

融合结构先验信息的稳态扩散光学断层成像重建算法研究*

邓勇[†] 张喧轩 罗召洋 许军 杨孝全 孟远征 龚辉 骆清铭

(华中科技大学, 武汉光电国家实验室(筹) Britton Chance 生物医学光子学研究中心生物医学光子学教育部重点实验室, 武汉 430074)

(2012年1月31日收到; 2012年4月27日收到修改稿)

扩散光学断层成像作为一种无辐射损伤、低成本的光学在体成像技术, 有着良好的应用前景, 但具有空间分辨率低、难以定量的缺陷. 为了提高扩散光学断层成像的分辨率, 实现光学参数分布的精确重建, 基于有限元方法, 提出了融合结构先验信息的稳态扩散光学断层成像重建算法. 该算法以扩散近似作为成像模型, 通过软先验的 Laplace 正则化方法引入由 MicroCT 提供的空间结构信息. 采用伴随法计算 Jacobian 矩阵, Levenberg-Marquardt 方法用来进行迭代优化. 仿真结果表明该算法不仅能获得精确的光学参数值分布, 而且显著地提高了迭代收敛的速度.

关键词: 扩散光学断层成像, 结构先验信息, 有限元方法

PACS: 42.30.Wb, 02.70.Dh, 02.30.Zz

DOI: 10.7498/aps.62.014202

1 引言

扩散光学断层成像 (diffuse optical tomography, DOT) 是利用散射光来探测组织功能的一种具有低成本、无辐射损伤、成像深度深的光学在体成像技术^[1-3]. 在乳腺癌的早期诊断^[4]、新生儿脑发育监护等有卓越的表现^[5]. DOT 与荧光探针技术相结合可对组织水平、细胞及亚细胞水平的分子信息进行成像, 从而在疾病的在体检测、基因治疗的在体示踪、药物在体疗效测评和功能分子在体活动规律研究^[6,7] 等许多生物医学领域具有独特的优势而使其脱颖而出, 独树一帜^[8,9].

DOT 成像问题包括正向问题和逆向问题. 正向问题是指光子自光源发射经组织体吸收、散射最终到达探测器的过程; 而逆向问题是指解析探测器的探测数据从而获取组织体光学特性参数分布的过程, 即图像重建过程. DOT 的正向过程中光子经过多次散射, 是一个非线性过程, 通常使用辐射传输方程 (radiative transfer equation, RTE) 或其近似的

扩散方程 (diffuse equation) 来描述; 而逆向问题中, 一般情况下重建参数的数量远远大于探测数据的数量, 因此是一个病态过程. DOT 问题的非线性和病态性导致了重建的光学参数值准确性差、重建速度慢, 从而使这种成像技术的空间分辨率低且很难做到定量.

利用先验信息来提高 DOT 成像的分辨率是目前的研究热点, 先验信息包括光谱先验^[10-12]、结构先验^[13-17]、信息先验^[18]、成分先验^[19] 等. DOT 成像主要采用光谱先验和结构先验. 光谱先验方法并不重建光学特性参数, 而是利用多波长数据测量重建生色团的浓度和散射特性, 这种方法利用了已知的组织生色团的光谱特性和米氏散射特性作为约束. 结构先验方法则是利用从其他成像模式 (如 MRI, XCT) 获得解剖结构信息, 这种方法又分为硬先验^[13-15] 和软先验^[15-17]. 硬先验方法是同一解剖结构的光学特性参数看作是一个重建参数以大量减少重建参数的数量, 其结果高度地依赖于先验信息的准确性. 软先验方法则是通过在目标

* 国家自然科学基金 (批准号: 61078072)、国家科技支撑计划 (批准号: 2012BAI23B02) 和国际科技合作与交流专项 (批准号: 2010DFR30820) 资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: ydeng@mail.hust.edu.cn

函数的罚项中引入正则矩阵来实现的, 而正则矩阵是根据结构先验信息构造的, 由于正则系数可调整, 这使得软先验具有更强的适应性. 为了提高 DOT 成像的分辨率, 实现光学参数分布的精确重建, 本文基于有限元方法, 以稳态扩散近似作为成像模型, 把 MicroCT 系统提供的高分辨的空间解剖结构作为结构先验信息, 通过软先验方法中的 Laplace 正则化方法将其引入来引导 DOT 图像重建, 采用伴随法来计算 Jacobian 矩阵, Levenberg-Marquardt 优化方法来进行图像重建. 仿真结果表明, 该算法不仅能获得精确的参数值分布, 而且显著地提高了迭代收敛的速度. 研究结果可为 DOT 和 MicroCT 双模式成像系统实用化提供理论指导.

2 正向问题

以稳态扩散方程作为正向模型^[1]:

$$-\nabla \cdot [D\nabla\Phi(r)] + \mu_a\Phi(r) = Q(r), \quad r \in \Omega, \quad (1)$$

其中 r 表示空间位置; Ω 表示区域; Φ 是流量率 (fluence rate), 是辐射强度在 4π 立体角上的积分; μ_a 为吸收系数; D 为扩散系数, 它与散射系数有关系 $D = 1/3(\mu_a + \mu'_s)$, $\mu'_s = (1 - g)\mu_s$, 称为约化散射系数, 用来将各向异性散射表示为各向同性散射; g 为各项异性因子, 是相函数散射角余弦值的平均值, 一般取值范围在 $g = 0.9-0.99$; $Q(r)$ 为光源项. 在准直光源照射的情况下, 可以将光源近似为一个距离边界平均自由程为 $l_t = 1/(\mu_a + \mu'_s)$ 的各向同性扩散点光源^[20]:

$$Q(r) = \delta(r - r_s). \quad (2)$$

边界条件使用混合边界条件^[20,21]:

$$\Phi(r) + 2D\zeta\hat{n} \cdot \nabla\Phi(r) = 0, \quad r \in \partial\Omega, \quad (3)$$

其中 $\partial\Omega$ 表示区域边界, \hat{n} 表示外法线方向, $\zeta = (1 + R)/(1 - R)$, R 是扩散传输内反射系数, Egan 和 Hilgeman 等利用菲涅尔反射定律进行了多项式拟合以近似求该系数^[20]:

$$R \approx -1.4399n^{-2} + 0.7099n^{-1} + 0.6681 + 0.0636n, \quad (4)$$

其中 n 为介质的折射率.

对于稳态扩散方程与相应的混合边界条件所描述的边值问题, 其等价的积分方程为

$$\iint_{\Omega} [D\Phi_x v_x + D\Phi_y v_y + \mu_a\Phi v] dx dy$$

$$+ \int_{\partial\Omega} \frac{1}{2\zeta} \Phi v ds = \iint_{\Omega} Q v dx dy, \quad (5)$$

其中 v 为试探函数. 将 Φ 以插值函数的形式近似:

$$\Phi(x, y) = \sum_{i=1}^N \varphi_i(x, y) \Phi_i, \quad (6)$$

并取试探函数为

$$v(x, y) = \sum_{j=1}^N \varphi_j(x, y), \quad (7)$$

其中 N 为插值节点的总数, φ_j 第 j 个插值节点的插值基函数.

将 (6) 和 (7) 两式带入 (5) 式可以获得有限元方程:

$$K\Phi = (R + C + A)\Phi = F, \quad (8)$$

其中 Φ 和 F 是长度为 N 列向量, K 为一个 $N \times N$ 的刚度矩阵, 可以分为 R , C 和 A 三个部分进行计算, 矩阵元素分别表示为

$$R_{ij} = \sum_{n=1}^{NE} \iint_{\Delta_n} D[(\varphi_i)_x(\varphi_j)_x + (\varphi_i)_y(\varphi_j)_y] dx dy, \quad (9)$$

$$C_{ij} = \sum_{n=1}^{NE} \iint_{\Delta_n} \mu_a \varphi_i \varphi_j dx dy, \quad (10)$$

$$A_{ij} = \frac{1}{2\zeta} \sum_{n=1}^{NB} \int_{B_n} \varphi_i \varphi_j ds, \quad (11)$$

$$F_j = \iint_{\Omega} Q(x, y) \varphi_j(x, y) dx dy = \varphi_j(r_s), \quad (12)$$

其中 NE 表示单元数量, NB 为边界线段数量, Δ_n 为第 n 个单元, B_n 为第 n 条边界线段.

3 图像重建

3.1 结构先验信息的引入

逆向问题即指由在介质边界采集的数据来解析介质内部光学特性参数分布的过程. 实际情况中, 我们能够获取的探测数据是极其有限的, 而所要解析的光学特性参数分布可以看作一个无限维的函数, 因此这是一个极度病态的过程; 另一方面, DOT 的正向问题是一个非线性过程, 因此逆向问题的精确求解是不可能的, 一般有两种策略可以采用: 一种是将非线性问题线性化来近似, 直接求解线性方程组; 另一种是将逆向问题当作一个变分问题来处理, 以最小二乘法来求其近似解.

我们以变分问题来描述 DOT 的逆向问题:

$$\Gamma = \min_{D, \mu_a} \frac{1}{2} \|y - P(\mu_a, D)\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|x - x_0\|^2, \quad (13)$$

其中 Γ 为目标函数, y 为探测数据, $P(\mu_a, D)$ 是正向算子, x_0 为参数初始值. 为了减小问题的病态性的影响, 使用了 Tikhonov 正则化, 右边第二项是其正则罚函数, λ 为正则系数.

该变分问题的目的是寻找使正向预测数据与探测数据最接近的光学参数 μ_a 和 D 作为逆向问题的近似解, 是一个最优化问题. 设第 n 次迭代的解为 $x^{(n)}$, 第 $n+1$ 次为 $x^{(n+1)}$, 通过 Taylor 展开, 可得到 Newton 迭代公式:

$$x^{(n+1)} = x^{(n)} + (\mathbf{J}^T \mathbf{J} - \mathbf{H}b + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T b, \quad (14)$$

其中 \mathbf{J} 为 Jacobian 矩阵, 是正向算子 P 的 Fréchet 导数; b 为残差向量, 是测量数据向量与正向预测数据向量的差; \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{H} 为 Hessian 矩阵. 这种方法的优点是具有二次收敛性, 与 Landweber 迭代法和共轭梯度法相比有更快的收敛速度, 其缺点是 Hessian 矩阵过于复杂, 难以计算. 这里我们采用 Levenberg-Marquardt 算法 [1], 略去 Hessian 矩阵的影响, 其迭代公式如下:

$$x^{(n+1)} = x^{(n)} + (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T b. \quad (15)$$

结构先验信息可利用正则化技术耦合到解逆过程中, 将正则化约束在不同的解剖结构区域内以加快寻求真解的速度, 即软先验方法. 在其正则罚函数中使用一个正则矩阵作为约束:

$$\Gamma = \min_{D, \mu_a} \frac{1}{2} \|y - P(\mu_a, D)\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{L}(x - x_0)\|^2, \quad (16)$$

同样对目标函数做 Taylor 展开可以获得其迭代格式:

$$x^{(n+1)} = x^{(n)} + (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{L}^T \mathbf{L})^{-1} \mathbf{J}^T b, \quad (17)$$

正则矩阵 \mathbf{L} 是一个 $N \times N$ 的矩阵, 它是根据 Laplace 方程 $\nabla^2 x = 0$ 或 Helmholtz 方程 $\nabla^2 x - \kappa x = 0$ 离散化后得到的. 最常使用的 Laplace 正则化的正则矩阵具有以下形式:

$$L_{ij} = \begin{cases} -\frac{1}{N_m} & i \text{ 和 } j \text{ 属于同一区域且 } i \neq j \\ 1 & i = j \\ 0 & \text{其他} \end{cases}, \quad (18)$$

其中 N_m 为同一区域的节点总数.

3.2 Jacobian 矩阵的计算

Jacobian 矩阵的计算是图像重建中关键的一步, 也是整个计算中最耗时的一步. 基于有限元框

架的 Jacobian 矩阵计算首先要离散空间, 以有限个节点的插值函数来近似无限维的光学参数分布函数. 由于在有限元的正向计算中我们已将整个计算区域离散成了非结构网格, 延续前面的插值空间. 我们将光学参数分布函数 $\mu_a(r)$ 和 $D(r)$ 写为离散形式:

$$\mu_a(r) = \sum_{k=1}^N \mu_{a_k} \varphi_k, \quad (19)$$

$$D(r) = \sum_{k=1}^N D_k \varphi_k, \quad (20)$$

其中 N 为节点数, φ_k 为节点 k 的插值基函数. 将 (18) 和 (20) 式代入 (9) 和 (10) 式可得:

$$R_{ij} = \sum_{k=1}^N D_k \int_{\Omega} \varphi_k(r) \nabla \varphi_i(r) \cdot \nabla \varphi_j(r) d^n r \\ = \sum_{k=1}^N D_k R_{ij}^{(k)}, \quad (21)$$

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^N \mu_{a_k} \int_{\Omega} \varphi_k(r) \varphi_i(r) \varphi_j(r) d^n r \\ = \sum_{k=1}^N \mu_{a_k} C_{ij}^{(k)}. \quad (22)$$

因此矩阵 \mathbf{R} 和 \mathbf{C} 以矩阵和的形式表示:

$$\mathbf{R} = \sum_{k=1}^N D_k \mathbf{R}^{(k)}, \quad (23)$$

$$\mathbf{C} = \sum_{i=1}^N \mu_{a_k} \mathbf{C}^{(k)}, \quad (24)$$

对 (8) 式两边同时对 x_k 求偏导, 因光源与光学参数无关, 因此有:

$$\mathbf{K} \frac{\partial \Phi}{\partial D_k} = -\mathbf{R}^{(k)} \Phi, \quad (25)$$

$$\mathbf{K} \frac{\partial \Phi}{\partial \mu_{a_k}} = -\mathbf{C}^{(k)} \Phi. \quad (26)$$

用行向量 \mathbf{V} 表示探测器所在位置点处的插值基函数值, 则 $y_{ij} = V_j \Phi_i$, 其中 i 为光源的索引, j 为探测器的索引. 由 (25) 和 (26) 式, 则 Jacobian 矩阵元素的公式有:

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial D_k} = V_j \frac{\partial \Phi_i}{\partial D_k} = -V_j \mathbf{K}^{-1} \mathbf{R}^{(k)} \Phi_i, \quad (27)$$

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial \mu_{a_k}} = V_j \frac{\partial \Phi_i}{\partial \mu_{a_k}} = -V_j \mathbf{K}^{-1} \mathbf{C}^{(k)} \Phi_i, \quad (28)$$

该式所计算的元素的位置为第 $j + (i-1)NM$ 行, 第 k 列, NM 为探测器的数量. 这样计算 Jacobian 矩阵的方法称为直接法. 直接法每次正向计算一列元素,

而一般情况下, 行的维数远远小于列的维数 (即源-探测器对数远远小于重建未知数的数量), 因此这种方法需要进行的正向次数很多, 计算速度较慢.

利用刚度矩阵 \mathbf{K} , \mathbf{R} 和 \mathbf{C} 均是对称矩阵, 对 (27) 和 (28) 式两边同时做转置, 并利用求逆运算和转置的可交换性, 可以得到:

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial D_k} = V_j \frac{\partial \Phi_i}{\partial D_k} = -\Phi_i^T \mathbf{R}^{(k)} \mathbf{K}^{-1} V_j^T, \quad (29)$$

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial \mu_{a_k}} = V_j \frac{\partial \Phi_i}{\partial \mu_{a_k}} = -\Phi_i^T \mathbf{C}^{(k)} \mathbf{K}^{-1} V_j^T. \quad (30)$$

由 (12) 式我们知道, 向量 \mathbf{F} 是一个表示光源所在位置点处的插值基函数值的列向量, 因而我们可以将 \mathbf{V}^T 也看作是一个位于探测器位置处的点光源形成的源向量, 进而 $\mathbf{K}^{-1} \mathbf{V}_j^T$ 正好是在该光源情况下的正向计算的解, 记为 Ψ_j , 将这种虚拟光源称为伴随源 (adjoint source). 最终可以得到计算 Jacobian 矩阵的伴随形式:

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial D_k} = -\Phi_i^T \mathbf{R}^{(k)} \Psi_j, \quad (31)$$

$$\frac{\partial y_{ij}}{\partial \mu_{a_k}} = -\Phi_i^T \mathbf{C}^{(k)} \Psi_j. \quad (32)$$

伴随法每次正向计算计算一行元素, 这样大大加快了 Jacobian 矩阵的计算速度.

4 仿真实验

我们使用来自于 Micro-CT 系统采集的小鼠切片图作为原始数据 [22-23], 图 1(a) 为一小鼠腹部的

CT 切片; 图 1(b) 表示切片经过图像分割后获取组织边界以及网格剖分的结果, 利用此组织边界数据可以构建 DOT 重建时所需的 Laplace 正则矩阵 \mathbf{L} . 所使用的网格由 1239 个节点和 2405 个单元组成. 使用的源-探测器对数为 16×16 , 等间隔分布. 根据参考文献统计平均结果, 取每种组织光学参数如表 1 所示 [24-26].

表 1 模拟所使用的光学参数 [24-26]

光学参数	背景	肝脏	脾脏	骨骼	脊髓
μ_a/cm^{-1}	0.3	0.5	0.5	0.1	0.3
μ'_s/cm^{-1}	10	13	13	20	10
D/cm	0.0324	0.0247	0.0247	0.0166	0.0324

基于 Matlab2010 开发环境, 采用本算法在有先验和无先验信息情况下均迭代 25 次的重建结果如图 2 所示. 为了评价有无先验信息两种情况下算法的收敛速度和重建图像的准确性, 我们比较了两组结果的残差向量的 2-范数和重建参数的均方根误差的变化, 如图 3 所示. 观察结果发现, 无先验信息重建结果的数值均有较大误差: 脾脏、椎骨、肋骨和距离中心较近的肝脏均没有被很好地重建出. 而使用 Laplace 正则化引入先验信息重建结果中, 重建值均与理想值接近. 在均方根误差的变化中, 有先验信息情况的均方根误差在迭代一次后即有大幅度下降, 实际上在迭代 3—5 次便可以获得较好的结果, 而没有先验信息的情况变化缓慢. 在残差向量范数的变化中, 有先验信息情况的下降速度也远远快于没有先验信息的情况.

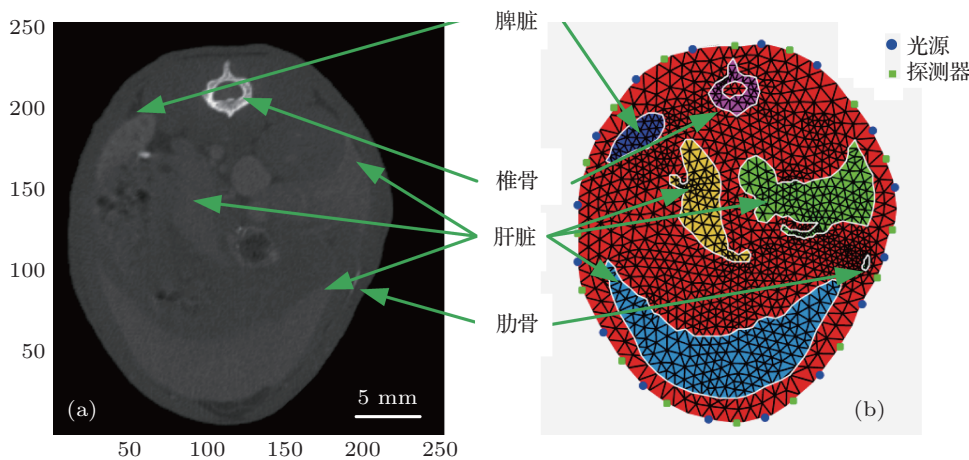


图 1 (a) 小鼠 MicroCT 切片图; (b) 获取边界后的网格剖分

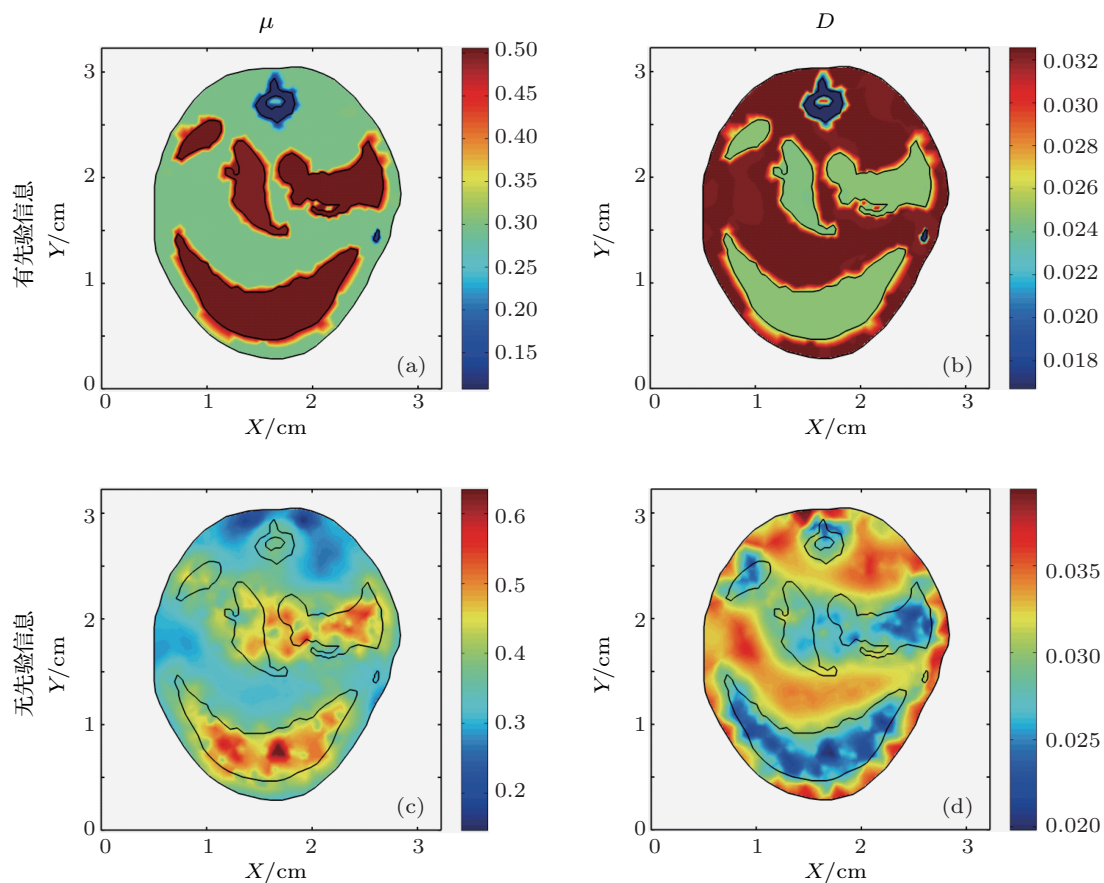


图2 仿真实验的重建结果 (a)和(b)为融合结构先验信息时吸收系数和扩散系数的重建结果; (c)和(d)为没有结构先验信息时吸收系数和扩散系数的重建结果

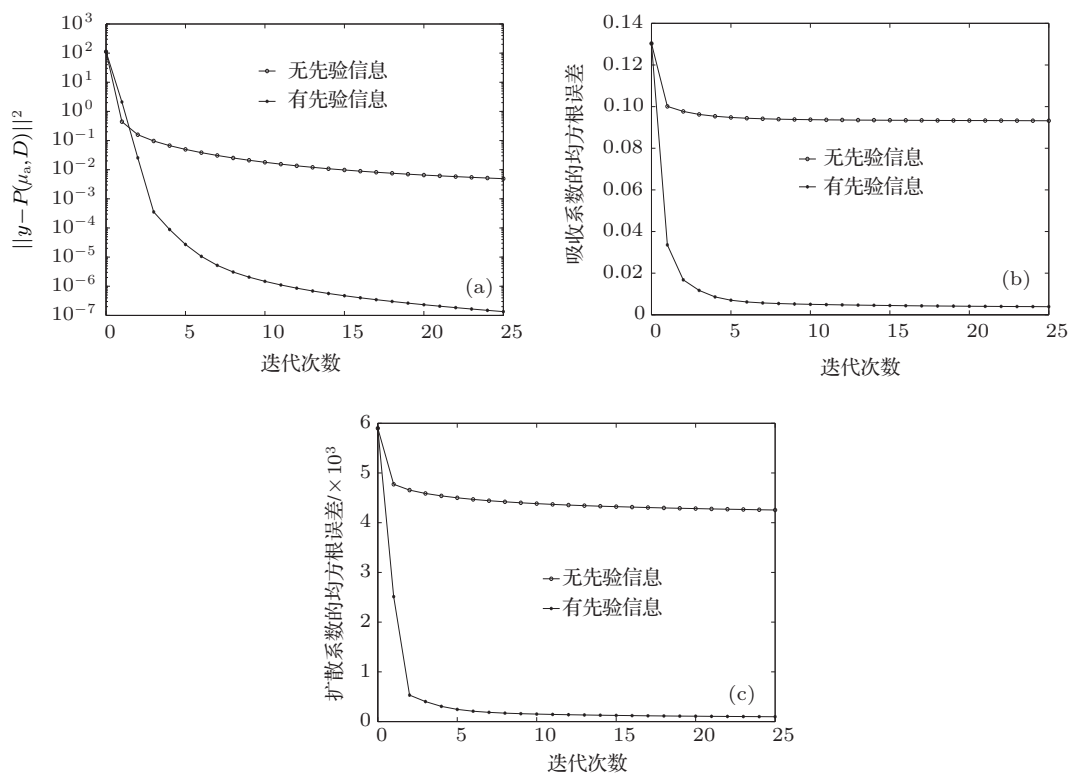


图3 (a) 重建的残差向量的 2-范数变化; (b) 吸收系数的均方根误差变化; (c) 扩散系数的均方根变化

5 结论

本文提出一种基于有限元的融合结构先验信息的扩散光学图像重建算法, 可用于 DOT 与 Micro-CT 双模式成像. 该算法以稳态扩散近似作为成像模型, 通过软先验的 Laplace 正则化方法引入由 MicroCT 提供的空间结构信息. 使用伴随法来计

算 Jacobian 矩阵, Levenberg-Marquardt 方法用来进行迭代优化. 仿真结果表明, 融合结构先验信息的稳态扩散光学断层成像重建算法不仅显著地提高了迭代收敛的速度, 并且能获得非常精确的参数值分布. 这表明结构先验信息的引入可改善 DOT 的空间分辨率、提高定量的准确性.

-
- [1] Arridge S R 1999 *Inverse Prob.* **15** R41
- [2] Gibson A P, Hebden J C, Arridge S R 2005 *Phys. Med. Biol.* **50** R1
- [3] Arridge S R, Schotland J C 2009 *Inverse Prob.* **25** 123010
- [4] Leff D R, Warren O J, Enfield L C, Gibson A, Athanasiou T, Patten D K, Hebden J, Yang G Z, Darzi A 2008 *Breast Cancer Res. Treat.* **108** 9
- [5] Hebden J C, Austin T 2007 *Eur. Radiol.* **17** 2926
- [6] Ripoll J, Ntziachristos V, Cannet C, Babin A L, Kneuer R, Gremlich H U, Beckmann N 2008 *Drugs R. D* **9** 277
- [7] Quan G T, Gong H, Deng Y, Fu J W, Luo Q M 2011 *J. Biomed. Opt.* **16** 026018
- [8] Quan G T, Gong H, Fu J W, Deng Y 2010 *Chin. Phys. Lett.* **27** 118701
- [9] Dehgani H, Srinivasan S, Pogue B W, Gibson A 2009 *Phil. Trans. R. Soc. A* **367** 3073
- [10] Corlu A, Durduran T, Choe R, Schweiger M, Hillman E M C, Arridge S R, Yodh A G 2003 *Opt. Lett.* **28** 2339
- [11] Brooksby B, Srinivasan S, Jiang S, Dehgani H, Pogue B W, Paulsen K D 2005 *Opt. Lett.* **30** 1968
- [12] Srinivasan S, Pogue B W, Jiang S, Dehgani H, Paulsen K D 2005 *Appl. Opt.* **44** 1858
- [13] Brooksby B, Dehgani H, Pogue B W, Paulsen K D 2003 *IEEE J. Selected Top. Quant. Electronics* **9** 199
- [14] Dehgani H, Pogue B W, Jiang S, Brooksby B, Paulsen K D 2003 *Appl. Opt.* **42** 3117
- [15] Yalavarthy P K, Pogue B W, Dehgani H, Paulsen K D 2007 *Med. Phys.* **34** 2085
- [16] Yalavarthy P K, Pogue B W, Dehgani H, Carpenter C M, Jiang S, Paulsen K D 2007 *Opt. Express* **15** 8043
- [17] Brooksby B, Jiang S, Dehgani H, Pogue B W, Paulsen K D, Weaver J, Kogel C, Poplack S P 2005 *J. Biomed. Opt.* **10** 051504
- [18] Panagiotou C, Somayajula S, Gibson A P, Schweiger M, Leahy R M, Arridge S R 2009 *J. Opt. Soc. Am. A* **26** 1277
- [19] Fang Q, Moore R H, Kopans D B, Boas D A 2010 *Bio. Opt. Express* **1** 223
- [20] Farrell T J, Patterson M S, Wilson B 1992 *Med. Phys.* **19** 879
- [21] Schweiger M, Arridge S R, Hiraoka M 1995 *Med. Phys.* **22** 1779
- [22] Yang X Q, Gong H, Quan G T, Deng Y, Luo Q M 2010 *Rev. Sci. Instrum.* **81** 054304
- [23] Luo Z Y, Yang X Q, Meng Y Z, Deng Y 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 8237 (in Chinese) [罗召洋, 杨孝全, 孟远征, 邓勇 2010 物理学报 **59** 8237]
- [24] Cheong W F, Pahl S A, Welch A J 1990 *IEEE J. Quantum Elect.* **26** 12
- [25] Lü Y J, Tian J, Cong W X, Wang G, Luo J, Yang W, Li H 2006 *Opt. Express* **14** 8211
- [26] Zhang Q Z, Yin L, Tan Y Y, Yuan Z, Jiang H B 2008 *Opt. Express* **16** 1481

Image reconstruction algorithm for steady-state diffuse optical tomography with structural priori information*

Deng Yong[†] Zhang Xuan-Xuan Luo Zhao-Yang Xu Jun Yang Xiao-Quan
Meng Yuan-Zheng Gong Hui Luo Qing-Ming

(Wuhan National Laboratory for Optoelectronic, Key Laboratory of Biomedical Photonics of Ministry of Education, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

(Received 31 January 2012; revised manuscript received 27 April 2012)

Abstract

Diffuse optical tomography is a non-invasive and non-ionizing optical imaging technique with low cost, while it suffers from low spatial resolution and is very difficult to achieve quantitative measurement. In order to improve the resolution and reconstruct the optical coefficients accurately, in this paper, we present an image reconstruction algorithm based on finite element method for steady-state diffuse tomography with structural priori information. Imaging model is characterized by the steady-state diffuse equation. The spatial structural information from micro-CT is introduced into the inverse problem by the Laplace regularization and Levenberg-Marquardt method to solve the inverse problem where the Jacobian matrix is obtained by adjoint method. The simulation results show that the algorithm presented is able to obtain the accurate distribution of optical coefficients and increase the convergence speed of iteration evidently.

Keywords: diffuse optical tomography, structural priori information, finite element method

PACS: 42.30.Wb, 02.70.Dh, 02.30.Zz

DOI: 10.7498/aps.62.014202

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61078072), the National Science and Technology Support Program of China (Grant No. 2012BAI23B02), and International Science and Technology Cooperation and Exchange Projects of China (Grant No. 2010DFR30820).

[†] Corresponding author. E-mail: ydeng@mail.hust.edu.cn