

# 基于近似消息传递的切伦科夫激发的荧光扫描断层重建

冯金超<sup>1,2</sup>, 常迪<sup>1,2</sup>, 李哲<sup>1,2</sup>, 孙中华<sup>1,2</sup>, 贾克斌<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>北京工业大学信息学部计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124;

<sup>2</sup>北京先进信息网络实验室, 北京 100124

**摘要** 切伦科夫激发的荧光扫描成像(CELSI)作为一种新兴分子成像技术,具有空间分辨率高和成像深度深的优点,在监测放疗过程中肿瘤的生理变化方面具有巨大潜力。前期工作基于 Tikhonov 方法成功实现了 CELSI 断层成像,但该方法无法对位置深度超过 3 cm 或低对比度的荧光目标进行准确重建。为克服这一问题,提出了一种基于近似信息传递算法的断层 CELSI 稀疏重建方法。为说明该算法的优点,将其与传统的 Tikhonov 正则化算法以及 3 种基于稀疏的重建算法进行比较。实验结果表明,就均方误差和对比噪声比而言,本文算法可以获得最优的重建结果。

**关键词** 医用光学; 图像重建技术; 切伦科夫激发的荧光扫描成像; 断层成像; 近似消息传递; 稀疏重建

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.0207027

## Cherenkov-Excited Luminescence Scanned Tomography Reconstruction Based on Approximate Message Passing

Feng Jinchao<sup>1,2</sup>, Chang Di<sup>1,2</sup>, Li Zhe<sup>1,2</sup>, Sun Zhonghua<sup>1,2</sup>, Jia Kebin<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

<sup>2</sup>Beijing Laboratory of Advanced Information Networks, Beijing 100124, China

**Abstract** As a new molecular imaging technology, Cherenkov-excited luminescence scanned imaging (CELSI) has merits of high spatial resolution and large imaging depth, therefore showing a potential for monitoring the physiological changes of tumors during radiotherapy. In our previous work, we developed a tomographic technique for CELSI based on Tikhonov method, which is problematic to reconstruct accurate fluorescent targets with position depth larger than 3 cm or with low contrast. To overcome this problem, we develop a sparse reconstruction method for tomographic CELSI based on approximate message passing. To demonstrate the merits of the proposed algorithm, we compare it with traditional Tikhonov regularization and three sparse based reconstruction algorithms. Our results show that the proposed method can achieve best performance in terms of mean-square error and contrast noise ratio.

**Key words** medical optics; image reconstruction techniques; Cherenkov-excited luminescence scanned imaging; tomography; approximate message passing; sparse reconstruction

**OCIS codes** 170.3010; 170.6960; 170.6280

## 1 引言

癌症作为现代医学的重大疑难课题,对人类生

命健康构成严重威胁。放疗作为癌症治疗的主要手段之一,对于局部肿瘤的去瘤作用明显,在乳腺癌、头颈癌等恶性肿瘤的治疗中地位日益突出。因此,

收稿日期: 2019-11-06; 修回日期: 2019-12-13; 录用日期: 2019-12-24

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(81871394)、北京市先进信息网络实验室(PXM2019\_014204\_500029)、北京市教委面上项目(KM201810005030)

\* E-mail: kebinj@bjut.edu.cn

对放疗过程中肿瘤生理变化的监测对于研究癌症的治疗具有重要意义<sup>[1]</sup>。

切伦科夫激发的荧光扫描成像(CELSI)是一种利用放疗直线加速器产生 X 射线光片并基于切伦科夫效应的新兴光学成像模式<sup>[2]</sup>,为在放疗过程中监测肿瘤的生理变化提供了可能,其成像示意图如图 1 所示<sup>[3]</sup>。该技术是通过放疗直线加速器产生的 X 射线光片(厚度小于 5 mm)扫描生物体产生切伦科夫辐射,切伦科夫辐射二次激发生物体内被荧光探针标记的分子或细胞产生比切伦科夫光波长更长的荧光,荧光在生物体内经历多次吸收、散射后到达生物体体表,被放置在生物体上方的高灵敏度电荷耦合器(CCD)所捕获,最后通过有效的重建算法反演组织内部的荧光产额分布<sup>[3-4]</sup>。CELSI 采用切伦科夫辐射作为内在激发光源,具有空间分辨率高、成像深度深的独特优势<sup>[5]</sup>。然而,CELSI 得到的荧光图像是二维成像,它不能真实反映荧光目标的量子产额在生物体内部的分布情况。

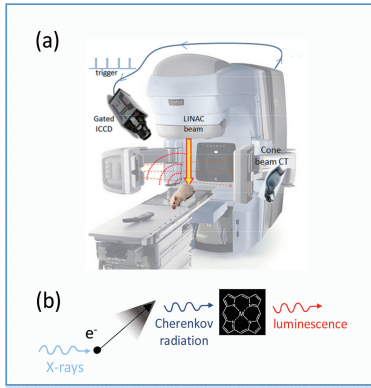


图 1 CELSI 示意图<sup>[3]</sup>。(a) CELSI 成像仪器;(b)光子激发过程

Fig. 1 Diagram of CELSI<sup>[3]</sup>. (a) CELSI imaging instrument; (b) process of photon excitation

为准确地反演组织内荧光目标量子产额的三维分布,在前期研究中基于 Tikhonov 正则化方法成功实现了 CELSI 的断层重建(CELST)<sup>[6]</sup>。由于光子在生物组织内传输时经历了多次散射且 CCD 探测器采集的荧光图像不可避免地混有噪声,因此,CELST 是一个高度病态性的问题<sup>[7-8]</sup>。最近的光学断层成像研究表明,基于 Tikhonov 正则化的重建方法往往会导致重建的荧光图像过于平滑,降低了重建图像的成像质量,其精度也有待提升<sup>[9]</sup>。基于稀疏正则化的重建方法引入了关于待重建目标的稀疏先验信息,从而可以改进重建图像质量,在光学断层成像领域引起了研究学者的广泛关注<sup>[10-11]</sup>。

目前,诸多稀疏重建算法被应用于光学重建中,如梯度投影算法<sup>[12]</sup>和迭代收缩算法<sup>[13]</sup>等。梯度投影算法(GPSR)是由 Figueiredo 等<sup>[12]</sup>提出的,该算法利用分离变量法提高了算法的运行效率和鲁棒性。目前应用比较多的迭代收缩算法主要包括迭代收缩阈值算法(ISTA)<sup>[13]</sup>和两步迭代收缩阈值法(TwIST)<sup>[14]</sup>,他们的优势是收敛速度快、计算时间短。但是研究发现,这些基于稀疏的重建方法不能对位于生物体内部较深(超过 3 cm)的荧光目标进行准确重建。目前尚未出现有关基于稀疏正则化的 CELST 方法的报道。

对于 CELST 而言,荧光目标相较于整个生物体非常小,因此可认为荧光目标的分布是稀疏的<sup>[15]</sup>。近似消息传递算法(AMP)是 Donoho 等<sup>[16]</sup>提出的一种求解  $L_1$  范数最优化问题的新型迭代阈值算法。该算法由于在 ISTA 算法的基础上增加了 Onsager 反应项,因而可以提高重建信号的精度<sup>[17]</sup>。为进一步提高 CELST 图像质量和量化精度,本文将荧光目标的稀疏先验信息融入到 CELST 中,并基于近似消息传递提出了一种准确的 CELST 算法。为评价所提算法的有效性,设计了多组仿真,并与传统的 Tikhonov 正则化方法和 3 种典型的稀疏重建算法进行了比较。

## 2 基本原理

### 2.1 CELST 成像的前向数学模型

如前所述,CELST 成像包括前向问题和逆向问题。前向问题又包括两个过程:一是激发过程,即利用 X 射线光片扫描生物体产生切伦科夫辐射;二是发射过程,即切伦科夫辐射激发荧光目标产生荧光。为准确模拟这两个过程,采用耦合的扩散近似(DA)方程来描述激发光子和发射光子在生物组织中的传输规律<sup>[18]</sup>,其数学表达式为

$$\begin{aligned} \nabla D_x(r) \nabla \Phi_x(r) - \mu_{ax}(r) \Phi_x(r) &= S(r), \quad (1) \\ \nabla D_m(r) \nabla \Phi_m(r) - \mu_{am}(r) \Phi_m(r) &= \Phi_x(r) \chi(r), \quad (2) \end{aligned}$$

式中:下标  $x$  和  $m$  分别表示激发过程和散射过程; $r$  表示生物体内位置; $S(r)$  表示切伦科夫辐射; $\Phi_x(r)$ 、 $\Phi_m(r)$  分别为激发光和散射光的光流密度; $\mu_{ax}(r)$  和  $\mu_{am}(r)$  分别为激发过程和散射过程中生物组织的吸收系数; $D_x(r) = 1/(\mu_{ax} + \mu'_{sx})$ 、 $D_m(r) = 1/(\mu_m + \mu'_{sm})$  分别为激发过程和散射过程中生物组织的扩散系数,  $\mu'_{sx}$ 、 $\mu'_{sm}$  为约化散射系数,  $\mu'_{sx} = \mu_{sx}(1-g)$ 、 $\mu'_{sm} = \mu_{sm}(1-g)$ ,其中  $g$  为各向异性系

数;  $\chi(r)$  为荧光量子产额。CELST 逆向问题即在生物组织光学参数全部已知的条件下, 重建荧光产额在生物体内的分布。

基于有限元方法(FEM)<sup>[19]</sup>对(1)、(2)式进行离散求解, 可得到生物体表面测量值  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{q \times 1}$  与生物体内的荧光量子产额  $\mathbf{x}_{\text{dis}} \in \mathbf{R}^{p \times 1}$  的线性关系<sup>[20]</sup>:

$$\mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{dis}} = \mathbf{y}, \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{q \times p}$  表示通过离散扩散方程得到的系统矩阵,  $q$  为生物体表面测量点个数,  $p$  为通过有限元方法将生物体进行离散化后节点的个数。

光逃离生物体到达表面经历了多次散射, 导致(3)式的求解是一个典型的病态问题, 因此不能直接进行求解。考虑到荧光目标相较于整个生物体具有稀疏特性, 基于正则化方法将 CELST 问题转化为最优值求解问题<sup>[21]</sup>:

$$\mathbf{x}_{\text{dis}} = \arg \min_{\mathbf{x}_{\text{dis}}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_1, \quad (4)$$

式中:  $\frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_2^2$  为数据拟合项,  $\|\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_1$  为  $L_1$  正则化项;  $\lambda$  为正则化参数, 用于控制数据拟合项和正则化项之间的相对大小。通过对(4)式进行优化求解, 即可得到荧光量子产额在生物体内的分布情况。

## 2.2 基于 AMP 的 CELST 方法

近似消息传递算法是一种将迭代阈值算法和消息传递算法相结合的算法, 具有重建精度高的特点。根据贝叶斯定理, 给定由观测值  $\mathbf{y}$  推断  $\mathbf{x}_{\text{dis}}$  的后验分布为

$$P(\mathbf{x}_{\text{dis}}) = P(\mathbf{x}_{\text{dis}} | \mathbf{y}) \propto P(\mathbf{y} | \mathbf{x}_{\text{dis}})P(\mathbf{x}_{\text{dis}}), \quad (5)$$

式中:  $P(\mathbf{y} | \mathbf{x}_{\text{dis}})$  是似然函数;  $P(\mathbf{x}_{\text{dis}})$  是关于  $\mathbf{x}_{\text{dis}}$  的先验分布, 其数学表达式为

$$\begin{cases} P(\mathbf{y} | \mathbf{x}_{\text{dis}}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_2^2\right) \\ P(\mathbf{x}_{\text{dis}}) \propto \exp(-\lambda \|\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_1) \end{cases} \quad (6)$$

在最大后验概率准则下, 可以得到下面的目标函数:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{\text{dis}} &= \underset{\mathbf{x}_{\text{dis}}}{\operatorname{argmin}} P(\mathbf{x}_{\text{dis}} | \mathbf{y}) = \\ &\operatorname{argmin}_{\mathbf{x}_{\text{dis}}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}_{\text{dis}}\|_1. \end{aligned} \quad (7)$$

(5)式可以用概率图模型中的因子图  $G = (V, E, F)$ <sup>[22-23]</sup>加以表示, 如图 2 所示。其中, 因子图的一个圆圈对应于输入端的每个随机变量  $x_{\text{dis}_i}$ ,

称为变量节点  $V$ ; 因子图的一个方块对应于输出端的每个似然函数, 称为因子节点  $F$ ; 边  $E$  用来连接变量节点和因子节点。对于  $(i, a)$ , 有  $(i, a) \in [p] \times [q]$ , 其中  $[p]$  和  $[q]$  分别表示变量节点集合和因子节点集合。

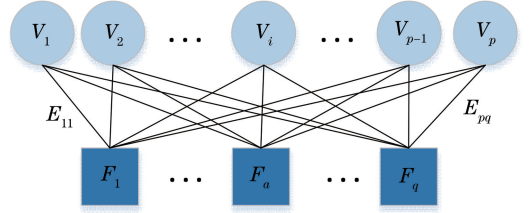


图 2 完全二部因子图的结构

Fig. 2 Structure of completely bipartite factor graph

与此图的边关联的是信念传播消息, 消息是优化变量的函数, 用  $x_{i \rightarrow a}^{(t)}(x_{\text{dis}_i})$  表示第  $t$  次迭代时第  $i$  个变量节点传递到第  $a$  个因子节点的消息, 用  $z_{a \rightarrow i}^{(t)}(x_{\text{dis}_i})$  表示第  $t$  次迭代时从第  $a$  个因子节点传递到第  $i$  个变量节点的消息。

基于和积算法<sup>[24]</sup>, 传递过程中第  $t$  次迭代的更新可以表示为

$$x_{i \rightarrow a}^{(t+1)}(x_{\text{dis}_i}) = \eta_t \left( \sum_{b \in [q]/a} A_{bi} z_{b \rightarrow i}^{(t)} \right), \quad (8)$$

$$z_{a \rightarrow i}^{(t)}(x_{\text{dis}_i}) = y_a - \sum_{j \in [p]/i} A_{aj} x_{j \rightarrow a}^{(t)}, \quad (9)$$

式中:  $\eta_t(\cdot)$  为软阈值函数;  $y_a$  为第  $a$  个因子节点的值;  $A_{bi}$  为系统矩阵  $\mathbf{A}$  中第  $b$  个变量节点与第  $i$  个因子节点处对应的值;  $A_{aj}$  为系统矩阵  $\mathbf{A}$  中第  $a$  个因子节点与第  $j$  个变量节点处对应的值。从(8)、(9)式可以看出, 消息传递算法的复杂度较高, 需要跟踪  $p \times q$  的消息量, 因此难以用于实际应用。目前的理论已经证明, 近似消息传递算法在大系统极限的条件下可以代替消息传递方法<sup>[25]</sup>。基于此, (8)和(9)式的 AMP 算法迭代过程可以表示为

$$\mathbf{x}_{\text{dis}}^{(t+1)} = \eta_t(\mathbf{x}_{\text{dis}}^{(t)} + \mathbf{A}^T \mathbf{z}^{(t)}), \quad (10)$$

$$\mathbf{z}^{(t)} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{dis}}^{(t)} + \frac{\mathbf{z}^{(t-1)}}{\delta} \langle \eta'_t(\mathbf{x}_{\text{dis}}^{(t-1)} + \mathbf{A}^T \mathbf{z}^{(t-1)}) \rangle, \quad (11)$$

式中:  $\eta'_t(\cdot)$  表示软阈值函数的导数;  $\mathbf{x}_{\text{dis}}^{(t)}$  是第  $t$  次迭代时的值;  $\mathbf{z}^{(t)}$  为第  $t$  次迭代时计算值与真实测量值的残差;  $\delta = q/p$  为系统矩阵行数与列数的比值;  $\frac{\mathbf{z}^{(t-1)}}{\delta} \langle \eta'_t(\mathbf{x}_{\text{dis}}^{(t-1)} + \mathbf{A}^T \mathbf{z}^{(t-1)}) \rangle$  称为 Onsager 反应项, 对于任意一个向量  $\mathbf{M} = (M_1, M_2, \dots, M_e)$ ,  $\langle \mathbf{M} \rangle = \sum_{h=1}^e M_h / e$ , 其中  $e$  为一维向量  $\mathbf{M}$  中元素的个数。所提算法的流程图如图 3 所示。在实验中, 迭代次数

$N$  设为 1000 次, 迭代阈值  $T$  设为  $10^{-4}$ , 初始状态  $\mathbf{x}_{\text{dis}}^{(0)} = \mathbf{0}$  和  $\mathbf{z}^{(0)} = \mathbf{y}$ 。

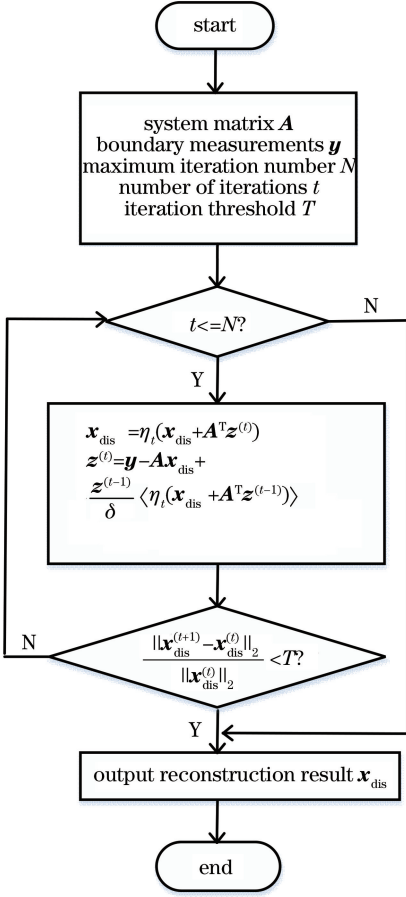


图 3 AMP 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of AMP algorithm

### 2.3 量化标准

#### 2.3.1 对比噪声比

对比噪声比(CNR)是基于对比度的图像质量评价参数,其定义为

$$R_{\text{CNR}} = \frac{\mu_{\text{roi}} - \mu_{\text{back}}}{\sqrt{\rho_{\text{roi}}^2 s_{\text{roi}} + \rho_{\text{back}}^2 s_{\text{back}}}}, \quad (12)$$

式中: $\mu$  和  $\rho$  分别表示重建荧光目标的平均值和标准偏差,下标  $\text{roi}$  和  $\text{back}$  分别表示目标区域和背景区域; $s_{\text{roi}}$  和  $s_{\text{back}}$  分别表示目标区域和背景区域的面积。 $R_{\text{CNR}}$  值越大,则说明目标区域与背景区域的对比度越大,即图像重建性能越好。

#### 2.3.2 均方误差

均方误差(MSE)用于评价真实值和重建结果的差异程度,其定义为

$$R_{\text{MSE}} = \frac{1}{p} \sum_{n=1}^p (\mathbf{x}_{\text{rec}_n} - \mathbf{x}_{\text{real}_n})^2, \quad (13)$$

式中: $\mathbf{x}_{\text{rec}_n}$  为重建值; $\mathbf{x}_{\text{real}_n}$  为真实值。 $R_{\text{MSE}}$  值越小,说明重建结果越接近真实值,即重建性能越好。

#### 2.3.3 峰值信噪比

峰值信噪比(PSNR)是一个经常用于评价信号重建质量的测量方法,其定义为

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left( \frac{M_{\text{max}}^2}{R_{\text{MSE}}} \right), \quad (14)$$

式中: $M_{\text{max}}$  表示重建的荧光产额最大值; $R_{\text{MSE}}$  是重建图像的荧光量子产额均方误差。 $R_{\text{PSNR}}$  值越大,说明峰值信号的能量与噪声的平均能量之比越大,重建质量越好。

#### 2.3.4 半峰全宽

半峰全宽(FWHM,用  $R_{\text{FWHM}}$  表示)是指最大峰值一半处的宽度,描述了重建目标与真实荧光目标的形状相似性。 $R_{\text{FWHM}}$  的值越接近真实荧光目标的宽度,说明荧光目标的重建结果越准确。

## 3 仿真结果

为验证所提方法的有效性,将本文算法与传统的 Tikhonov 算法和经典的基于稀疏的重建算法(GPSR 算法、TwIST 算法和 ISTA 算法)进行了比较。每个方法中的正则化参数均是通过多次实验后选择的最优参数。

### 3.1 单荧光目标实验结果

图 4 所示的是本文采用的仿体,其大小为  $100 \text{ mm} \times 60 \text{ mm}$ ,包括 2747 个有限元节点和 5280 个三角形单元。仿体背景光学参数设置如表 1 所示。荧光目标的半径为 5 mm,位于  $(0 \text{ mm}, 0 \text{ mm})$  处。实验时,在仿体顶部放置了 67 个探测器,以 21 个 X 射线光片从下到上的顺序进行依次扫描,步长为 3 mm。

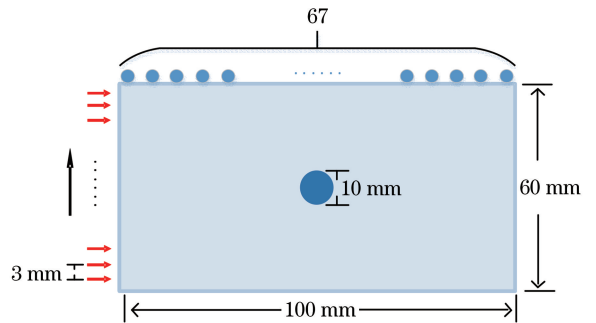


图 4 实验中所用的仿体

Fig. 4 Phantom used in experiments

在单荧光目标实验中设计了两组实验。其中一组为荧光目标大小固定、改变其与背景的对比度,另一组为在荧光目标与背景对比度固定的条件下改变荧光目标的大小。图 5(a)~(f)显示了不同对比度

下基于 Tikhonov、GPSR、TwIST、ISTA 和 AMP 五种方法的重建结果。从图 5 中可以看出,在深度为 30 mm 时,GPSR 和 TwIST 方法的重建效果差,不能准确地对荧光目标进行定位。当荧光目标与背景的对比度小于 3 时,基于 Tikhonov 方法重建的图像中边缘模糊且存在明显的伪影,而基于稀疏正则化方法的 ISTA 算法和 AMP 算法成像效果稳定无伪影,边缘更为清晰。

图 6 显示了沿荧光目标中心位置水平方向的轮廓线。从图中可以看出,AMP 算法重建的荧光目标量子产额在强度和位置上都最接近真实荧光量子产额,其次是 ISTA 算法和 Tikhonov 方法。为了对结果进行量化分析,在 CNR 和 MSE 的量化基础上进行了 FWHM 和 PSNR 的量化对比,结果如图 6 和表 2 所示,由于 GPSR 算法和 TwIST 算法劣势明显,故不再量化具体数据。从表 2 中可以看出,AMP 算法在 CNR 上平均优于 Tikhonov 算法和 ISTA 算法的 67% 和 14%。当荧光目标与背景的对比度低至 1.5 时,Tikhonov、ISTA 和 AMP 取得

的 CNR 值分别为 5.21, 9.96, 11.38。与 Tikhonov 和 ISTA 算法相比,本文方法 CNR 分别提升了约 118% 和 14%。就 MSE 而言,本文方法分别优于 Tikhonov 算法和 ISTA 算法 24% 和 9%。此外,本文方法可以获得最高的 PSNR 值,平均优于 Tikhonov 方法和 ISTA 算法 15% 和 5%。在 FWHM 方面,AMP 算法在三种算法中始终最接近真实荧光目标。

表 1 仿体背景光学参数

Table 1 Background optical parameters of phantom  $\text{mm}^{-1}$

Optical parameter	$\mu_{ax}$	$\mu_{am}$	$\mu'_{sx}$	$\mu'_{sm}$	$\eta\mu_{af}$
Value	0.009	0.006	1.31	1.27	$2.0 \times 10^{-4}$

不同方法的重建时间如表 3 所示,可以看到 ISTA 算法和 AMP 算法的重建时间基本相当,约为 Tikhonov 算法重建时间的 2 倍。

进一步通过实验验证了本文算法在重建不同大小的荧光目标时的有效性。在实验中,将荧光目标

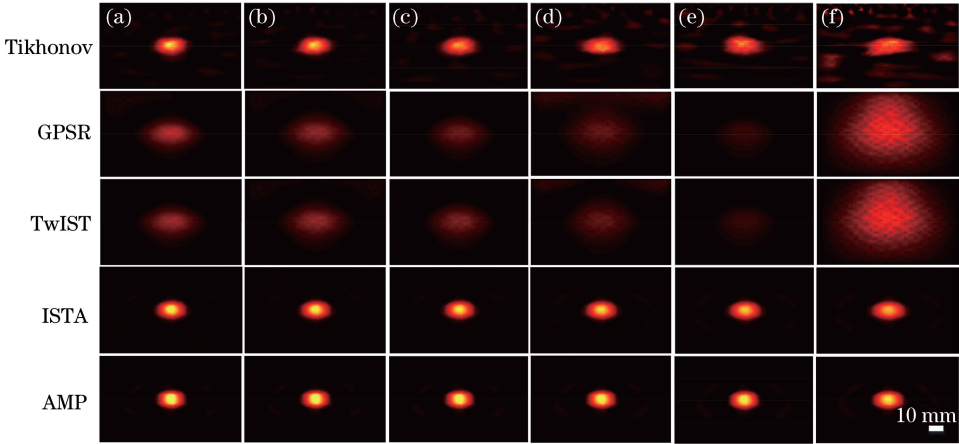


图 5 不同对比度时不同算法的重建结果。(a)~(f)的对比度从 4 以 0.5 的差距减小到 1.5

Fig. 5 Reconstructed images obtained by different algorithms with varied contrasts.

Contrast of Figs. 5(a)~(f) is reduced from 4 to 1.5 by step of 0.5

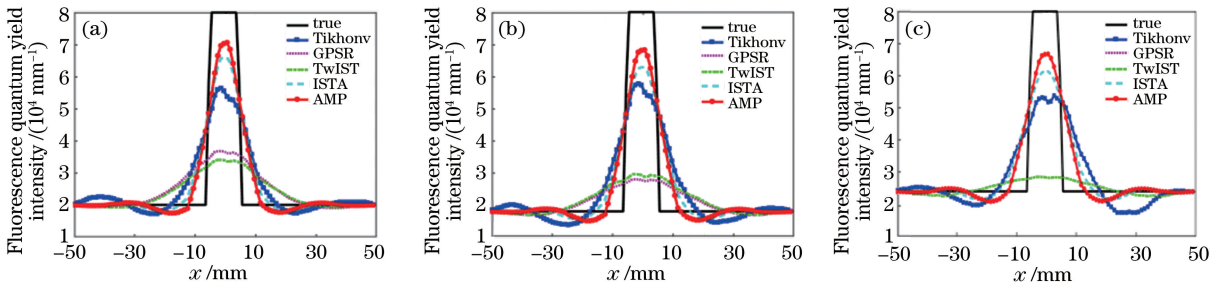


图 6 单目标重建图像沿水平方向的轮廓线。(a)对比度为 4;(b)对比度为 3;(c)对比度为 2

Fig. 6 Profiles along horizontal line of reconstructed images of single target.

(a) Contrast is 4; (b) contrast is 3; (c) contrast is 2

与背景的对比度设为 4,在仿体中放入不同大小的荧光目标,重建图像如图 7 所示,CNR 和 MSE 的量化结果如图 8 所示。从图 7 中可以看出,当荧光目标大小逐渐减小时,基于 Tikhonov 方法重建的图像逐渐出现伪影,且不能准确地重建荧光量子产额。而基于稀疏正则化方法的 ISTA 算法和 AMP 算法则可以获得更好的重建图像。从图 8 的

数据可知,AMP 算法在 CNR 上平均优于 Tikhonov 算法和 ISTA 算法 33% 和 10%。在 MSE 上,AMP 算法平均优于 Tikhonov 算法 13%,与 ISTA 算法优势相当。此外,GPSR 和 TwIST 的重建效果、各算法在 PSNR 和 FWHM 的量化结果以及重建时间的算法优势均与不同对比度时类似,这里不再赘述。

表 2 不同对比度时 Tikhonov、ISTA 和 AMP 三种方法重建结果的量化比较

Table 2 Quantitative comparison of reconstruction results obtained by three different methods (Tikhonov, ISTA, and AMP) with varied contrast

Contrast	CNR			MSE			PSNR			FWHM		
	Tikhonov	ISTA	AMP	Tikhonov	ISTA	AMP	Tikhonov	ISTA	AMP	Tikhonov	ISTA	AMP
4	9.57	12.30	13.89	$4.68 \times 10^{-4}$	$4.06 \times 10^{-4}$	$3.71 \times 10^{-4}$	21.86	24.24	25.61	16.16	16.16	14.14
3.5	9.09	11.91	13.53	$3.99 \times 10^{-4}$	$3.45 \times 10^{-4}$	$3.15 \times 10^{-4}$	22.49	24.41	25.82	20.20	16.16	14.14
3	8.58	11.51	13.13	$3.28 \times 10^{-4}$	$2.82 \times 10^{-4}$	$2.57 \times 10^{-4}$	23.39	24.80	26.21	20.20	18.18	16.16
2.5	8.12	11.06	12.65	$2.52 \times 10^{-4}$	$2.16 \times 10^{-4}$	$1.97 \times 10^{-4}$	23.64	25.54	26.91	23.23	20.20	17.17
2	6.71	10.55	12.11	$1.83 \times 10^{-4}$	$1.48 \times 10^{-4}$	$1.35 \times 10^{-4}$	24.63	27.05	28.33	31.31	24.24	20.20
1.5	5.21	9.96	11.38	$1.08 \times 10^{-4}$	$0.76 \times 10^{-4}$	$0.70 \times 10^{-4}$	27.77	30.79	31.79	67.68	48.48	40.40

表 3 不同对比度时不同方法的重建时间

Table 3 Reconstruction time for different algorithms with varied contrast

Method	Reconstruction time					
	Contrast is 4	Contrast is 3.5	Contrast is 3	Contrast is 2.5	Contrast is 2	Contrast is 1.5
Tikhonov	48	49	48	48	40	39
ISTA	110	110	110	112	114	109
AMP	101	102	103	102	100	104

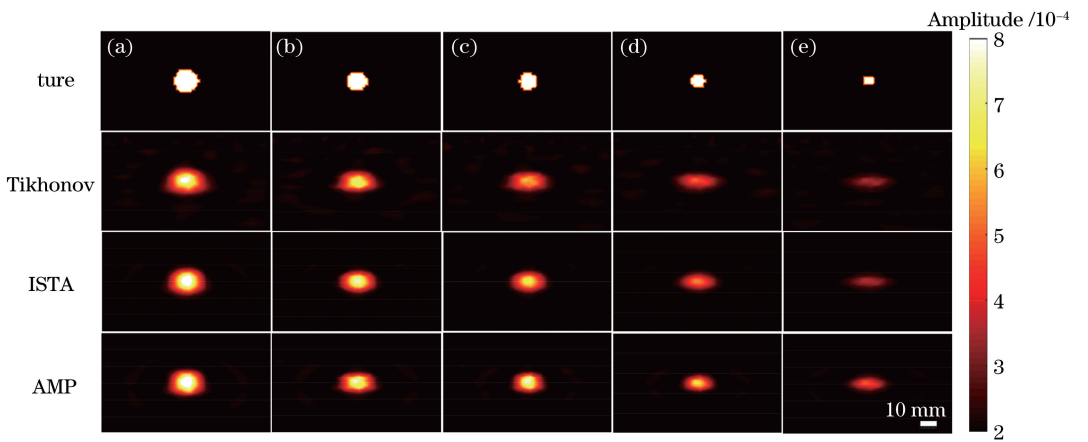


图 7 真实不同半径的单目标分布和不同算法的重建结果。(a)~(e)荧光目标的半径从 7 mm 以 1 mm 的幅度减小到 3 mm

Fig. 7 Distributions of true single targets with different radii and reconstruction results obtained by different algorithms. (a)–(e) Radius of fluorescent target decreases from 7 mm to 3 mm with a step of 1 mm

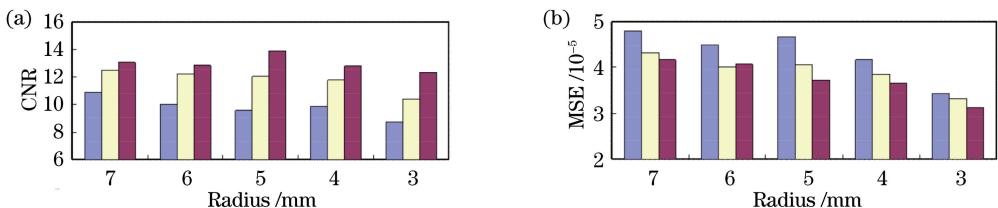


图 8 不同半径单目标时不同方法的结果比较。(a) CNR;(b) MSE

Fig. 8 Comparison of results obtained by different reconstruction methods for single targets with varied radius. (a) CNR; (b) MSE

### 3.2 多荧光目标重建结果

为了进一步验证所提算法的性能,开展了多荧光目标实验。仿体大小与图 4 所示仿体相同,仿体背景的光学参数与单目标实验时相同。首先,在仿体中分别放入两个半径为 5 mm 的荧光目标,其中心位置分别为(-20 mm, 0 mm)和(20 mm, 0 mm);其次,开展了三个荧光目标实验,荧光目标的中心位置分别为(-20 mm, 20 mm)、(0 mm, 0 mm)和(20 mm, -20 mm)。图 9 显示了不同方法重建的图像,量化结果如表 4 所示。从图 9 可以看出,基于 Tikhonov 方法重建的图像中含有大量伪影,而 ISTA 算法和 AMP 算

法背景清晰,目标区域与背景区域的对比度明显,即 CNR 更大。这里主要从 CNR 和 MSE 两个量化指标分析算法的优势(PSNR 和 FWHM 与前述实验结果类似),当重建两个荧光目标时,AMP 方法在 CNR 上平均优于 Tikhonov 方法和 ISTA 算法 40%和 17%。在 MSE 上,AMP 方法平均优于 Tikhonov 方法和 ISTA 算法 23%和 16%。重建三个荧光目标时,荧光目标位于仿体中的位置越深,AMP 算法优势越明显。当荧光目标深度为 40 mm 时:在 CNR 上,AMP 算法较另外两种方法分别提升 15%和 25%;在 MSE 上,AMP 算法较另外两种方法分别提升 15%和 20%。

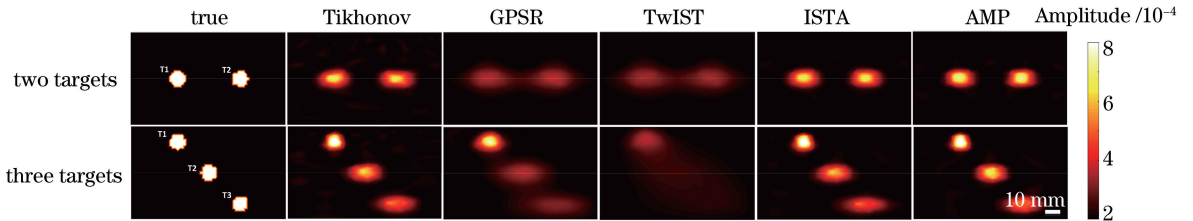


图 9 多荧光目标时不同方法的重建结果

Fig. 9 Reconstruction results of different algorithms for multiple fluorescent targets

表 4 多荧光目标时不同方法重建结果的量化数据

Table 4 Quantitative reconstruction results obtained by different algorithms for multiple fluorescent targets

Method	Two targets				Three targets					
	CNR		MSE		CNR			MSE		
	T1	T2	T1	T2	T1	T2	T3	T1	T2	T3
Tikhonov	7.23	7.23	$2.85 \times 10^{-4}$	$2.84 \times 10^{-4}$	9.46	7.40	5.40	$1.44 \times 10^{-4}$	$2.69 \times 10^{-4}$	$3.21 \times 10^{-4}$
GPSR	4.30	4.52	$4.58 \times 10^{-4}$	$4.51 \times 10^{-4}$	9.47	3.37	2.37	$2.08 \times 10^{-4}$	$4.55 \times 10^{-4}$	$4.40 \times 10^{-4}$
TwIST	1.71	4.06	$4.71 \times 10^{-4}$	$4.70 \times 10^{-4}$	5.53	1.34	0.65	$4.56 \times 10^{-4}$	$5.52 \times 10^{-4}$	$5.06 \times 10^{-4}$
ISTA	8.70	8.57	$2.57 \times 10^{-4}$	$2.61 \times 10^{-4}$	9.84	6.88	4.98	$1.48 \times 10^{-4}$	$3.03 \times 10^{-4}$	$3.43 \times 10^{-4}$
AMP	10.14	10.09	$2.19 \times 10^{-4}$	$2.18 \times 10^{-4}$	9.86	8.10	6.20	$1.34 \times 10^{-4}$	$2.43 \times 10^{-4}$	$2.74 \times 10^{-4}$

## 4 结 论

CELST 以其成像深度深和高分辨率的优势,有非常好的应用前景。但目前的 CELST 方法不能对深度超过 3 cm 的荧光目标进行准确重建。为提高 CELST 图像质量和量化精度,将稀疏正则化方法引入 CELST 中,并提出了一种基于近似消息传递的断层成像重建算法。仿真结果表明,所提算法能够实现低对比度(对比度为 1.5)的高质量重建,同时可实现较小荧光目标(半径为 3 mm)以及多荧光目标(2~3 个)的高质量重建,且与较传统 Tikhonov 方法以及其他三种稀疏重建方法(GPSR、TwIST、ISTA)相比在重建质量上有较大提升。

所提算法不足之处在于重建速度较慢,其原因是 AMP 算法的收敛速度较 Tikhonov 算法慢,因此

在算法收敛前需要进行更多次的迭代运算。今后的工作将研究如何在保证重建质量的同时尽可能提高重建速度。

### 参 考 文 献

- [1] Weissleder R. Molecular imaging: exploring the next frontier[J]. Radiology, 1999, 212(3): 609-614.
- [2] Zhang R X, D'souza A V, Gunn J R, et al. Cherenkov-excited luminescence scanned imaging[J]. Optics Letters, 2015, 40(5): 827-830.
- [3] Pogue B W, Feng J C, LaRochelle E P, et al. Maps of *in vivo* oxygen pressure with submillimetre resolution and nanomolar sensitivity enabled by Cherenkov-excited luminescence scanned imaging[J]. Nature Biomedical Engineering, 2018, 2(4): 254-264.
- [4] Lin H Y, Zhang R X, Gunn J R, et al. Comparison

- of Cherenkov excited fluorescence and phosphorescence molecular sensing from tissue with external beam irradiation[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2016, 61(10): 3955-3968.
- [5] Ruggiero A, Holland J P, Lewis J S, et al. Cerenkov luminescence imaging of medical isotopes[J]. *Journal of Nuclear Medicine*, 2010, 51(7): 1123-1130.
- [6] Feng J C, Bruza P, Dehghani H, et al. Cherenkov-excited luminescence sheet imaging (CELSI) tomographic reconstruction[J]. *Proceedings of SPIE*, 2017, 10049: 1004912.
- [7] Bect J, Blanc-Féraud L, Aubert G, et al. A  $l^1$ -unified variational framework for image restoration [M] // *Lecture Notes in Computer Science*. Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004: 1-13.
- [8] He X W, Wei X, Cao X, et al. A novel single-view Cerenkov luminescence tomography method based on fuzzy C-means clustering [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0717001.  
贺小伟, 卫潇, 曹欣, 等. 一种基于模糊 C 均值聚类的新颖单视图切伦科夫发光断层成像方法[J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0717001.
- [9] Cao X, Zhang B, Wang X, et al. An adaptive Tikhonov regularization method for fluorescence molecular tomography [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2013, 51(8): 849-858.
- [10] Adeyemi T, Davies M. Sparse representations of images using overcomplete complex wavelets [C] // *IEEE/SP 13th Workshop on Statistical Signal Processing*, 2005, July 17-20, 2005. Bordeaux, France. IEEE, 2005.
- [11] Donoho D L, Elad M. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via  $l_1$  minimization [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2003, 100(5): 2197-2202.
- [12] 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.
- [13] Daubechies I, Defrise M, de Mol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, 57(11): 1413-1457.
- [14] Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. A new TwIST: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(12): 2992-3004.
- [15] Ishimaru A. Diffusion of light in turbid material[J]. *Applied Optics*, 1989, 28(12): 2210-2215.
- [16] Donoho D L, Maleki A, Montanari A. Message-passing algorithms for compressed sensing [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2009, 106(45): 18914-18919.
- [17] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [18] Lü Y, Tian J, Cong W X, et al. A multilevel adaptive finite element algorithm for bioluminescence tomography [J]. *Optics Express*, 2006, 14(18): 8211-8223.
- [19] Yuan Z, Jiang H B. Three-dimensional finite element-based photoacoustic tomography: initial results [J]. *Proceedings of SPIE*, 2007, 6437: 64371A.
- [20] Cong A X, Wang G. A finite-element-based reconstruction method for 3D fluorescence tomography [J]. *Optics Express*, 2005, 13(24): 9847-9857.
- [21] Zhang H B, Geng G H, Wang X D, et al. Fast and robust reconstruction for fluorescence molecular tomography via  $L_{1,2}$  regularization [J]. *BioMed Research International*, 2016, 2016: 1-9.
- [22] Frey B J, Kschischang F R, Loeliger H A, et al. Factor graphs and algorithms [C] // *Proceedings of the Annual Allerton Conference on Communication Control and Computing*, 1997: 666-680.
- [23] Bayati M, Montanari A. The dynamics of message passing on dense graphs, with applications to compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(2): 764-785.
- [24] Frey B J, MacKay D J C. A revolution: belief propagation in graphs with cycles [C] // *Proceedings of Neural Information Processing Systems*, 1997: 479-485.
- [25] Donoho D L, Maleki A, Montanari A. Message passing algorithms for compressed sensing: I. motivation and construction [C] // *IEEE Information Theory Workshop 2010 (ITW 2010)*, 2010.