d) micro-CT images on the $x-y$, $x-z$, and $y-z$ planes, respectively

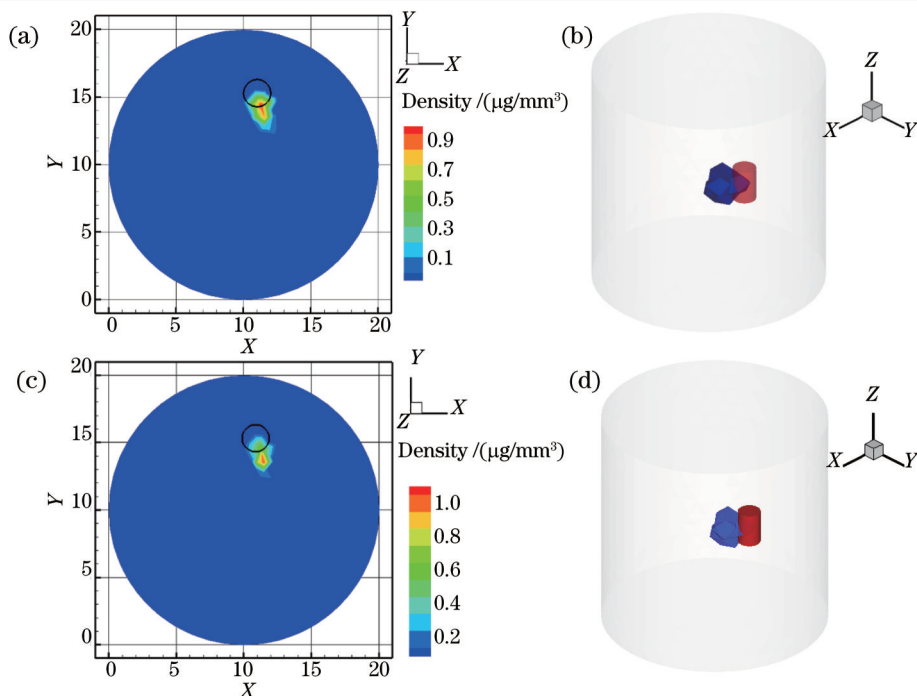


图9 物理实验重建结果。(a)(b) SALSA; (c)(d) PALM

Fig.9 Reconstruction results of physical phantom experiments. (a)(b) SALSA; (c)(d) PALM

表5 物理实验的重建结果

Table 5 Reconstruction results of physical phantom experiments

Method	Actual position center /mm	Reconstructed position center /mm	LE /mm	Time /s
SALSA	10.9, 15.2, 11.5	11.27, 13.87, 11.30	1.06	9.65
PALM	10.9, 15.2, 11.5	11.42, 13.88, 11.13	1.46	156.37

4 结 论

针对窄束XLCT系统采集时间长的问题,采用锥束X射线激发纳米发光目标(Eu_2O_3),选取扩散近似方程来描述近红外光在组织中的传播过程,并利用有限元方法对其求解。设计了三组单光源数值实验和一组物理实验,考虑到纳米发光目标的稀疏性,利用压缩感知的思想,加入了基于 L_1 范数的分割增广拉格朗日收缩方法进行三维重建,并将其与初始增广拉格朗日方法进行对比。实验结果表明,在不同深度下,两种方法的重建误差都随着深度的增加而增大,SALSA方法的误差更小,并且可以用更少的迭代次数得到更好的结果,在保证重建质量的情况下,可以大大缩短重建时间。并且,SALSA方法还可以解决其他正则化问题,例如小波正则化以及TV正则化。

在XLCT中,还有一些工作需要进一步研究。首先是改善深度目标的重建误差,由图3和图5可以看出,当离表面近时SALSA重建能得到理想的重建误差,但高深度处目标重建误差依旧较大。针对此问题之后会加入多光谱信息或者改进正则化和优化算法。其次,本文工作仅仅基于单光源的匀质物理模型,以后会更多集中在多光源以及非匀质的在体实验上。

参 考 文 献

- 1 Seferis I, Michail C, Valais I, *et al.*. Imaging performance of a thin $\text{Lu}_2\text{O}_3:\text{Eu}$ nanophosphor scintillating screen coupled to a high resolution CMOS sensor under X-ray radiographic conditions: Comparison with $\text{Gd}_2\text{O}_2\text{S}:\text{Eu}$ conventional phosphor screen[C]. SPIE, 2014, 9033: 90333T.
- 2 Sun C, Pratz G, Carpenter C M, *et al.*. Synthesis and radioluminescence of PEGylated Eu^{3+} -doped nanophosphors as bioimaging probes [J]. Advanced Materials, 2011, 23(24): H195-H199.

- 3 Pratz 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.
- 4 Jin Chen, Guo Hongbo, Hou Yuqing, *et al.*. Bioluminescence tomography reconstruction based on simplified spherical harmonics approximation model and sparse reconstruction by separable approximation[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(6): 0617001.
金 晨, 郭红波, 侯榆青, 等. 基于变量分离近似稀疏重构和简化球谐近似的生物发光断层成像[J]. 光学学报, 2014, 34(6): 0617001.
- 5 Liu Hejuan, Hou Yuqing, He Xiaowei, *et al.*. A comparative study and evaluation on several typical iterative methods for bioluminescence tomography[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(8): 081704.
刘合娟, 侯榆青, 贺小伟, 等. 几种典型迭代算法在生物发光断层成像中的对比研究及评估[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(8): 081704.
- 6 Yu J, Cheng J, Hou Y, *et al.*. Sparse reconstruction for fluorescence molecular tomography via a fast iterative algorithm[J]. Journal of Innovative Optical Health Sciences, 2014, 7(3): 145008.
- 7 Guo Hongbo, He Xiaowei, Hou Yuqing, *et al.*. Fluorescence molecular tomography based on nonconvex sparse regularization[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(7): 0717001.
郭红波, 贺小伟, 侯榆青, 等. 基于非凸稀疏正则的荧光分子断层成像[J]. 光学学报, 2015, 35(7): 0717001.
- 8 Dong Fang, Hou Yuqing, Yu Jingjing, *et al.*. Fluorescence molecular tomography via greedy method combined with region-shrinking strategy[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 32(10): 245519.
董 芳, 侯榆青, 余景景, 等. 结合区域收缩和贪婪策略的荧光分子断层成像[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 32(10): 245519.
- 9 Pratz G, Carpenter C M, Sun C, *et al.*. Tomographic molecular imaging of X-ray-excitable nanoparticles[J]. Optics Letters, 2010, 35(20): 3345–3347.
- 10 Cong W, Shen H, Wang G. Spectrally resolving and scattering-compensated X-ray luminescence/fluorescence computed tomography [J]. Journal of Biomedical Optics, 2011, 16(6): 409–416.
- 11 Chen D, ,,,,,, Zhu S, Yi H, *et al.*. Cone beam X-ray luminescence computed tomography: A feasibility study[J]. Medical Physics, 2013, 40(3): 031111.
- 12 Liu X, Liao Q, Wang H. *In vivo* X-ray luminescence tomographic imaging with single-view data[J]. Optics Letters, 2013, 38(22): 4530–4533.
- 13 Klose A D, Ntziachristos V, Hielscher A H. The inverse source problem based on the radiative transfer equation in optical molecular imaging [J]. Journal of Computational Physics, 2005, 202(1): 323–345.
- 14 Afonso M V, Bioucas-Dias J M, Ma F. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(9): 2345–2356.
- 15 Figueiredo M A T, Bioucas-Dias J M, Afonso M V. Fast frame-based image deconvolution using variable splitting and constrained optimization[C]. IEEE Workshop on Statistical Signal Processing, 2009: 109–112.
- 16 Cheng Jingxing, Hou Yuqing, Dong Fang, *et al.*. Fluorescence molecular tomography based on the sparse regularization and adaptive finite element method[J]. Journal of Xidian University, 2015, 42(2): 174–179.
程璟星, 侯榆青, 董 芳, 等. 稀疏正则和自适应有限元的荧光分子断层成像[J]. 西安电子科技大学学报, 2015, 42(2): 174–179.
- 17 Zhang Y, Zhang L, Wu Y. The augmented Lagrangian method for a type of inverse quadratic programming problems over second-order cones[J]. TOP, 2014, 22(1): 45–79.
- 18 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.
- 19 Eckstein J, Bertsekas D P. On the Douglas-Rachford splitting method and the proximal point algorithm for maximal monotone operators [J]. Mathematical Programming, 1992, 55(1–3): 293–318.

栏目编辑: 吴秀娟