

# 基于混合图像分割与梯度算法的发光物体图像重建技术研究

成丽君<sup>1</sup> 张宇波<sup>1</sup> 徐从富<sup>2</sup>

(山西农业大学信息科学与工程学院 晋中 030801)<sup>1</sup> (浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027)<sup>2</sup>

**摘要** 传统的图像重建算法存在光源分布不均以及噪声干扰等问题,导致图像重建效果差。针对该问题,提出了一种改进的混合图割算法和梯度算法的发光体图像重建技术。算法首先采用图像分割算法得到在未知先验条件的情况下的发光源情况;然后利用不同的梯度算法,根据重建状态得到发光源准确的分布情况;最后利用内部光源的多级网络提高计算速度和重建的准确性。仿真实验结果表明,本方法即使在存在检测噪声和模型结构误差的情况下,仍然能够得到很好的重建性能,具有较高的实际应用价值。

**关键词** 图像重建,图像分割,梯度算法,模型结构误差

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## Image Reconstruction Algorithm Based on Graph Cuts and Gradient-based Algorithms

CHENG Li-jun<sup>1</sup> ZHANG Yu-bo<sup>1</sup> XU Cong-fu<sup>2</sup>

(Institute of Information Science and Engineering, Shanxi Agricultural University, Jinzhong 030801, China)<sup>1</sup>

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Image reconstruction is a promising optical molecular imaging technique on the frontier of biomedical optics. In this paper, a generalized hybrid algorithm for image reconstruction was proposed based on graph cut algorithm and gradient-based algorithms. The graph cut algorithm is adopted to estimate a reliable source support without prior knowledge, and different gradient-based algorithms are sequentially used to acquire an accurate and fine source distribution according to the reconstruction status. Furthermore, multilevel meshes for the internal sources are used to speed up the computation and improve the accuracy of reconstruction. Numerical simulations were performed to validate this proposed algorithm and demonstrate its high performance in the multi-source situation even if the detection noises, optical property errors and phantom structure errors are involved in the forward imaging.

**Keywords** Image reconstruction, Graph cuts, Gradient-based algorithm, Phantom structure error

## 1 引言

发光物图像重建是一种定量检测小动物体内的生物过程的光学分子成像技术<sup>[1,2]</sup>。其主要目的是确定生物体内的发光源的位置,然后通过表面光检测确定其在组织内的分布情况。与其它层析成像技术如CT、MRI、PET等相比,其是一种非辐射成像技术,且背景噪声较低,对可视光频段的极低的光源具有极高的敏感性。这使得BLT成为医学领域的一项极具竞争力的成像技术,比如基因诊断、癌症治疗、转移检测等。

Wang等首先将BLT引入到多模层析系统以描述目标体内的光源分布情况<sup>[3]</sup>,随后出现了许多文献研究这种系统的发展、验证结构、重建方法等<sup>[4-9]</sup>。在BLT的重建中,一个主要的问题是克服矩阵的病态问题,因为光源的分布在本质上存在无限多的可能。到现在为止,已经出现了许多重建算法<sup>[10,11]</sup>。在这些重建算法中,为了提高其可行性,首先应该预先知道光源的支集。然而在实际应用中要得到光源支集是

非常困难的。文献[12]研究了结合光源支集估计的BLT算法。然而在应用中这些算法存在许多问题。比如文献[12]的算法在存在多个光源的情况下,当两个光源的位置相近时,重建的光源区域就会彼此相连,从而使得光源的定位出现问题。

本文考虑了复杂光源条件下的光源定位问题,提出了一种改进的混合图像分割算法和梯度算法的图像重建算法。首先采用图割算法得到在未知先验条件的情况下的发光源情况;然后利用不同的梯度算法根据重建状态得到发光源准确的分布情况;最后利用内部光源的多级网络提高计算速度和重建的准确性。仿真实验结果表明,在存在检测噪声、光学特性误差、模型结构误差的情况下,所提方法仍然能够得到很好的重建性能。

## 2 相关研究

光在任意介质中的传播可以通过RTE方程准确描述<sup>[13]</sup>。然而,通过RTE的边界测量值重建内部光源是非常复杂的问题。在生物组织内部,光的散射大于吸收,因此在医

到稿日期:2013-05-20 返修日期:2013-07-22 本文受国家自然科学基金课题(11JJ6056)资助。

成丽君(1980-),女,硕士,讲师,主要研究方向为移动终端设计与软件设计等;张宇波(1979-),男,硕士,讲师,主要研究方向为程序设计及算法研究;徐从富(1975-),男,博士,副教授,主要研究方向为信息融合。

学领域广泛采用 DA 近似来简化 RTE。

假设  $\Omega \in R^3$  表示边界为  $\Gamma$  的有限区间,  $u_0(x)$  表示  $x \in \Omega$  处的辐射情况, BLT 问题可以表示为:

$$BLT = \begin{cases} -\nabla \cdot (D(x) \nabla u_0(x)) \mu_a(x) u_0(x) = q_0(x), & \text{in } \Omega \\ u_0(x) + 2D(x) \frac{\partial u_0}{\partial \nu} x = 0, & \text{on } \Gamma \\ D(x) \frac{\partial u_0}{\partial \nu} x = -g(x), & \text{on } \Gamma \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\mu_a(x)$ ,  $\mu_s(x)$  分别表示吸收和散射系数;  $D(x) = 1/[3(\mu_a(x) + \mu'_s(x))]$  为扩散率,  $\mu'_s = (1 - \bar{\eta})\mu_s$  为减少散射系数,  $\bar{\eta} (0 \leq \bar{\eta} \leq 1)$  为异质参数。

在式(1)中,未知的光源分布和测量的发射光亮度具有线性关系。假设在区域  $\Omega$  中存在  $N$  个光源  $\{x_i\}_{i=1}^N$ , 在边界  $\Gamma$  存在  $M$  个检测器  $\{\xi_j\}_{j=1}^M$ , 则 BLT 的离散模型可以表示为:

$$Mq = b \quad (2)$$

其中,  $M = [m_1, m_2, \dots, m_N] \in R^{M \times N}$  表示系统矩阵,  $q = [q_1, q_2, \dots, q_N]^T$  表示光源的分布情况,  $b \in R^M$  表示边界测量值。

由于 BLT 的病态特性,对其进行归一化是非常必要的。通常, BLT 问题可以转化为归一化 LS 问题:

$$E(q) = \|Mq - b\|_{L^2}^2 + \lambda G(q) \quad (3)$$

其中,  $\lambda$  为归一化参数,  $G(q)$  为归一化向量。

### 3 BLT 重建算法

在本节我们简要介绍一些 BLT 的重建算法,这将成为我们提出的新算法的基础。EM, Landweber, 改进 Newton 算法是 3 种常用的 BLT 重建算法<sup>[13-15]</sup>。在这里简要给出 3 种算法的迭代过程。在 EM 算法中:

$$q^{(n+1)} = \frac{1}{M^T I} q^{(n)} \cdot M^T \left[ \frac{b}{Mq^{(n)}} \right] \quad (4)$$

其中,  $I \in R^M$  为全 1 向量。

在 Landweber 算法中:

$$q^{(n+1)} = q^{(n)} + \gamma_n M^T (b - Mq^{(n)}) \quad (5)$$

在改进 Newton 算法中:

$$q^{(n+1)} = q^{(n)} + (M^T M + \alpha I) M^T (b - Mq^{(n)}) \quad (6)$$

最近,在计算机视觉里经常用到的图割算法被用在 BLT 重建中的光源定位中。在图论中,式(3)可以表示为:

$$E(q) = \|Mq - b\|_{L^2}^2 + \lambda G(q) = \theta_{const} + \sum_i \theta_i(q_i) + \sum_{i < j} \theta_{ij}(q_i, q_j) \quad (7)$$

其中,  $\theta_{const}$  为一常量;  $\theta_i(\cdot)$  表示光源节点和终端边界的权值,  $\theta_{ij}(\cdot)$  表示内部节点间的边界的权值。  $\theta_{const}$ ,  $\theta_i(\cdot)$ ,  $\theta_{ij}(\cdot)$  由正则化分量  $G(q)$  决定。采用  $L^2$  正则化时,  $G(q) = \|q\|_{L^2}^2$ , 则  $\theta_{const}$ ,  $\theta_i(\cdot)$ ,  $\theta_{ij}(\cdot)$  可以表示为:

$$\begin{aligned} \theta_{const} &= b^T b \\ \theta_i(q_i) &= (m_i^T m_i) q_i^2 + (\lambda - 2b^T m_i) q_i \\ \theta_{i,j}(q_i, q_j) &= 2(m_i^T m_j) q_i q_j \end{aligned} \quad (8)$$

当然,也可采用其他正则化方法,比如 TV 等。

基于 QPBO 理论,  $E(q)$  可以转化为图论表示函数,并且可以建立一个与  $E(q)$  相关联的图论。然后可以采用图割算法最小化目标函数,得到光源的分布情况。在本文中采用文献<sup>[16]</sup>提出的图割方法。

### 4 通用混合算法

在本节中我们提出一种基于混合算法框架的 BLT 重建算法。如前一节中介绍的一样,大多数 BLT 重建算法都是基于梯度的方法,并且根据其采用的微分阶数大概可以分为两类。为了表述的方便,将我们的算法称为一阶算法,将其他算法称为二阶算法。

图 1 所示为混合 BLT 重建算法流程图。从图中可以看出混合算法主要包含两个步骤:光源支集计算和光源分布计算。每一步都有独立的迭代方法以使其目标函数最优化。支集计算主要采用图割算法,这样可以得到一个更加准确的支集。光源分布的计算主要采用联合一阶和二阶算法的方法加快计算速度。

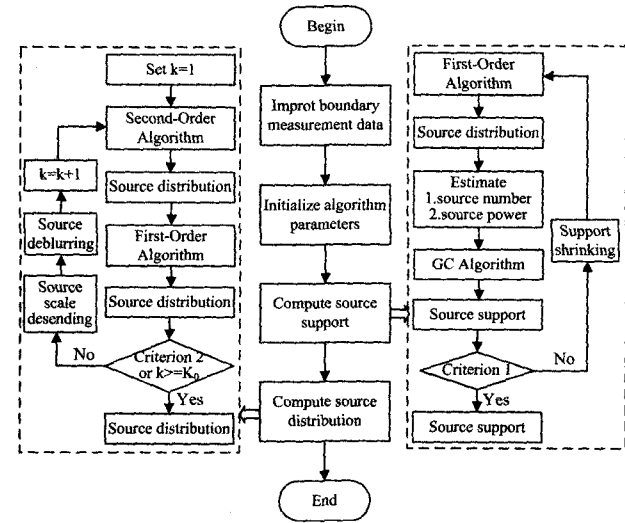


图 1 混合 BLT 重建算法流程图

众所周知,在 BLT 中采用图割算法估计二元光源分布就是对光源节点进行不依赖于光源强度的标记。同时,为了保证基于图割算法的重建结果的有效性,首先需要采用计算量较低的一阶算法为其提供光源数量和总能量的信息。具有适当迭代因子的融合着两种算法的迭代方法能够让光源支集收敛到一个稳定的可信区域。在得到光源支集的情况下,任何基于梯度的算法都可以用来计算光源的分布情况。考虑到算法的收敛速度的问题,首先采用二阶算法得到大概的分布情况,然后采用一阶算法进行分布情况的更新。除此之外,基于多层网络的概念,我们还采用了迭代的方法减小光源的离散化范围以提高 BLT 的重建性能。

混合 BLT 重建算法大体步骤描述如下:

- Step 1 输入边界测量值  $b$ ;
- Step 2 初始化算法参数;
- Step 3 计算光源支集:
  - 当流程图 1 中条件 1 不满足时,执行如下步骤:采用一阶算法计算网格层级  $L_1$  的光源分布;
  - 1. 估计光源数量和总能量;
  - 2. 采用图割算法得到光源支集;
  - 结束;
- Step 4 计算光源分布:
  - For  $k=1:K_0$
  - 采用快速收敛二阶算法计算网格层级  $L_k$  非光源分布  $q$ ;

采用一阶算法更新光源分布  $q$ ;  
 如果流程图 1 中条件 2 满足:  
 中断并完成 LBT 重建;  
 结束; 否则  
 3. 计算  $L_{k+1}$  的光源分布;

结束

在支集计算的过程中,在采用一阶算法得到光源分布的大体情况之后,通过将其分布作积分运算就可以很方便地得到总能量。然后采用区域生长算法就可以得到光源数量。首先将区域光源分布函数的局部极值点作为种子,在进行区域生长之后,我们将不连续区域的数量作为光源的数量。

在分布计算的过程中,由于采用了多级网格的迭代方法,光源可能在网格之间扩展的过程中受到污染。因此需要采用一种有效的图像去模糊算法。

在支集计算的过程中,标准的目的是指示光源数量和总能量的估计是否达到了稳定;在分布计算的过程中,标准包含光源范围递减的最大数量和当前迭代中的分布误差,且最终减小到可以忽略的程度。

## 5 仿真验证与结果分析

### 5.1 实验设计

本文通过仿真来验证本文所提出的方法的有效性,同时考虑噪声、模型误差等对成像结果的影响。为了更好地评估本文方法的性能,本文还将其成像结果与现有的其它方法做比较。为了更好地定量评估重建图像的质量,每个光源的位置和能量都单独计算,而与光源分布的非特异性无关。

仿真实验中,采用了文献[6]中的模型参数和光学特征参数。30mm 高和直径 30mm 的胸部圆柱异构模型包含了 4 个部分:骨骼(B)、心脏(H)、肺(L)和肌肉(M)。模型结构如图 2 所示。

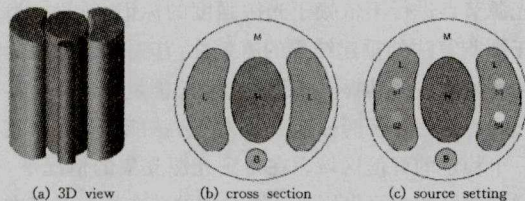


图 2 异构模型及其内部结构

在仿真实验中加入了 4 个球体光源,其参数如表 1 所列。

表 1 内部光源的特征参数

Source	Center(mm)	Radius(mm)	Intensity	Power(nW)
S1	(-9.0, 3.0, 0)	1.0	15	62.8319
S2	(-9.0, -3.0, 0)	1.0	20	83.7758
S3	(9.0, 3.0, 0)	1.0	25	104.7198
S4	(9.0, -3.0, 0)	1.0	30	125.6637

在本文的混合算法中,图割算法采用了  $L^1$  的正则化。事实上本文的仿真表明,采用  $L^1$  正则化,  $L^2$  正则化和 TV 正则化所得到的重建图像质量非常接近。这是因为在本文的算法中只在支集计算过程中采用了图割算法,这使得不同正则化方法带来的差异得到了很好的抑制。

本文的实验中,采用了 EM 算法作为一阶算法来计算源分布和提供图割算法中需要的源数量和总能量信息。在光源分布的计算过程中,采用改进 Newton 算法来计算光源分布

的答题情况,然后采用 Landweder 算法来进一步精确计算其分布情况。

实验表明光源数量和总能量的估计在迭代两步之后就达到了稳定,采用两级网络就能够得到相当好的光源分布情况。因此在仿真中支集的计算只迭代两次就停止,网格的最高层级为 2。

本文仿真中选择了节点基函数作为内部节点的分段常数。对于节点  $x_i$ ,其节点基函数为:

$$\phi_i(x) = \chi_{\Omega_i}(x), \Omega_i = \{x | \|x - x_i\|_{\infty} < \Delta x_i / 2\} \quad (9)$$

其中,  $\Delta x_i$  为空间分辨率。在本文的仿真中采用的网格层级为 2,在第一级  $\Delta x_i = 3\text{mm}$ ,在第二级  $\Delta x_i = 1\text{mm}$ 。与网格相关的系统矩阵需要在光源重建之前提前计算并且存储。

外部测量值和系统矩阵可以采用有限元(FEM)的方法计算。有限元的信息如表 2 所列。

表 2 实验中用到的有限元信息

	系统矩阵	测量值
网格点数目	4993	11455
边界元素数目	5970	10626
元素数目	26244	63084
元素类型	Lagrange-Quadratic	Lagrange-Cubic

### 5.2 算法分析

将本文提出的缓和算法与 EM、Landweder、改进 Newton 算法作比较。实验步骤及设置如前一节所示。在 EM、Landweder、改进 Newton 算法中用到的支集为:

$$\Omega_0 = \{(x, y, z) | 6\text{mm} \leq \sqrt{x^2 + y^2} \leq 12\text{mm}, -3\text{mm} < z < 3\text{mm}\} \quad (10)$$

图 3 所示为采用不同方法得到的重建结果。如图 3(a) 和图 3(b) 所示,混合算法能够重建光源的分布情况,并且能够将相邻的光源区分开。相反,如图 3(c) - (h) 所示,EM、Landweder、改进 Newton 算法尽管能够重建光源的分布情况,但是不能将相隔很近的光源区分开。

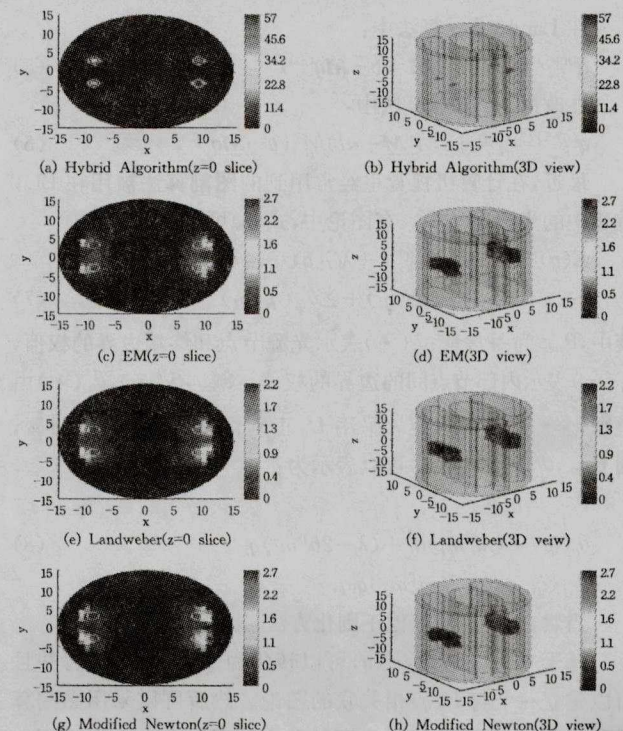


图 3 各种算法得到的重建图像质量比较

表3所列各种算法性能的定量比较。在表3中,LE表示光源中心的误差,LE的各分量分别表示 $x, y, z$ 方向的误差;RMS表示LE的均方根值,重建光源中心和真实中心的距离;RPE表示重建光源能量的相对误差;光源尺寸表示重建光源的直径;计算时间表示重建光源所用的时间。

定量分析表明,对于混合算法,LE在0.2mm以内,相对误差在0.3%以内。相反,在EM算法中,LE大于0.5mm,相对误差大于18%;在Landweber算法中,LE大于0.31mm,相对误差大于22%;在改进Newton算法中,LE大于0.11mm,相对误差大于14%。由表可知,所有算法估计得到的光源尺寸都偏大。然而,混合算法所得到的 $n$ 光源直径更加接近真实值。采用混合算法所得到的光源的最大强度比真实值略大,这是因为重建光源的能量集中在一个比真实值更小的区域。

表3 各种算法重建质量的定量比较

算法	Hybrid算法	EM算法	Landweber算法	
S1	LE	(-0.01, -0.02, (-0.02, 0.04,	(-0.08, 0.30,	
		0.00)	0.00)	
	RMS	0.02	0.05	0.31
S2	LE	(-0.01, 0.00, (-0.07, -0.12,	(-0.16,	
		0.00)	0.00)	
	RMS	0.01	0.14	0.39
S3	LE	(0.02, -0.02, (0.02, 0.05,	(0.13, 0.32,	
		-0.00)	0.00)	
	RMS	0.02	0.06	0.34
S4	LE	(0.00, 0.01, (0.06, -0.11,	(0.16, -0.36,	
		0.00)	-0.00)	
	RMS	0.01	0.12	0.39
S1	PE	0.15	-11.9	-14.1
	RPE	0.0024	0.1894	0.2244
	PE	-0.23	-17.34	-21.13
S2	RPE	0.0027	0.2069	0.2522
	PE	-0.2	-19.83	-24.6
	RPE	0.0019	0.1889	0.2349
S3	PE	0.02	-25.44	-31.65
	RPE	0.0002	0.2025	0.2512
	PE	0.02	-25.44	-31.65
S4	RPE	0.0002	0.2025	0.2512
	PE	0.02	-25.44	-31.65
	RPE	0.0002	0.2025	0.2512
Source Power (nW)	S1	1.5	3.88	4.9
	S2	1.5	3.9	4.17
	S3	1.5	3.88	4.9
	S4	1.5	3.88	4.17
ComputationTime(s)	19.61	43.67	45.46	

### 5.3 图像重建质量性能分析

本文在光学特性参数中加入不同程度的扰动。由于不同方向的吸收系数和散射系数的作用可能会相互抵消,因此本文只考虑具有正误差或者负误差的特性。表1所列的光学特性参数作为数学模型中每个分类的基准值,根据这些基准值计算系统矩阵 $M$ 。外部测量值是通过在基准值中加入一定的误差以后计算得到的。正误差和负误差表示用于计算测量值的特征参数值比基准值大或者小。

本文分别仿真了误差为 $\pm 25\%$ ,  $\pm 50\%$ ,  $-10\%$ ,  $+100\%$ 的结果。仿真表明在正误差时,重建光源的中心偏离真实位置向模型边缘靠近;重建光源能量低于真实值。相反,在负误差时,重建光源的中心偏离真实位置向模型中心靠近;重建光源能量高于真实值。位置和能量误差会随着特性参数误差的增加而增加。重建光源的能量比位置受特征参数误差的影响更大。图4所示为 $\pm 50\%$ 误差时所得到的重建结果。

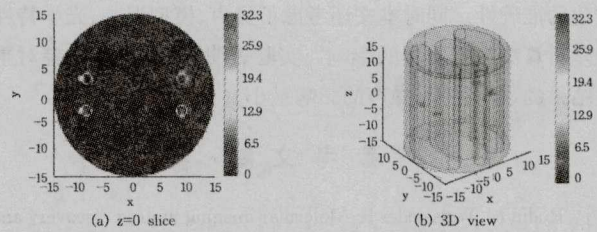


图4  $\pm 50\%$ 误差时所得到的重建结果

假设目标的模型结构可以由其他方法得到,比如CT等。为了研究模型参数误差对缓和算法的影响,本文对数学模型的不同分类做一些变动。在这个仿真中,系统矩阵采用表2所列的模型参数计算得到;外部测量值是将其中一些参数做适当变动以后计算得到的。

实验中,本文将(H)和(L)移动一定的矩阵(0.5mm, 1mm, 1.5mm)。仿真实验表明,当L的位置向外移动时,重建光源的中心就会向着模型中心移动,并且重建光源的能量比真实值低。相反,当L的位置向内移动时,重建光源的中心就会向着模型边缘移动,并且重建光源的能量比真实值高。当模型误差越大时,对重建质量的影响就会越大。图5所示为L的位置向外移动1mm情况下得到的重建图像。

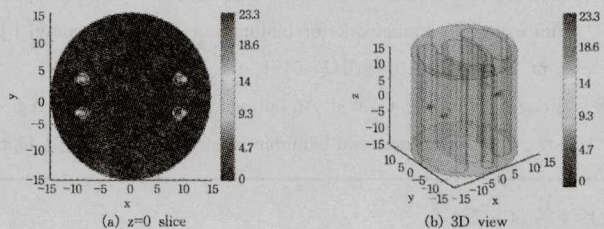


图5 L的位置向外移动1mm情况下得到的重建图像

本文还考虑了噪声、模型误差、光学特性误差同时存在时对重建质量的影响。在仿真中本文考虑的误差为L的位置向外移动1mm,光学特征参数的误差为 $\pm 50\%$ ,高斯噪声的方差为100。图6所示为图像重建结果。在这种情况下,位置误差在0.37mm以内;重建光源的中心向着模型边缘移动;能量误差大于67%。与只考虑单独的影响因素所得到的结果相比,考虑混合因素的影响所得到的结果与 $\pm 50\%$ 光学特征参数的误差所得到的结果相似。重建结果的位置中心偏离真实值向模型边缘移动,而L向外移动所带来的影响正好相反。这在一定程度上抵消了位置误差,从而提高了重建结果的位置准确度。仿真表明,光学特性误差对重建结果的影响更大,噪声的影响最小。

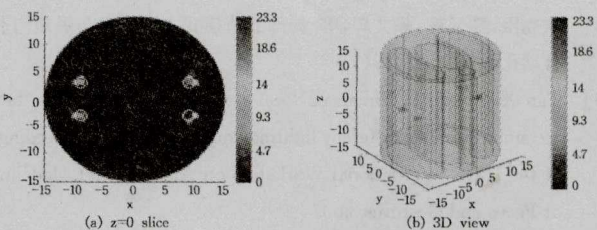


图6 考虑混合影响因素时的重建图像

**结束语** 本文提出了一种通用的基于图割算法和梯度算法的BLT算法。利用内部光源的多级网络提高计算速度和

重建的准确性。同时本文还考虑了噪声、模型误差、光学特性误差对算法重建质量的影响。实验表明,光学特性误差对重建结果的影响更大,噪声的影响最小。

### 参 考 文 献

- [1] Rudin M, Weissleder R. Molecular imaging in drug discovery and development[J]. *Nat. Rev. Drug Discovery*, 2003, 2: 123-131
- [2] Ntziachristos V, Ripoll J, Wang L V, et al. Looking and listening to light: the evolution of whole-body photonic imaging[J]. *Nat. Biotechnol.*, 2005, 23: 313-320
- [3] 刘晨彬,潘颖,张海石,等. 基于磁共振图像的脑瘤 MGMT 表达状况检测算法[J]. *浙江大学学报:工学版*, 2012, 1: 028
- [4] 姚俊杰,胡刚,岳蜀华,等. 用于荧光分子断层成像的小动物躯干部分三维表面轮廓重建研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2008, 27(3): 360-365
- [5] Ma X, Tian J, Qin C, et al. Early detection of liver cancer based on bioluminescence tomography[J]. *Appl. Opt.*, 2011, 50: 1389-1395
- [6] 任鸽,曹兴芹,杨勇. 基于局部区域拟合模型的磁共振图像分割与偏移估计算法[J]. *计算机应用*, 2011, 31(12): 3350-3352
- [7] Zhang B, Yang X, Qin C, et al. A trust region method in adaptive finite element framework for bioluminescence tomography[J]. *Opt. Express*, 2010, 18: 6477-6491
- [8] Feng J, Jia K, Yan G, et al. An optimal permissible source region strategy for multispectral bioluminescence tomography[J]. *Opt.*

*Express*, 2008, 16: 15640-15654

- [9] Naser M A, Patterson M S. Bioluminescence tomography using eigenvectors expansion and iterative solution for the optimized permissible source region[J]. *Biomed. Opt. Express*, 2011, 2: 3179-3193
- [10] Naser M A, Patterson M S. Algorithms for bioluminescence tomography incorporating anatomical information and reconstruction of tissue optical properties [J]. *Biomed. Opt. Express*, 2010, 1: 512-526
- [11] 何炳蔚,陈志鹏,林东艺,等. 融合 SFS 和主动视觉技术的未知物体重建方法[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(4): 727-736
- [12] Liu K, Tian J, Lu Y, et al. A fast bioluminescent source localization method based on generalized graph cuts with mouse model validations[J]. *Opt. Express*, 2010, 18: 3732-3745
- [13] 李彬,欧陕兴,田联房,等. 基于自适应自由变形法和梯度下降法的胸部多模医学图像配准[J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(10): 100-107
- [14] 陈晶,孔令富. 基于计算网格的图像三维重建系统的设计[J]. *计算机工程与科学*, 2009, 31(9): 39-41
- [15] 厉小润,朱洁尔,王晶,等. 组合核支持向量机高光谱图像分类[J]. *浙江大学学报:工学版*, 2013, 8: 012
- [16] 贺小伟. 生物发光断层成像中光源重建逆问题研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011
- [17] 熊黎丽,王国胤,龚勋. 基于三维重建的人脸姿态估计[J]. *重庆邮电大学学报:自然科学版*, 2010, 22(3): 375-380

(上接第 305 页)

### 参 考 文 献

- [1] Papenberg N, Bruhn A, Brox T. Highly accurate optic flow computation with theoretically justified warping [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 67(2): 141-158
- [2] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfnder: real-time tracking of the human body[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 780-785
- [3] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1999
- [4] Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2002, 90(7): 1151-1163
- [5] 宋克臣,颜云辉,陈文辉,等. 局部二值模式方法研究与展望[J]. *自动化学报*, 2013, 39(1)
- [6] Tan X, Trings B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under different lighting conditions[C]// *Proceedings of the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*. 2007
- [7] Liao Sheng-cai, Zhao Guo-ying, Kellokumpu V, et al. Modeling Pixel Process with Scale Invariant Local Patterns for Background Subtraction in Complex Scenes[C]// *2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2010: 1301-

1306

- [8] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBE: A powerful random technique to estimate the background in video sequences[C]// *ICASSP 2009; IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2009. 2009
- [9] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A Universal Background Subtraction Algorithm for Video Sequences[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(6): 1709-1724
- [10] Toyama K, Krumm J, Brumitt B, et al. Wallflower: principles and practice of background maintenance[C]// *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999. 1999
- [11] KaewTraKulPong P, Bowden R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection[C]// *Proc. 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems*. 2001
- [12] Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction[C]// *ICPR 2004; Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004. 2004
- [13] Heikkila M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 657-662
- [14] Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D, et al. Background modeling and subtraction by codebook construction[C]// *ICIP'04; 2004 International Conference on Image Processing*, 2004. 2004