

文章编号 1004-924X(2017)01-0042-08

基于改进谱投影梯度算法的 X 射线发光断层成像

侯榆青, 贾 涛, 易黄建*, 张海波, 贺小伟
(西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127)

摘要: X 射线发光断层成像(XLCT)是一种可同时获得解剖结构和功能信息的新颖分子影像技术,在早期肿瘤检测与治疗方面具有重要应用潜力,但由于测量信息少,成像模型复杂等原因,其断层重建一直是挑战性难题。本文采用非单调 Barzilai-Borwein 梯度(NBBG)算法来求解重建问题目标函数。每次迭代中,谱投影梯度方法近似为 L_1 范数约束的最小二乘问题。Barzilai-Borwein 梯度法获得相应的更新方向,提高算法的收敛速度。采用非单调性线性搜索策略构建最优步长,保证全局收敛性。通过将 Barzilai-Borwein 梯度法和非单调性搜索结合,在保证全局收敛的同时,克服了选取精确步长带来较大计算量的缺点。数值仿真实验和物理实验得到的基于 NBBG 算法的单光原重建位置误差分别为 0.68 和 0.94 mm,与分裂增广拉格朗日收缩算法(SALSA)相比,本文方法在重建精度、鲁棒性和重建效率等方面都获得了较优的结果。

关键词: 光学分子影像; X 射线发光断层成像(XLCT); 图像重建; 梯度算法

中图分类号: Q63; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172501.0042

X-ray luminescence computed tomography based on improved spectral projected gradient algorithm

HOU Yu-qing, JIA Tao, YI Huang-jian*, ZHANG Hai-bo, HE Xiao-wei

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

* Corresponding author, E-mail: yhj2014@nwu.edu.cn

Abstract: X-ray Luminescence Computed Tomography (XLCT), a novel imaging technique which can obtain anatomical structure and functional information simultaneously, has an important application prospect in early tumor detection and radiotherapy. But due to the less measurement and complex imaging model, the tomography reconstruction always is a challenging problem. This paper presents a gradient algorithm based on Non-monotone Barzilai-Borwein(NBBG) to obtain the optimal solution of the objective. In each iteration, a spectral gradient-projection method approximately was minimized as a least-squares problem with an explicit L_1 -regularized constraint. The Barzilai-Borwein was employed to get the appropriate updating direction, further to improve the convergence speed of the proposed method. In addition, anonmonotone line search strategy was applied to build the optimal step length,

收稿日期: 2016-06-24; **修订日期:** 2016-08-12.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61372046, No. 11571012, No. 61640418); 中国博士后科学基金资助项目; 陕西省科技计划资助项目(No. 2015KW-002); 陕西省自然科学基金计划资助项目(No. 2015JM6322); 陕西省教育厅基金资助项目(No. 15JK1726); 陕西省教育厅专项科研计划资助项目(No. 14JK1578, No. 16JK1772); 西北大学自然科学基金资助项目(No. 338020006, No. 338050003); 西北大学研究生创新项目(No. YZZ15096)

which guarantees global convergence. The combination of nonmonotone line Barzilai-Borwein step length search strategy with spectral projected gradient method not only can ensure the global convergence, but also can reduce the computational cost of selecting exact step-size. From numerical simulation experiments and the physical experiment, the Location Errors (LE) of single target reconstruction based on NBBG are 0.68 and 0.94 mm respectively. Compared with Split Augmented Lagrangian Shrinkage Algorithm (SALSA), NBBG can obtain better results in terms of LE, robustness and efficiency.

Key words: optical molecular imaging; X-ray Luminescence Computed Tomography (XLCT); image reconstruction; gradient algorithm

1 引言

X 射线发光断层成像 (X-ray Luminescence Computed Tomography, XLCT) 是一种基于纳米发光材料的分子影像技术。该技术利用纳米材料合成分子探针,与生物体内的特定靶向目标结合在 X 射线激发下成像。这种成像模态克服了荧光分子断层成像 (Fluorescence Molecular Tomography, FMT) 中的自体荧光现象,在对目标进行光学成像的同时还能进行结构成像,并且提高了成像的深度,是一种新兴的且具有很好发展前景的成像技术^[1-5]。鉴于该技术巨大的应用潜力,国内外诸多研究机构和人员开展了这方面的研究。美国斯坦福大学医学院 G. Pratz 等人采用窄束 XLCT 在不同深度实现了高分辨成像^[6-7]。Li 等人采用笔束 XLCT 系统来选择性激发较深的目标^[8]。为了克服笔束较长的扫描时间及 X 射线的散射效应,Chen 等人提出了锥束 XLCT 系统以及散射补偿方法^[9]。Liu 等人将锥束 XLCT 系统应用在小动物实验中,进一步验证了其可行性^[10]。

XLCT 成像中,纳米发光材料受到 X 射线激发后会发出近红外光,通过高灵敏度电荷耦合器件 (Charge Coupled Device, CCD) 相机获取生物组织表面的光子信息,通过算法可以反演出纳米颗粒的位置及浓度。近红外光在生物组织中传输一般采用辐射传输方程 (Radiative Transfer Equation, RTE) 来描述,然而此模型的求解极为复杂和困难。而在近红外光谱区,生物组织具有高散射特性,因此可用扩散近似方程 (Diffusion Equation, DE) 来近似 RTE 方程,再采用有限元方

法进行求解^[11-15]。由于 CCD 相机采集的光学信号有限,所以 XLCT 的逆问题重建具有严重病态性。为了有效地降低问题病态性,研究者们提出了各种正则化方法来改善重建结果。近年来,受稀疏正则化技术在压缩感知领域中广泛应用的启发^[16],考虑到靶向目标在生物组织中分布的稀疏性,基于 L_1 范数的正则化开始应用在光学断层成像中,并取得了较好的重建结果^[17]。本采用非单调 Barzilai-Borwein 梯度算法 (Nonmonotone Barzilai-Borwein Gradient, NBBG)^[18] 来求解重建问题,并且与分裂增广拉格朗日收缩算法 (Split Augmented Lagrangian Shrinkage Algorithm, SALSA) 进行对比^[19]。NBBG 的系统矩阵 A 是一个 $N \times M$ 的矩阵,计算量只有 $N \times M$,而 SALSA 的计算量达到 M^8 以上^[20]。因此,NBBG 算法比 SALSA 具有更高的重建效率。最后通过数值仿真实验和物理仿体实验验证了 NBBG 算法的可行性和有效性。

2 方法

2.1 前向模型

X 射线穿过生物组织或者仿体,到达内部的纳米颗粒,纳米颗粒受到 X 射线激发会发出近红外光^[9],如下式所示:

$$S(r) = \epsilon X(r) x(r), \quad (1)$$

其中: $S(r)$ 是光源, $X(r)$ 是 X 光的强度, $x(r)$ 是在 r 处的纳米颗粒浓度, ϵ 是光子产率。

根据 Lambert-Beers 定律,当 X 射线穿过组织时, X 射线密度分布可用下式表示:

$$X(r) = X_0 \exp \left\{ - \int_{r_0}^r \gamma(\tau) d\tau \right\}, \quad (2)$$

其中: X_0 是在初始位置 r_0 处的 X 射线强度, $\gamma(\tau)$ 是在位置 τ 处的 X 射线衰减系数。

在生物组织内部的光传输过程用扩散方程及 Robin 边界条件描述如下^[7]:

$$\begin{cases} -\nabla \cdot [D(r) \nabla \Phi(r)] + \mu(r) \Phi(r) = S(r), (r \in \Omega) \\ \Phi(r) + 2\beta(r, n, n') D(r) [\nu(r) \cdot \nabla \Phi(r)] = 0, (r \in \partial\Omega) \end{cases} \quad (3)$$

其中: r 是位置向量, $D(r) = (3(\mu_a(r) + (1-g) \times \mu_s(r)))^{-2}$ 是扩散系数, $\mu_a(r)$ 和 $\mu_s(r)$ 分别是吸收系数和散射系数。 $\beta(r, n, n')$ 是依赖于边界 Ω 上的折射率 n 和周围介质的折射率 n' 的边界不匹配因子。

利用有限元方法 (Finite Element Method, FEM) 求解方程 (3), 得到物体表面发射光的光子通量流率 Φ 与纳米发光目标分布 x 的线性关系^[2]:

$$Ax = \Phi. \quad (4)$$

2.2 非单调性 Barzilai-Borwein 梯度算法

考虑到测量数据的噪声影响以及重建问题的病态性, 不能直接从式 (4) 中求出 x 。于是把式 (4) 转化成 L_1 范数正则化最小二乘问题求解:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|Ax - \Phi\|_2^2 + \mu \|x\|_1, \quad (5)$$

其中 μ 是正则化参数。根据变量分割方法, 将式 (5) 写成正则化最小二乘问题的另外一种形式:

$$\min_x f(x) = \|Ax - \Phi\|_2^2 \text{ subject to } \|x\|_1 \leq \mu. \quad (6)$$

本文提出一种基于非单调 Barzilai-Borwein

梯度算法 (NBBG) 来求解式 (6)。在 NBBG 算法中, Barzilai-Borwein 梯度法^[21] 结合了古典的梯度下降法和牛顿法的优点, 相比梯度下降法更容易达到收敛, 相比牛顿法减少了计算量。利用 Barzilai-Borwein 梯度法可以得到一个适当的迭代方向, 提高收敛速度。当迭代方向确定后, 一个稳定合适的步长是必不可少的。传统 Armij 线性搜索与 Wolfe-Powell 线性搜索准则在确定步长时有一个共同的特性, 那就是每步迭代都是单调下降的, 一个典型的情况就是当目标函数在可行域中存在狭长弯曲的峡谷时, 单调性算法的计算效率会大大降低。为了避免这种情况, 本文采用非单调线搜索确定步长策略, 该策略不要求函数在每一步迭代都是单调下降, 使步长因子的选取更具有弹性, 能够保证算法的全局收敛性。NBBG 算法的迭代模型可描述为:

$$x_{k+1} = x_k + S_k D_k, \quad (7)$$

其中: S_k 是迭代步长, D_k 是最小二乘模型的搜索方向。首先, 最小二乘模型的搜索方向 D_k 定义为:

$$D_k = -\frac{1}{n} \left[x_k - \max \left\{ \left| x_k - \frac{h}{\alpha_{BB}} \nabla f(x_k) \right| - \frac{\mu h}{\alpha_{BB}}, 0 \right\} \frac{x_k - \frac{h}{\alpha_{BB}} \nabla f(x_k)}{\left| x_k - \frac{h}{\alpha_{BB}} \nabla f(x_k) \right|} \right], \quad (8)$$

其中: $\alpha_{BB} = \frac{S_k^T y_k}{\|S_k\|_2^2}$, $h \in [0, 1]$ 。

在式 (7) 中:

$$S_k = x_{k+1} - x_k = -\frac{1}{\nabla^2 f(x_k)} \nabla f(x_k), y_k = \nabla f(x_k + 1) - \nabla f(x_k). \quad (9)$$

由于只有 $\alpha_{BB} > 0$ 才能保证搜索方向是向下的, 对 α_{BB} 做如下处理:

$$\alpha_{BB} = \min \{ \alpha_{\max}, \max[\alpha_{\min}, \alpha_{BB}] \}, \quad (10)$$

式中: α_{\max} 和 α_{\min} 为初始参数, 均大于零。迭代步长 S_k 可由下式求解:

$$f(x_k + S_k D_k) \leq \max_{0 \leq j \leq m(k)} f(x_{k-j} + \delta S_k \Delta_k), \quad (11)$$

其中 $\Delta_k = \nabla f(x_k)^T D_k + \frac{1}{n} [\mu (\|x_k + h D_k\|_1 - \|x_k\|_1)]$ 。算法流程如图 1 所示。

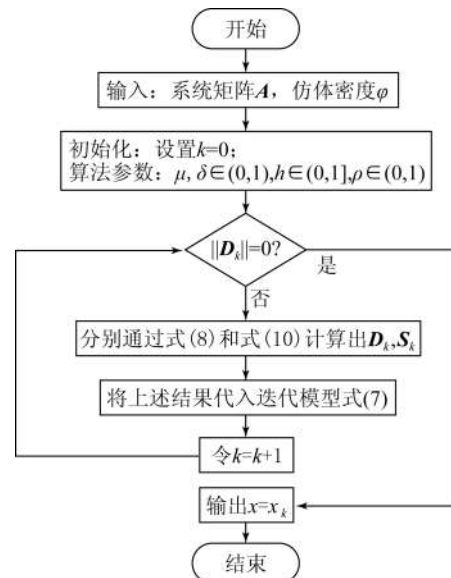


图 1 NBBG 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of NBBG algorithm

3 实验结果与分析

3.1 客观评价指标

为了验证 NBBG 算法的可行性,本文设计了数值实验和物理实验,同时引入位置误差(Location Error, LE),相对误差(Relative Error, RE),归一化均方根误差(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)来评估重建结果。

LE 定义为重建的目标位置 (x, y, z) 与真实位置 (x_0, y_0, z_0) 之间的欧拉距离,即:

$$LE = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2}. \quad (12)$$

RE 定义为重建的纳米颗粒的浓度与真实浓度的绝对误差与真实浓度之比,表示为:

$$RE = \frac{\|x_{\text{recon}} - x_{\text{true}}\|_2}{\|x_{\text{true}}\|_2}. \quad (13)$$

NRMSE 定义为重建目标浓度与真实浓度的差比上重建浓度的变化范围,其表达式为:

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (x_{\text{recon}}(i) - x_{\text{true}}(i))^2}{k}}}{(x_{\text{recon}}^{\max} - x_{\text{recon}}^{\min})}, \quad (14)$$

其中 k 为成像目标内的节点数。

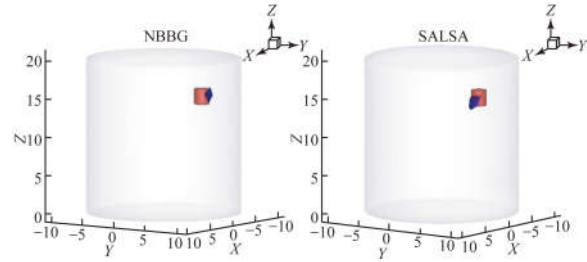
3.2 数值仿真实验

3.2.1 单光源实验

设置直径为 20 mm,高为 20 mm 的圆柱体模拟肌肉组织,在其内部放入直径为 2 mm、高为 2 mm 的小圆柱作为纳米颗粒,仿体的吸收系数和散射系数分别为 0.013 mm^{-1} 和 9.7 mm^{-1} ,X 射线的衰减系数与光子光产率分别设为 0.012 mm^{-1} 、 $0.015 \text{ cm}^3/\text{mg}$ 。光源位置坐标设为 $(0 \text{ mm}, 6 \text{ mm}, 15.5 \text{ mm})$,该纳米颗粒质量设为 $0.5 \mu\text{g}$,其真实浓度为 $0.079 \mu\text{g} \cdot \text{mm}^{-3}$ 。实验每隔 36° 采集一次仿体表面数据,共采集 10 次。

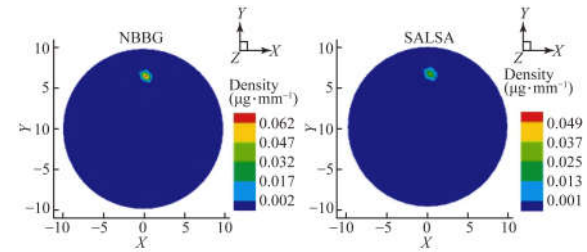
逆问题重建网格含有 25 313 个四面体和 4 772 个节点,分别采用 NBBG 和 SALSALSA 算法重建。实验中的参数设置为:泰勒展开系统 $h=0.9$,正则化参数 $\mu=10^{-8}$, $\alpha_{\min}=10^{-20}$, $\alpha_{\max}=10^{20}$,迭代次数 $L_{\max}=800$,迭代中 $\rho=0.35$, $\delta=10^{-4}$,重建结果如图 2 和表 1 所示。图 2(a)为 NBBG 和 SALSALSA 三维立体展示图,其中,红色圆柱体代表真实目标,

蓝色区域代表重建目标,图 2(b)为重建结果在 $Z=15.5 \text{ mm}$ 平面的截面图,黑圈为真实光源(彩图见期刊电子版)。表 1 为单光源重建的定量分析结果。NBBG 与 SALSALSA 算法重建的位置误差分别为 0.68 和 0.98 mm,它们对应的相对误差分别为 4.63%和 14.42%。可以看出:NBBG 算法的重建位置误差优于 SALSALSA。



(a) 三维重建结果

(a) Three-dimensional reconstruction results



(b) 重建结果在 $Z=15.5 \text{ mm}$ 处的截面图

(b) Cross-sections of reconstruction result at $Z=15.5 \text{ mm}$

图 2 单光源重建结果

Fig. 2 Results of single target reconstruction

表 1 单光源目标重建的定量分析结果

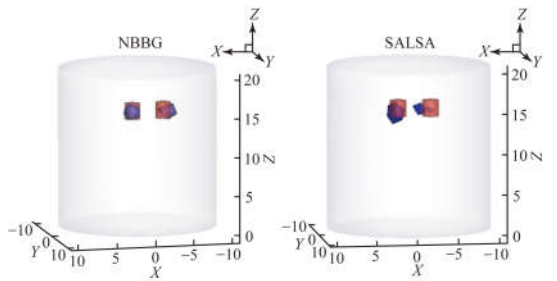
Tab. 1 Quantitative analysis results of reconstruction with a single target

方法	真实目标位置/mm	重建目标位置/mm	位置误差/mm	相对误差/%	归一化均方根误差
NBBG	(0, 6, 15.5)	(0.45, 6.51, 15.58)	0.68	4.63	0.012
SALSALSA	(0, 6, 15.5)	(0.51, 6.45, 16.21)	0.98	14.42	0.021

3.2.2 双光源实验

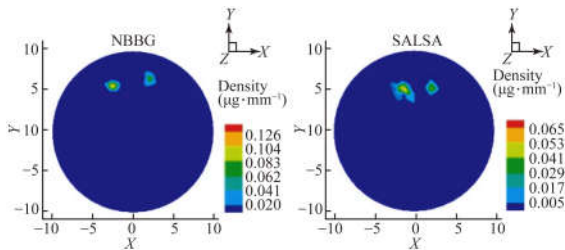
为了进一步评估本文方法的性能,这里设置了双光源实验。在圆柱体内分别放入两个表面相隔 2 mm 的双光源目标,中心位置分别为 $(2 \text{ mm}, 6 \text{ mm}, 15.5 \text{ mm})$ 和 $(-2 \text{ mm}, 6 \text{ mm}, 15.5 \text{ mm})$,该光源的真实质量设为 $1.0 \mu\text{g}$,真实浓度为 $0.159 \mu\text{g} \cdot \text{mm}^{-3}$ 。本组实验中,参数设置为:迭

代次数 $L_{\max} = 1\ 200$, 迭代中 $\rho = 0.35, \delta = 10^{-5}$, 其它参数设置与单光源一致, 其重建结果如图 3 和表 2 所示。图 3(a) 为 NBBG 和 SALSALSA 双光源三维立体展示图, 其中, 红色圆柱体代表真实目标, 蓝色区域代表重建目标, 图 3(b) 为重建结果在 $Z = 15.5\ \text{mm}$ 平面的截面图, 黑圈为真实光源 (彩图见期刊电子版)。表 2 所示为双光源重建的定量分析结果。结果表明: NBBG 方法能够获得更满意的定位与定量结果, 位置误差与相对误差明显优于 SALSALSA 的重建结果; 此外本文方法的重建目标大小分布更加均匀。



(a) 三维重建结果

(a) Three-dimensional reconstruction results



(b) 重建结果在 $Z = 15.5\ \text{mm}$ 处的截面图

(b) Cross-sections of reconstruction result at $Z = 15.5\ \text{mm}$

图 3 间距 4 mm 的双光源重建结果

Fig. 3 Reconstruction results for double targets with separated distance of 4 mm

表 2 距离 4 mm 的双光源重建的定量分析结果

Tab. 2 Quantitative analysis results of reconstruction with double targets with separated distance of 4 mm

方法	重建目标 位置/mm	位置 误差/mm	相对 误差/%	归一化均 方根误差
NBBG	Target 1 (2.06, 6.55, 15.46)	0.56	4.31	0.058
	Target 2 (-2.51, 5.70, 15.24)	0.65	4.57	0.058
SALSALSA	Target 1 (2.21, 5.55, 14.95)	0.74	34.95	0.094
	Target 2 (-1.31, 5.30, 15.50)	0.98	42.78	0.094

3.2.3 不同水平噪声下算法的性能分析

为了评估算法的鲁棒性, 在单光源实验的基础上, 对表面测量的数据分别增加 5%, 10%, 15%, 20%, 25% 5 个不同程度的高斯噪声。不同噪声水平下, NBBG 算法与 SALSALSA 算法在 $Z = 15.5\ \text{mm}$ 截面的重建结果如图 4 所示。为了更加直观的表述两种算法受噪声影响的差异, 图 5 展示了不同噪声下两种算法 LE 的重建结果及重建目标浓度的对比。随着噪声水平的增大, NBBG 算法的定位和定量重建误差的变化很微小; 然而 SALSALSA 算法对噪声很敏感, 重建结果逐渐变差。

本组实验很好地验证了相对于 SALSALSA 算法 NBBG 算法具有更好的鲁棒性和稳定性。

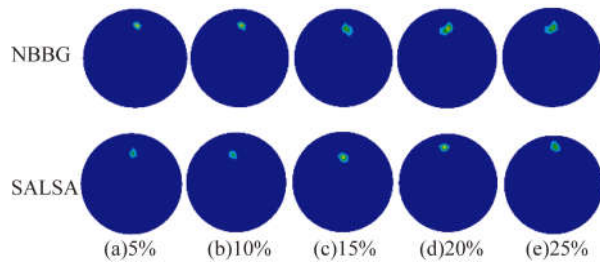
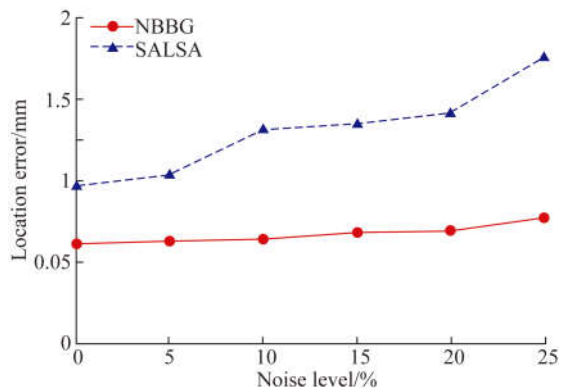


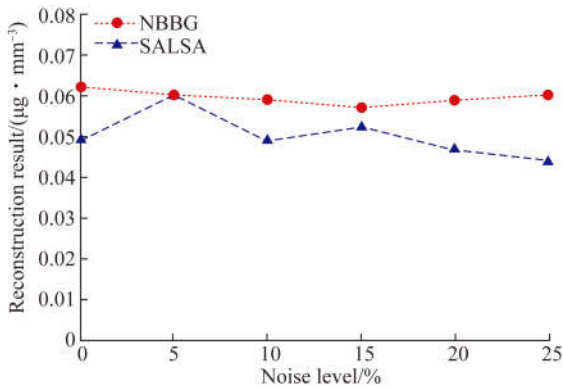
图 4 不同噪声水平下两种方法的重建结果

Fig. 4 Reconstruction results of two algorithms under different noise levels



(a) 两种算法重建的位置误差 (LE) 对比

(a) Comparison of position error (LE) between NBBG and SALSALSA



(b)两种算法重建目标浓度对比

(b) Comparison of target reconstruction concentration between NBBG and SALSALSA

图 5 不同噪声水平下 NBBG 和 SALSALSA 的误差分析

Fig. 5 Error analysis of NBBG and SALSALSA under different noise levels

3.2.4 不同网格大小下算法的重建性能分析

本文进一步研究了对 NBBG 方法的效率。本组实验中用 NBBG 方法与 SALSALSA 方法对相同的数据进行重建,为了更好地评价所提出方法的时间效率,本实验采用 6 组不同的网格来求解逆问题。根据网格大小做了 1~6 个编号,表 3 和图 6 为两种算法用 6 组不同网格重建所耗的时间。在不同大小的网格中,NBBG 方法的重建效率均高于 SALSALSA;并且随着网格数目的不断增大,NBBG 的优势更为显著。

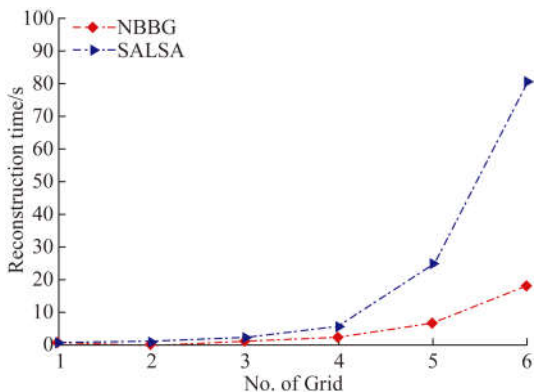


图 6 NBBG 算法与 SALSALSA 算法在 6 种不同大小网格(后向)下重建耗时的对比

Fig. 6 Comparison of time cost between NBBG and SALSALSA methods based on six different sizes of grid (reverse)

表 3 NBBG 与 SALSALSA 算法在不同网格下的重建效率

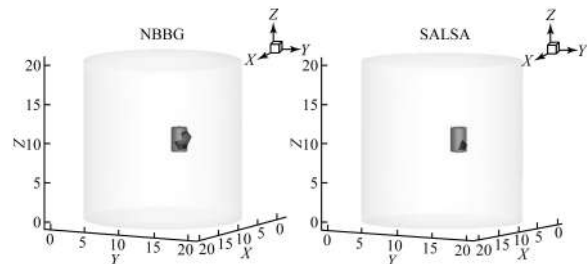
Tab. 3 Comparison of reconstruction efficiency between NBBG and SALSALSA methods based on different sizes of grid

编号	节点数	四面体单元	NBBG _{time} /s	SALSALSA _{time} /s
1	66	162	0.09	0.18
2	155	539	0.13	0.51
3	440	1 871	0.81	2.00
4	845	3 890	2.27	5.35
5	2 440	12 539	6.51	24.51
6	4 772	25 313	18.24	80.43

3.3 物理实验

为了评估 NBBG 重建方法在实际应用中的性能,本文还设置一组物理实验,视直径为 20 mm、高为 20 mm 的一个圆柱体为肌肉组织,在其内放置一个直径为 2 mm、高为 3 mm 的圆柱荧光目标,其中心位置为(11.8 mm, 13.4 mm, 10.5 mm)。通过 X 射线每隔 90°激发一次,获得 4 组表面荧光分布信息。重建中该仿体被离散为 5 754 个节点和 30 744 个四面体。在本组实验中,迭代次数 $L_{\max} = 1\ 000$,在每次迭代中 $\rho = 0.35, \delta = 10^{-3}$,重建结果如图 7 所示。图 7(a)为 NBBG 和 SALSALSA 物理实验三维立体展示图,其中,红色圆柱体代表真实目标,蓝色区域代表重建目标,图 7(b)为两种算法在 $Z = 10.5\ \text{mm}$ 平面的截面图,黑圈为真实光源(彩图见期刊电子版)。表 4 为两种方法重建的定量分析结果。两种方法的 LE 分别为 0.94 mm 和 1.38 mm,NBBG 法的 RE 为 4.34%,远远小于 SALSALSA 法。

物理实验中相对于 SALSALSA 算法,NBBG 算法能够在保证重建位置误差的同时,还具有较高的相对误差精度,进一步证明了该方法的可行性。



(a)三维重建结果

(a) Three-dimensional reconstruction results

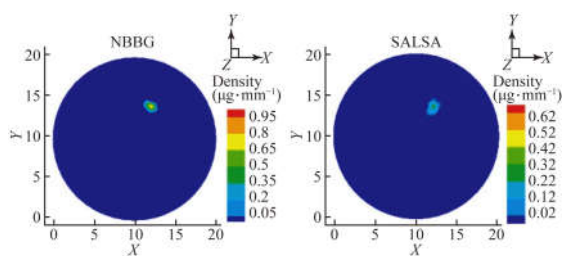
(b) $Z=10.5$ mm 重建结果的截面图(b) Cross-sections of reconstruction result at $Z=10.5$ mm

图 7 物理实验重建结果

Fig. 7 Reconstruction results of physical phantom experiment

表 4 物理实验重建的定量分析结果

Tab. 4 Quantitative analysis results of reconstruction in physical phantom experiment

方法	真实目标 位置/mm	重建目标 位置/mm	位置 误差/mm	相对 误差/%	归一化均 方根误差
NBBG	(11.8,13.4,10.5)	(11.51,14.05,11.12)	0.94	4.34	0.019
SALSA	(11.8,13.4,10.5)	(12.13,13.42,9.15)	1.38	23.35	0.021

参考文献:

- [1] 张海波, 耿国华, 易黄建, 等. X 射线发光断层成像中笔束与锥束激发性能的对比[J]. 光学精密工程, 2016, 24(5): 986-992.
ZHANG H B, GENG G H, YI H J, *et al.*. Comparison between pencil-beam and cone-beam in XLCT system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(5): 986-992. (in Chinese)
- [2] LIU X, WANG H K, YAN Z Z. Chapter 13- Nanobiomaterials in X-ray luminescence computed tomography (XLCT) imaging [M]//GRUMEZ-ESCU A. *Nanobiomaterials in Medical Imaging*. Amsterdam: Elsevier Inc, 2016.
- [3] KUANG Y, PRATX G, BAZALOVA M, *et al.*. First demonstration of multiplexed X-ray fluorescence computed tomography (XFCT) imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(2): 262-267.
- [4] LO P A, LIN M L, JIN S C, *et al.*. Cone beam x-ray luminescence computed tomography reconstruction with a priori anatomical information [J]. *SPIE*, 2014, 9205: 92050O-92050O-5.

4 结 论

本文针对 XLCT 的重建问题, 提出了基于非单调 Barzilai-Borwein 梯度算法的重建方法。在每次迭代中, Barzilai-Borwein 梯度法获得相应的更新方向, 提高算法的收敛速度。采用非单调线性搜索策略构建最优步长, 保证全局收敛性, 大大减少迭代时间。为了验证算法的性能, 本文分别设置了 3 组数值仿真实验和一组物理实验, 将 NBBG 方法和基于 L_1 范数的经典算法 SALSA 做对比。实验结果表明: 本文采用的 NBBG 方法能够在保证重建精度(位置误差均小于 1 mm)的同时有效地将双目标分辨出来。而且该算法在不同噪声水平下的重建结果均较为稳定。在不同大小的网格下, NBBG 算法的重建效率明显优于 SALSA 算法。但在 XLCT 中, NBBG 方法对于目标形状的重建并不是特别理想, 而且此算法在临床研究中的重建性能还有待评测, 因此 NBBG 方法距离在 XLCT 实际临床中的应用还有一定的差距和不足。如何在体实验中精确快速完整定位不同深度的靶目标形状将是今后研究的工作重点。

- [5] ZHANG W, ZHU D W, LI C Q. Multiple pinhole collimator based microscopic X-ray luminescence computed tomography [J]. *SPIE*, 2016, 9788: 9788Q.
- [6] PRATX G, CARPENTER C M, SUN C, *et al.*. Tomographic molecular imaging of x-ray-excitable nanoparticles [J]. *Optics Letters*, 2010, 35(20): 3345-3347.
- [7] PRATX 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.
- [8] LI C Q, DÁVALOS A M, CHERRY S R. Numerical and experimental studies of X-ray luminescence optical tomography for small animal imaging [J]. *SPIE*, 2013, 8578: 85781B-85781B-13.
- [9] 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.
- [10] LIU X, LIAO Q M, WANG H K. In vivo X-ray luminescence tomographic imaging with single-

- view data [J]. *Optics Letters*, 2013, 38(22): 4530-4533.
- [11] 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.
- [12] CHEN D M, ZHU S P, CAO X, *et al.*. X-ray luminescence computed tomography imaging based on X-ray distribution model and adaptively split Bregman method [J]. *Biomedical Optics Express*, 2015, 6(7):2649-2663.
- [13] GAO P, RONG J Y, PU H SH, *et al.*. Scattering-compensated cone beam X-ray luminescence computed tomography [J]. *SPIE*, 2016, 9783:978354.
- [14] ZHANG W, ZHU D W, ZHANG K, *et al.*. Microscopic X-ray luminescence computed tomography [J]. *SPIE*, 2015, 9316: 93160M-93160M-6.
- [15] LIU X, LIAO Q M, WANG H K. Fast X-ray luminescence computed tomography imaging [J]. *IEEE Transactions on Bio-medical Engineering*, 2014, 61(6):1621-1627.
- [16] ZAMBRANO N M, ARIAS F X. Comparative analysis of sparse signal reconstruction algorithms for compressed sensing [C]. *Twelfth LACCEI Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology*, LACCEI, 2014: 1-10.
- [17] HAN D, YANG X, LIU K, *et al.*. Efficient reconstruction method for L_1 regularization in fluorescence molecular tomography [J]. *Applied Optics*, 2010, 49(36): 6930-6937.
- [18] XIAO Y H, WU S Y, QI L Q. Nonmonotone Barzilai-Borwein gradient algorithm for L_1 -regularized nonsmooth minimization in compressive sensing [J]. *Journal of Scientific Computing*, 2014, 61(1):17-41.
- [19] 贺小伟,金晨,易黄建,等. 基于分割增广拉格朗日收缩的 X 射线发光计算机断层成像[J]. *光学学报*, 2016, 36(3): 0317001.
- HE X W, JIN CH, YI H J, *et al.*. X-ray luminescence computed tomography based on split augmented lagrangian shrinkage algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(3): 0317001. (in Chinese)
- [20] AFONSO M V, BIOUCASDIAS 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.
- [21] BARZILAI J, BORWEIN J M. Two-point step size gradient methods [J]. *Ima Journal of Numerical Analysis*, 1988, 8(1):141-148.

作者简介:



贾涛(1990—),男,陕西黄陵人,硕士研究生,2014年于西安文理学院获得学士学位,主要从事医学图像处理方向的研究。E-mail:jiatao@stumail.nwu.edu.cn

导师简介:



侯榆青(1963—),女,陕西榆林人,教授,1984年于西北大学获得学士学位,1990年于中国科学院西安光机所获得硕士学位,主要从事光学分子影像、医学图像处理及三维重建等方面的研究。E-mail:houyuqin@nwu.edu.cn

通讯作者:



易黄建(1985—),女,湖南株洲人,博士,讲师,2008年、2013年于西安电子科技大学分别获得学士、博士学位,主要从事荧光分子断层成像、优化算法的研究。E-mail:yhj2014@nwu.edu.cn