

文章编号: 0253-2239(2008)08-1571-08

一种基于多级小波域分解的时域扩散光学层析成像方法的研究

杨 芳 马艺闻 高 峰 赵会娟

(天津大学精密仪器与光电工程学院, 天津 300072)

摘要 面向基于有限差分扩散模型的平板乳腺扩散光学层析反演问题,提出了一种有效提高图像重建质量的方法。与基于全空间域离散像点的传统重建算法不同,本方法采用小波函数对吸收系数和散射系数在空间域进行多尺度分解,在减少低分辨率重建中光学参量的个数、有效改善重建过程病态性的同时,通过逐级细化分解尺度,最终提高了图像的量化度和空间分辨率。数值模拟表明,该方法可实现目标体边对边 4 mm 的空间分辨率,量化度明显高于传统算法。

关键词 时域扩散光学层析; 光学乳腺层析; 离散小波变换; 逆问题; 多尺度分解

中图分类号 Q63 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20082808.1571

Multi-Level Wavelet Domain Decomposition Based Time-Domain Diffuse Optical Tomography

Yang Fang Ma Yiwen Gao Feng Zhao Huijuan

(College of Precision Instrument and Optoelectronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract A method of improving image reconstruction quality for time-domain breast diffuse optical tomography is proposed based on panel detection and finite-difference method. A multi-level scheme is presented that uses discrete wavelet transform to reach different resolution levels of wavelet domain decomposition and in some degree to reduce the number of unknown optical parameters at coarse resolution levels and alleviate the ill-posedness of inverse problem. Compared with the traditional full-spatial domain voxel based algorithm, this method can efficiently improve the reconstruction quality and spatial resolution. Numerical simulation results illustrate that the spatial edge-to-edge resolution of the reconstructed image is 4 mm and the quantitiveness is significantly improved.

Key words time-domain diffuse optical tomography; optical mammography; discrete wavelet transform; inverse problem; multi-resolution decomposition

1 引 言

随着近几年乳腺癌发病率的增高,如何实现乳腺肿瘤的早期诊断已经成为当今医学影像技术研究的热点问题之一,而现有的 X 射线成像方法由于在安全性和准确性方面存在很大缺陷,人们一直在寻求更为安全有效的乳腺常规检查手段。由于生物组织体的近红外(650~1000 nm)“窗口”效应以及血红蛋白等重要色基的近红外色差效应,光学乳腺层析成像

(Optical mammography)具有潜在的高灵敏度和特异性,受到医学成像领域的广泛重视。该技术基于扩散光学层析(Diffuse optical tomography, DOT)原理和方法,但目前所实现的空间分辨率和量化度还远未达到能够辅助诊断的要求,因此,如何提高成像的分辨率和量化度是该技术发展的一个焦点。

在光学乳腺层析成像中,为了满足空间分辨率的要求,用于模型离散化的剖分网格必须达到一定密

收稿日期: 2007-12-18; 收到修改稿日期: 2008-02-26

基金项目: 国家自然科学基金(60578008,60678049)、国家 973 计划(2006CB705700)和天津市自然科学基金(07JCYBJC06600)资助课题。

作者简介: 杨 芳(1982-),女,博士研究生,主要从事乳腺光学层析成像方面的研究。E-mail: yang_cuckoo@hotmail.com

导师简介: 高 峰(1963-),男,教授,主要从事组织光学成像方面的研究。E-mail: gaofeng@tju.edu.cn

度,通常情况下,这使得所要重建的光学参量的个数远大于边界测量值的个数,信息量不能够满足准确刻画解集的需要,造成很多伪解^[1]。所以 DOT 的逆问题具有严重的病态性和不确定性。这就意味着内部光学特征只能在有限的边界测量点表现,从而导致重建图像的空间分辨率和量化度低。为了减少这种病态性,可以增加测量点(多光谱或多频率)^[2],也可以减少需要重建的光学参量的个数。由于前者需要较多的源和探测器,不仅提高了检测系统成本,也耗费大量的计算时间。虽然广义脉冲谱技术(Generalized pulse spectrum technique, GPST)的时域 DOT 方法可通过增加变换频率的取值来获得更多测量时间扩展曲线的特征值^[3],在一定程度上减轻逆问题病态性,但研究表明多变换频率信息往往具有高度相关性,引入的新特征量并不足以彻底改善病态性,在成像质量上并没有显著提高。

改善图像重建过程中逆问题的病态性方面,主要技术包括基于先验知识的逆问题正规化技术和改进的逆问题求解技术等^[4~7],前者通过利用现有成像模态提供的先验知识限定成像可行区域及其联系程度,而后者则是通过改进非线性问题或通过改进经线性化后的线性问题进行迭代求解方法^[8],关于线性化系统求解方法包括共轭梯度下降法(Conjugate gradient descent, CGD)、凸集投影法(Projection onto convex sets, POCS)、截断奇异值分解法(Truncated singular value decomposition, TSVD)等。其中,CGD 用于求解最小二乘问题,收敛速度快,但在三维情形下精确的线搜索实现较困难,其结果不稳定;POCS 虽然在重建图像质量上很好,但是收敛过慢;基于 TSVD 的最小二乘法建立在全雅可比(Jacobian)矩阵操作基础上,这不但会大量增加计算成本,在三维情形下通常不可行。

本文发展了一种组织体内光传输的有限差分数值模型,并将其应用于平板压缩扫描方式的时域乳腺光学层析成像中。采用牛顿-拉夫森(Newton-Raphson)迭代线性架构并结合 GPST 技术对目标函数进行线性化近似,把原问题最终归结为一个线性系统的迭代求解过程。本文采用代数重建技术(Algebraic reconstruction technique, ART)对线性问题进行求解,这是一种在 CT 技术领域广泛应用的基于矩阵行的线性系统迭代重建技术,由于不需要对整个 Jacobi 矩阵进行存储和计算,不仅适于任何问题规模,还大大减少了运算时间。同时,采用离散小波变换(Discrete wavelet transforming, DWT)

在空间域对光学参量这一“信号”进行多尺度分解,再由粗至精地对图像进行重建,实现多分辨率分析。该技术的基本思想是,在不改变图像重建质量的目标下,首先在低分辨率重建环境下有效减少未知光学参量的个数来改善逆问题的病态性,再通过基于尺度细化的逐次迭代重建有效改善重建过程的收敛性,进而最终达到图像重建分辨率和量化度的明显提高。

2 基于平板有限差分光扩散模型的 DOT 图像重建算法

本文发展了基于扩散方程有限差分(Finite difference method, FDM)数值解技术的 DOT 逆模型。研究面向乳房平板压缩扫描检测模式,这是光学乳腺层析中两种有效的检测模式之一,主要优势是可以有效减小光在传输中的衰减和保证规则的几何边界以简化数学模型,同时该模式还有利于采用有限检测通道实现高分辨率的空间采样。FDM 是一种常用的偏微分方程数值解方法,基本思想是用差商近似式代替导数,或用适当的多项式代替含有导数的表达式,将连续问题转化为求离散点近似解的代数方程问题,对于平板之类的规则几何域椭圆型扩散方程求解问题具有实现简单和计算量小的特点。

2.1 逆向问题的定义

设 F 为基于扩散方程有限差分模型的正向算子,为简化问题, DOT 通常只涉及吸收系数 $\mu_a = [\mu_{a1} \mu_{a2} \cdots \mu_{aN}]$ 和约化散射系数 $\mu'_s = [\mu'_{s1} \mu'_{s2} \cdots \mu'_{sN}]$ (N 为空间离散像元数)的重建,于是,组织体内部的光学参量分布可统一表示为 $p = [\mu_a, \mu'_s]^T$ 。时域 DOT 逆问题的数学表述为

$$p = F^{-1}(\chi), \quad (1)$$

χ 是与时间分辨测量曲线 $\Gamma(\xi_d, \zeta_s, t)$ 相对应之特征数据矢量

$$\chi = \begin{bmatrix} \chi(\xi_1, \zeta_1) & \chi(\xi_2, \zeta_1) & \cdots & \chi(\xi_D, \zeta_1) \\ \chi(\xi_1, \zeta_2) & \chi(\xi_2, \zeta_2) & \cdots & \chi(\xi_D, \zeta_2) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \chi(\xi_1, \zeta_S) & \chi(\xi_2, \zeta_S) & \cdots & \chi(\xi_D, \zeta_S) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中 ζ_s ($s = 1, 2, \cdots, S$) 为表面不同的激励源位置, ξ_d ($d = 1, 2, \cdots, D$) 为表面探测点位置。对于本文采用的基于 GPST 的时域 DOT 反演方法,特征数据取为某频率对 (p_1, p_2) 下时间分辨测量曲线的拉普拉斯(Laplace)变换值之比^[2],即 $\chi(\xi_d, \zeta_s) = \frac{\Gamma(\xi_d, \zeta_s, p_2)}{\Gamma(\xi_d, \zeta_s, p_1)}$ 。

2.2 基于正向问题线性化的图像重建技术： Newton-Raphson 方法

目前,被广泛接受的一种图像重建问题线性化方法是由 Arridge 等^[9]首先提出的扰动方法,即 Newton-Raphson 法。

对于一个给定的光学参量的估计值 p_0 和正向算子 $F(p)$,如果 p_0 和真值 p 相近,即 $p = p_0 + \delta p$,则可将正向算子 $F(p)$ 用泰勒级数(Taylor Series)展开,忽略二阶以上导数项,得

$$F(p) = F(p_0 + \delta p) \approx F(p_0) + J(p)\delta p, \quad (3)$$

$$J(p) = \left. \frac{\partial F}{\partial p} \right|_{p_0} = [J_{\mu_a}, J_{\mu_s}] \Big|_{p_0}, \quad (4)$$

式中 $\delta p = [\delta\mu_a, \delta\mu_s]^T$ 称为光学参量的扰动, $J(p)$ 称为正向算子 F 的 Jacobi 矩阵,其物理意义为光子测量密度函数,表示光子经过微扰区域的概率密度,上述方法称为线性化过程。由此,逆问题求解退化为基于扰动量最小二乘解的迭代过程,即 Newton-Raphson 框架

$$\begin{cases} J(p_i)^T J(p_i) \delta p_i = J(p_i)^T [\chi - F(J(p_i))^T], \\ p_{i+1} = p_i + \delta p_i, \end{cases} \quad (5)$$

2.3 线性系统的迭代解法

鉴于逆问题的病态特性和规模,(5)式的求解通常要求合理的正规化和内存管理策略,实现过程颇为繁琐。为此,本文采用 ART 方法直接求解线性微扰方程(3)^[2],其基本原理是逐次求解由原代数方程的系数矩阵一行所构成的代数方程的最小二乘最小范数解。DOT 图像重建过程中 ART 具体表示为

$$\begin{cases} \delta p_i^j = \delta p_i^{j-1} + \lambda \frac{[b^j - J^j(p_i) \cdot \delta p_i^{j-1}]}{\|J^j(p_i)\|^2} [J^j(p_i)]^T, \\ \delta p_i^0 = 0, \quad j = 1, 2, \dots, S \times D \end{cases} \quad (6)$$

其中 b^j 是 $b = \chi - F(p_i)$ 列向量的第 j 个元素, b 为一个有 $S \times D$ 行的列向量。 $J^j(p_i)$ 是 $J(p_i)$ 矩阵的第 j 行, $J(p_i)$ 为一个 $S \times D$ 行 $2N$ 列的矩阵; N 表示为平板模型的节点总数; δp_i 是一个 $2N$ 维列向量,表示外部第 i 次迭代时需要计算的光学参量微扰值; λ 称为松弛因子,其取值范围为(0,2)。上述 ART 过程可在 Newton-Raphson 迭代框架内嵌入一个内部迭代实现。

3 基于离散小波变换的光学参量空间域多级分解

小波变换是一种独特的多分辨率分析方法,在图像处理中应用很广泛。小波分析的基本思想就是

利用一个由同一个函数伸缩、平移产生的函数族去逼近原始信号。所谓离散小波变换就是连续小波变换在尺度因子和平移因子上的离散^[10]。本文对组织体内部光学参量 $p = [\mu_a, \mu_s]^T$ 进行空间域一维 DWT:

$$C_{2N} = Wp = [A_{-1} p_N D_{-1} p_N]^T, \quad (7)$$

式中 p 为 $2N$ 维的列向量, C_{2N} 是对 p 进行离散小波变换后的系数向量, W 是 $2N \times 2N$ 维离散小波分解矩阵, $A_{-1} p_N$ 和 $D_{-1} p_N$ 分别为近似系数和细节系数^[11~13],它们都是 N 维的行向量。本文中只有 $A_{-1} p_N$ 部分对图像质量有影响,所以将 $D_{-1} p_N$ 设为 0,只对 $A_{-1} p_N$ 部分进行重建,设 $C_A = A_{-1} p_N$ 。

关于微扰方程 $J(p)\delta p = [\chi - F(p_0)]$ 的小波域展开,矩阵 W 为对 δp 进行小波分解的变换矩阵,这里均采用正交小波函数,所以满足 $WW^T = W^T W = I$, I 为单位矩阵。将微扰方程内部插入 $W^T W$,得到小波域的微扰方程

$$\tilde{J}(C_A) \delta C_A = [\chi - F(p_0)], \quad (8)$$

式中 $\tilde{J}(C_A) = J(p)W^T = [WJ^T(p)]^T$, $\delta C_A = W\delta p$ 。

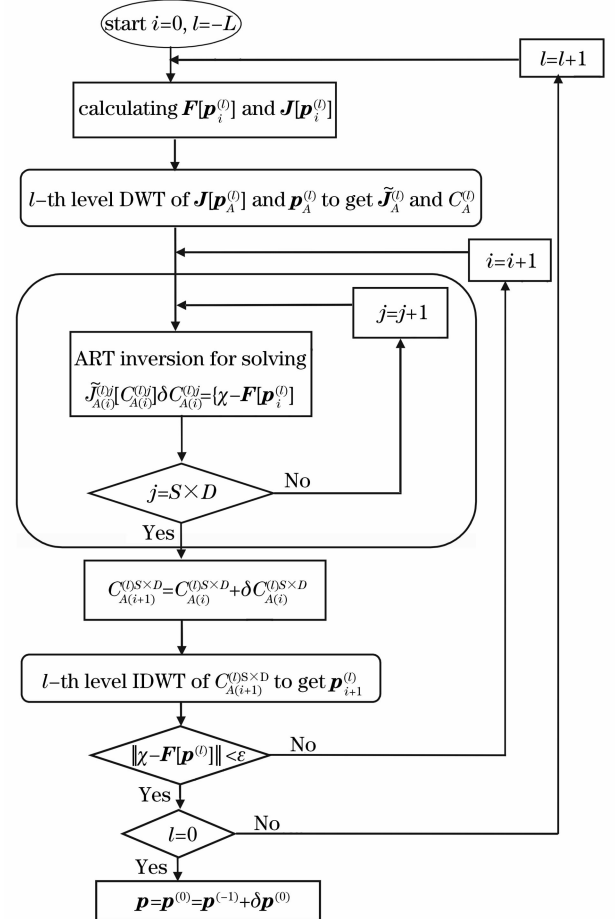


图 1 图像重建算法流程图

Fig. 1 Flow chart for wavelet decomposition algorithm

主要实现步骤如下:

1) 对组织体内部光学参量 p_i 和 Jacobi 矩阵 J 进行 l 阶 DWT, 取变换后的轮廓系数, 分别得到 $C_A^{(l)}$ 和 $\tilde{J}_A^{(l)}$, 其中 $l = -1, -2, -3, \dots, -L$. $C_A^{(l)}$ 是 $2N \cdot 2^l$ 维列向量, $\tilde{J}_A^{(l)}$ 是 $S \cdot D \times 2N \cdot 2^l$ 的矩阵. $\delta C_A^{(-L)}$ 是与 $C_A^{(l)}$ 等维的列向量, 设 $\delta C_A^{(-L)} = \mathbf{0}$ 为初始值.

2) 在 l 阶下采用 ART 方法解微扰方程[(7)式] 得到解 $\delta C_A^{(l)}$.

3) 对 $[\delta C_A^{(l)}, \mathbf{0}]$ 做逆离散小波变换 (Inverse discrete wavelet transforming, IDWT) 到 $\delta C_A^{(l+1)}$ 作为 $l+1$ 阶的初始值, 其中 $\mathbf{0}$ 为与 $\delta C_A^{(l)}$ 等维零向量.

4) 重复 1)~3) 步骤直到 $l = \mathbf{0}$ 得到 $\delta p, \delta p$ 是 $2N$ 维列向量.

5) $p = p_0 + \delta p$.

具体重建流程图如图 1 所示.

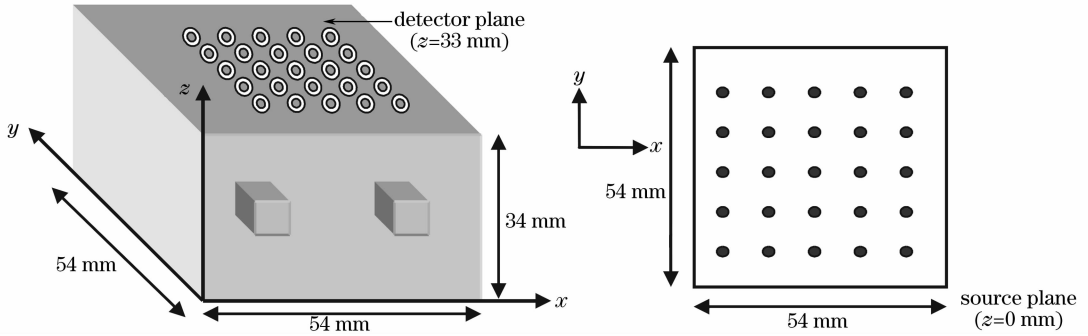


图 2 两个重建目标的平板模型及光源和探测器的分布, 模型为 $54 \text{ mm} \times 54 \text{ mm} \times 34 \text{ mm}$ 的立方体, 光源 5×5 均匀分布在 $z = 0 \text{ mm}$ 的 $x-y$ 平面上, 探测器 5×5 均匀分布在 $z = 33 \text{ mm}$ 的 $x-y$ 平面上, 两个目标是体积为 $8 \text{ mm} \times 8 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$ 的小立方体

Fig. 2 Three-dimensional representation of the modeled medium and probe. The domain is composed of $54 \text{ mm} \times 54 \text{ mm} \times 34 \text{ mm}$ cube with 5×5 sources (dots) placed on the bottom surface ($z = 0 \text{ mm}$) and 5×5 detectors (circles) on the top ($z = 33 \text{ mm}$). The two targets are both $8 \text{ mm} \times 8 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$ cubes

4.2 实验模拟结果

4.2.1 与传统算法的比较

采用数值仿真的方法来验证提出的重建算法的各项指标. 建立一个仿真数值模型, 利用正向模型产生的预测出射数据通过重建算法重建该数值仿真模型内部光学参量的分布. 考虑到计算的复杂程度和重建图像质量, 采用 4 阶 Daubechies 小波函数^[14] 进行离散小波分解. 本文采用立方体模型, 通过 FDM 剖分为 $N = N_x \times N_y \times N_z = 27 \times 27 \times 17 = 12393$ 个节点, 25 个源和 25 个探测器阵列均匀分布

4 数值仿真模拟建模结果与讨论

4.1 目标模型

原始目标如图 2 所示, 采用体积为 $V = L \times W \times H = 54 \text{ mm} \times 54 \text{ mm} \times 34 \text{ mm}$ 的立方体模型, 背景光学参量为 $\mu_{a\text{-back}} = 0.01 \text{ mm}^{-1}$, $\mu'_{s\text{-back}} = 1 \text{ mm}^{-1}$, 同时在内部放置两个体积为 $V = L \times W \times H = 8 \text{ mm} \times 8 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$ 的小立方体作为重建目标体, 光学参量为 $\mu_a = 0.03 \text{ mm}^{-1}$, $\mu'_s = 3 \text{ mm}^{-1}$. 光源和探测器的分布如图 2 所示, 光源 5×5 均匀分布在 $z = 0 \text{ mm}$ 的 $x-y$ 平面上, 探测器 5×5 均匀分布在 $z = 33 \text{ mm}$ 的 $x-y$ 平面上. $S = 25$ 个光源分别作用, 每个光源作用的时候, $D = 25$ 个探测点同时接收对应位置的透射光流. 考虑到成像分辨率和计算时间, 本文将模型剖分成 $N = N_x \times N_y \times N_z = 27 \times 27 \times 17$ 个网格, 网格为 $h_x = h_y = h_z = 2 \text{ mm}$ 的小立方体. 根据 GPST 原理, 采用 $q = \pm 0.1 \mu_{a\text{-back}} c$ 的复频率对, 其中 c 为光在组织体内的传播速度.

在模型的表面. 显然, 625 个测量量远远小于重建节点光学参量的个数, 这里, 对光学参量进行三级重建, 也就是 $L = 3$. 当 $l = -3$ 时, 只用对 1550 个数进行重建, 这使得求解矩阵的未知量的个数与测量量的个数的比值减小, 解被规范在一个误差相对较小的范围内, 改善了逆问题的病态性. 当重建方向确定后, 再逐级提高分辨率进行计算, 最后达到整个空间全尺度重建.

图 3 是 $z = 9 \text{ mm}$, 两目标体中心到中心距离 (Center-to-center separation, CCS) 为 14 mm , 也就

是边对边距离 (Edge-to-edge separation, EES) 6 mm时,采用传统算法对吸收系数进行重建结果和采用小波对光学参量空间域分解后得到的吸收系数重建图像,图 4 是对约化散射系数重建结果。图 5

是吸收系数重建图像与约化散射系数重建图像在中心位置($y=14\text{ mm}, z=9\text{ mm}$) x 方向上的形貌曲线。总之,采用新的算法后,图像在量化度和分辨率上都有很大的提高。

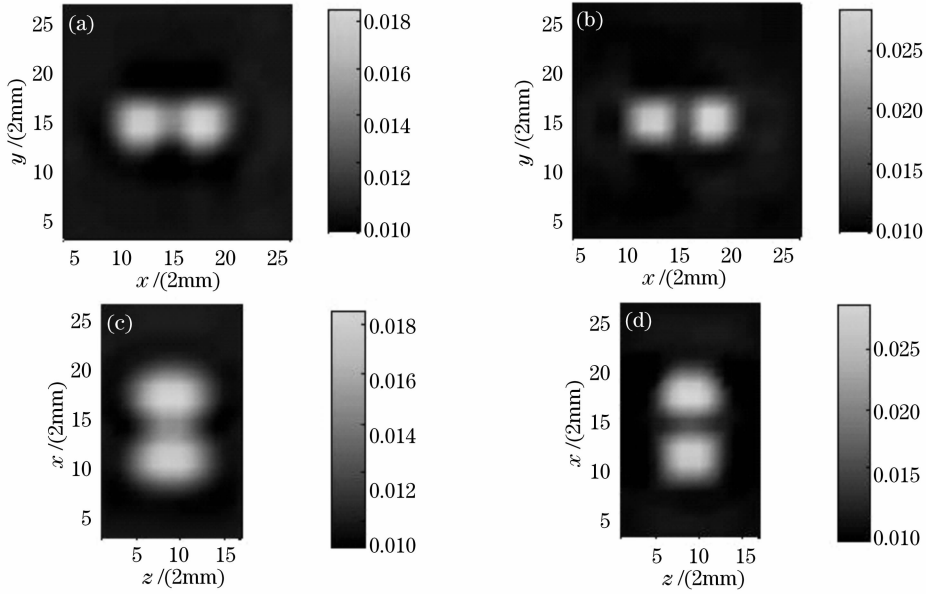


图 3 两目标体 CCS 为 14 mm 时重建吸收系数图像。(a)和(c)为基于全空间离散域像点重建图像,(b)和(d)为基于小波域分解重建图像

Fig. 3 Reconstructed absorption coefficient distribution when the CCS of two targets is 14 mm. (a), (c) Standard full-spatial voxel based method, (b), (d) using discrete wavelet domain decomposition algorithm

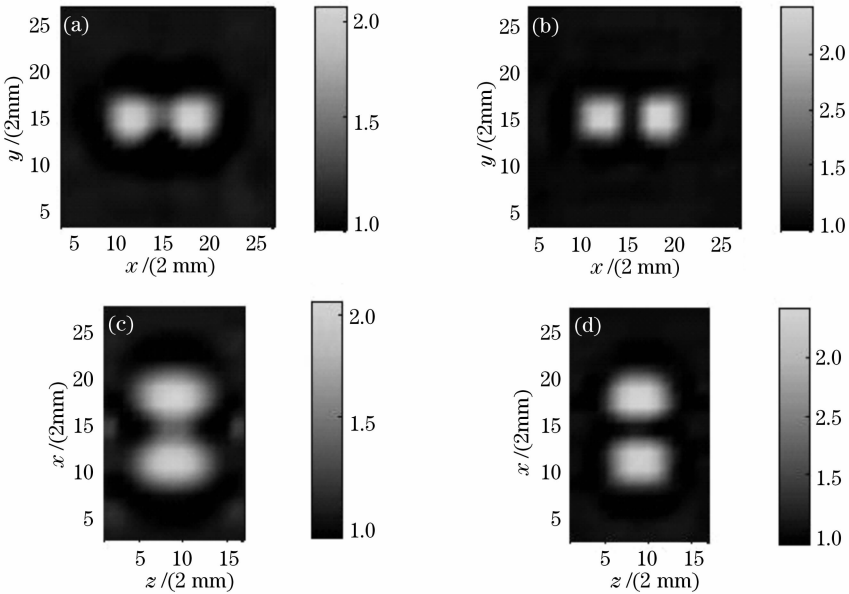


图 4 两目标体 CCS 为 14 mm 时重建约化散射系数图。(a)和(c)为基于全空间离散域像点重建图像,(b)和(d)为基于小波域分解重建图像

Fig. 4 Reconstructed scattering coefficient distribution when the CCS of two targets is 14 mm. (a), (c) Standard full-spatial voxel based method, (b), (d) using discrete wavelet domain decomposition algorithm

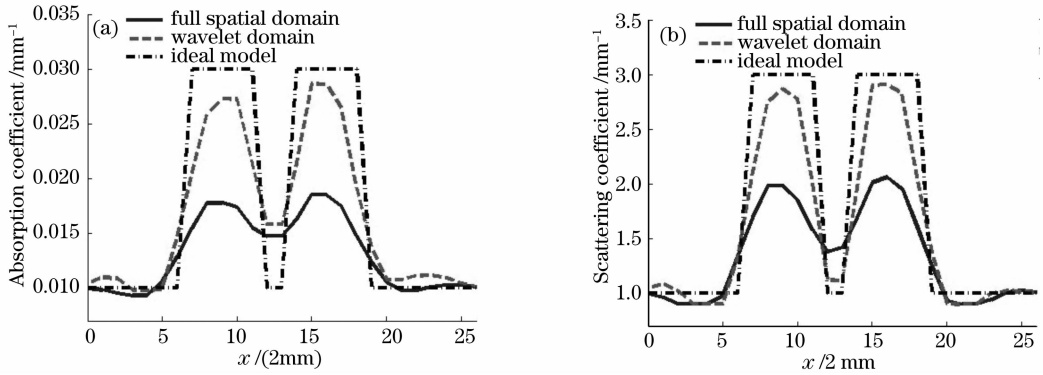


图 5 两目标体 CCS 为 14 mm 时,与 x 轴平行在 $z=9$ mm 处的重建吸收系数(a),约化散射系数(b)重建吸收系数图像切片形貌曲线

Fig. 5 Profile of the reconstructed absorption image (a), the reconstructed scattering coefficient image (b) at the line along x axis at the plane $z=9$ mm, where the CCS of two targets is 14 mm

4.2.2 空间分辨率

将均匀背景下的两个非均匀小体作为重建目标,其吸收系数 $\mu_a = 0.03 \text{ mm}^{-1}$,约化散射系数 $\mu'_s = 3 \text{ mm}^{-1}$,模型光学参量固定,而改变两个目标之间 CCS,使之不断靠近,从而进行重建算法的空间分辨率测试。为了更好地说明问题,引入空间对比度^[15]作为指标来衡量重建图像的空间分辨能力:

$$C_r = 0.5 \sum_{i=1}^2 \frac{\hat{\mu}_a(x_i) - \hat{\mu}_a(x_0)}{\Delta \hat{\mu}_a(x_i) + \Delta \hat{\mu}_a(x_0)}, \quad (9)$$

式中 $\mu_a \Delta \hat{\mu}_a(x_i) = \hat{\mu}_a(x_i) - \mu_{a_back}(x_i)$, x_1 和 x_2 是 x 轴方向上重建形貌曲线的两个峰值所对应的坐标, x_0 是 x 轴上 x_1 、 x_2 之间形貌曲线的最小值对应的坐标。理想情况下,当两个目标能完全被分辨时, C_r 应该是接近 1 的。根据人的视觉特点,通常假设 $C_r \leq 10\%$ 时两目标是不可被肉眼分辨。图 6 和图 7 分别给出了当两个目标不断接近时,其重建吸收系数和

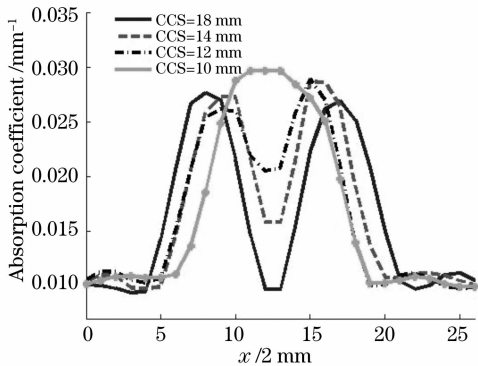


图 6 基于小波分解算法重建图像吸收系数与 x 轴平行在 $z=9$ mm 处的切片形貌曲线随 CCS 变化情况

Fig. 6 Profiles of the reconstructed absorption coefficient image along x axis at the plane $z=9$ mm under different of two targets, using discrete wavelet domain decomposition algorithm

约化散射系数形貌曲线的变化情况。从图中可以看出,当两个目标 CCS=12 mm 也就是目标体 EES=4 mm 时两个目标还可以清晰地分开;当 CCS=10 mm 也就是目标体 EES=2 mm 时,可以看到 C_r 明显小于 10%,也就是说肉眼上已经不能区分二者了,如图 8 所示。

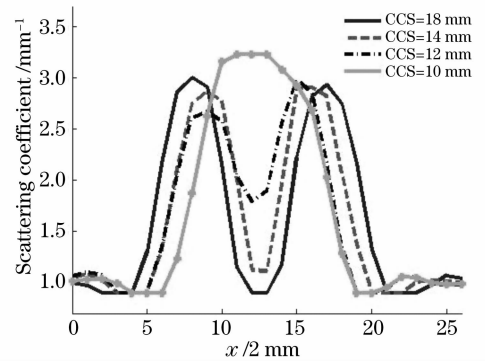


图 7 基于小波分解算法重建图像约化散射系数切片形貌曲线随 CCS 变化情况 ($Z=9$ mm)

Fig. 7 Profiles of the reconstructed scattering coefficient image along x axis at the plane $z=9$ mm, under different CCSs of two targets, using discrete wavelet domain decomposition algorithm

根据(9)式,计算得出 C_r 随两个目标中心间隔距离变化的曲线(图 9),可以看出,改进的算法在 xy 平面上按照 CCS 定义的空间分辨率约为 12 mm, EES 为 4 mm。另外,图中 C_r 值超过了 1,这是由重建出的形貌曲线震荡产生的,两个峰值之间的最小值并不是理想的背景值,而是小于背景值。采用相应的限值方法可以减轻这种现象。

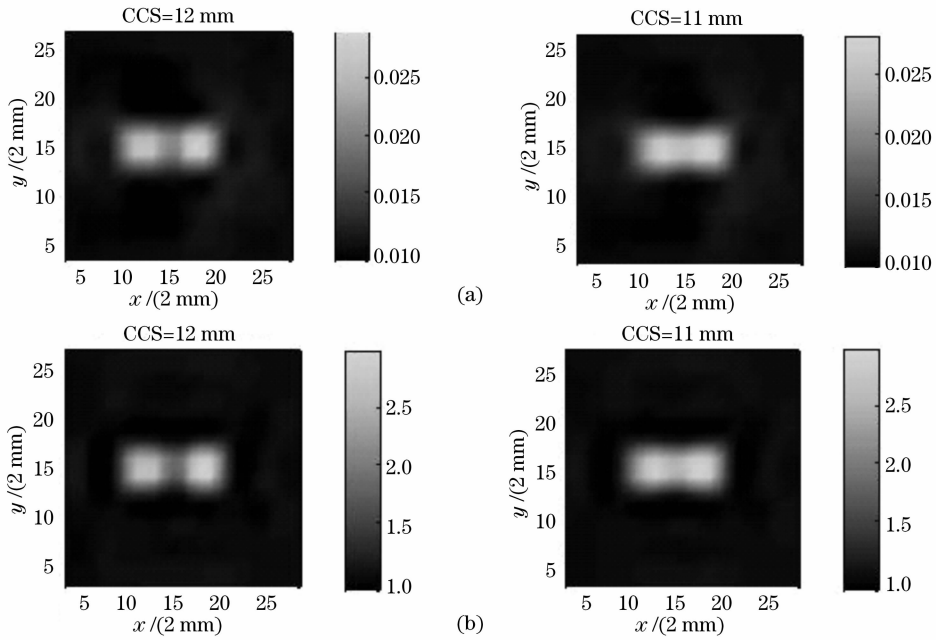


图 8 重建图像空间分辨率测试。(a)重吸收系数图像,(b)重建约化散射系数图像

Fig. 8 Spatial resolution test of the reconstructed optical parameters distribution. (a) Reconstructed absorption coefficient distribution, (b) reconstructed scattering coefficient distribution

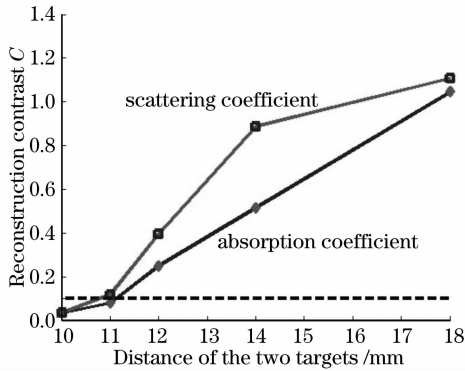


图 9 重建对比度随两个目标中心间隔变化的关系

Fig. 9 Reconstruction contrast as a function of centers distance of the two targets

5 结 论

本文发展了一种算法,在平板差分光学乳腺层析成像的基础上,将小波分解的思想应用其中,在对图像光学参量进行重建的过程中,区别于传统的基于节点体 π 重建算法,在空间域对把光学参量看成一维的“信号”进行离散小波变换,不仅可以达到多分辨率的重建效果,同时还减少了在低分辨率重建过程中未知光学参量的个数,使得逆问题的病态性有所改善,成像质量在量化度和空间分辨率上都比传统的算法有很大提高。

参 考 文 献

- 1 黄卡玛. 电磁场中的逆问题及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005. 13~19
- 2 Gao F, Zhao H, Tanikawa Y. Time-resolved diffuse optical tomography using a modified generalized spectrum technique[J]. *IEICE Trans. Inf. Syst.*, 2002, **E85-D**:133~142
- 3 Changqing Li, Stephen R. Grobmyer, Lin Chen. Multispectral diffuse optical tomography with absorption and scattering spectral constraints[J]. *Appl. Opt.*, 2007, **46**(34): 2365~2386
- 4 Feng Gao, Yuan Xue, Huijuan Zhao. Two-dimensional optical tomography of hemodynamic changes in a preterm infant brain [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(8): 472~474
- 5 Zhao Huijuan, Gao Feng, Yamada Y.. Differential image reconstruction based on multi-channel time resolved optical tomographic imaging experiment[J]. *Acta Optica Sinica*, 2001, **21**(12): 1437~1443
- 赵会娟,高峰,山田幸生. 基于多通道时间分辨光学层析成像系统的差分图像重建[J]. *光学学报*, 2001, **21**(12): 1437~1443
- 6 Meng Jing, Huang Xianwu, Wang Jiajun. Model-based image reconstruction algorithm for optical tomography [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(3): 109~113
- 孟 静,黄贤武,王加俊. 一种基于模型的光学层析图像重建方法[J]. *光电工程*, 2007, **34**(3): 109~113
- 7 Zhao Huijuan, Jiang Yingting, Miu Hui *et al.*. Experimental study on near infrared diffuse optical tomography [J]. *Acta Phonica Sinica*, 2007, **36**(6): 1142~1146
- 赵会娟,姜颖婷,缪 辉等. 近红外漫射光层析成像实验研究 [J]. *光子学报*, 2007, **36**(6): 1142~1146
- 8 S. R. Arridge. *Optical tomography in medical imaging* [J]. *Inverse Problems*, 1999, **15**(2): R41~R93
- 9 M. Schweiger, S. R. Arridge, I. Nissila. Gauss-Newton method for image reconstruction in diffuse optical tomography [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2005, **50**(10): 2365~2386

- 10 S. G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition; The wavelet representation[J]. *Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, **11**(7): 674~693
- 11 Wenwu Zhu, Yao Wang. Total least-squares reconstruction with wavelets for optical tomography[J]. *Optical Science of America*, 1998, **15**(10): 2639~2650
- 12 Wenwu Zhu, Yao Wang. A wavelet-based multiresolution regularized least squares reconstruction approach for optical tomography[J]. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 1997, **16**(2): 210~217
- 13 Xiang Rujian, Tian Yinghua, Ji Yunsong *et al.*. Application of wavelet transform in background processing of 2D image[J]. *Chin J. Lasers*, 2006, **33**(suppl.): 280~283

- 向汝建,田英华,季云松等. 小波变换在二维图像背景处理中的应用[J]. *中国激光*, 2006, **33**(增刊): 280~283
- 14 W. H. Press, S. A. Teukolsky. *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing* [M]. 2nd ed., Cambridge U. Press, Cambridge, UK, 1992
- 15 F. Gao, H. J. Zhao, Y. Yamada. Improvement of image quality in diffuse optical tomography by use of full time-resolved data[J]. *Appl. Opt.*, 2002, **41**(4): 778~791
- 16 Hou Ying, Liu Guizhong. Three-dimensional set partitioned embedded zero block coding algorithm for hyperspectral image compression[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(1): 67~73
- 侯颖,刘贵忠. 基于三维集合分裂嵌入式零块编码算法的超光谱图像压缩[J]. *光学学报*, 2008, **28**(1): 67~73

“2008 年度中国光学重要成果”征稿启事

《激光与光电子学进展》是中科院上海光机所主办的的科技进展类期刊,中文核心期刊,创刊于 1964 年,是国内第一本激光领域的专业期刊。本刊以及时报道国内外激光与光电子学领域科技的最新研究成果与技术应用为宗旨,促进国内外学术交流,沟通科研与产业的联系。

《激光与光电子学进展》的重点栏目——“年度中国光学重要成果”旨在介绍中国光学领域科研人员在国际著名物理学、光学期刊(如 *Nature*, *Science*, *Phys. Rev. Lett.*, *Opt. Lett.* 等)发表的部分具有重要学术、应用价值的论文。本栏目得到了包括众多著名科学家在内国内一流研究人员的肯定和支持,“2007 中国光学重要成果”发布会上,国家科技部副部长、《光学学报》主编曹健林,中国光学学会理事长、《中国激光》主编周炳琨院士,《激光与光电子学进展》主编范滇元院士,中科院上海光机所所长朱健强等为获奖代表颁奖。

为了让读者了解 2008 年度我国光学领域科研人员的最新研究成果,扩大这些成果在国内的影响,本刊 2009 年第 2 期继续推出 2008 年度中国光学重要成果栏目,现向全国在光学领域在国际知名刊物发表论文的专家、学者征稿。征稿说明如下:

1. 来稿条件:研究成果已发表在 2008.01.01~2008.12.31 日以来出版的国际知名物理学、光学刊物上,如 *Nature*, *Science*, *Phys. Rev. Lett.*, *Appl. Phys. Lett.*,

Opt. Lett. 等;

2. 稿件格式:最多不超过 1 500 字,不超过 2 张图片。必须用中文,语言简洁易懂,不必提供过多技术细节,尽量避免使用公式,最好选用彩色图片,参考文献不超过 5 篇,文章结尾处注明作者发表论文的出处,论文格式可参考中国光学期刊网。并注明来稿的创新之处;

3. 请作者标出所投论文的所属研究领域,如自适应光学、生物光子学、探测器、衍射光学、光纤光学、纳米光学、非线性光学、光学工程、光子结构、光传播、量子光学、半导体光学、超快光学等;投稿应该包括作者的姓名、单位和联系方式;

4. 录用稿件不收取任何审稿费、版面费,投稿截止日期 2008.12.31;

5. 投稿方式

在线投稿: www.opticsjournal.net/lop.htm

E-mail: lop@siom.ac.cn;

6. 说明:为了能全面反映国内光学领域的研究成果,本栏目只接受每个研究小组的一篇报道,但该报道可以介绍一个或几个相关的研究成果;本次活动入选论文将在 2009 年 3 月向社会公布并向入选作者颁奖。

《激光与光电子学进展》编辑部

2008-06-23