

几种漫射光学成像图像重建算法的比较研究

赵一博, 韩妙飞, 闫相国

(西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对漫射光学成像(DOT)选择不同的逆问题求解算法将直接影响成像质量的问题,对 4 种常用重建算法的重建效果进行了比较研究,采用双异质模型,利用 Rytov 方法对扩散近似方程进行近似,假设散射系数是已知常量,重点关注吸收系数图像的重建.通过使用 Tikhonov 正则化、截断奇异值分解(TSVD)、代数重建算法(ART)和同时迭代重建技术(SIRT)4 种常用重建算法,对不同条件下的双异质图像的逆问题进行求解,研究不同算法重建后图像的空间分辨率、抗噪声能力和成像速度.研究表明:低噪声条件下,Tikhonov 正则化算法重建图像的空间分辨率最好;当信噪比小于 20 dB 时,TSVD 算法具有最佳的抗噪声性能;当源-探测器结构不变,成像的感兴趣区域的尺寸和体素划分固定时,Tikhonov 正则化算法的速度最快.总体上讲,子空间技术优于代数重建技术,研究结果对不同成像条件下选择合适的重建算法具有一定的指导意义.

关键词: 漫射光学成像;逆问题;重建技术

中图分类号: O121.8;G558 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)04-0106-06

Comparative Research on Several Kinds of Reconstruction Algorithms for Diffuse Optical Tomography

ZHAO Yibo, HAN Miaofei, YAN Xiangguo

(MOE Key Laboratory of Biomedical Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Different reconstruction algorithms in diffuse optical tomography may result in different image qualities due to the nature of inverse problem that is underestimated and ill-conditioned. A dual-heterogeneity model is presented and the Rytov solution to the diffusion approximation equation is employed, where the scattered field is assumed to be slowly variable in space. Furthermore, the scattering coefficient μ_s is regarded as a known spatially constant, and thus, the reconstruction of the absorption coefficient μ_a is solely focused on. Data simulated from the dual-heterogeneity model at various conditions are used to investigate spatial resolution, time consumption for imaging and noise sensitivity of four common reconstruction techniques respectively. The comparative research indicates that Tikhonov method is superior to the other three methods in the performance of spatial resolution when the noise gets relatively low. The truncated singular value decomposition (TSVD) is the most insensitive to noise as the signal to noise ratio is less than 20 dB. When the positions of sources and detectors, the region of interest, and the volume of each voxel are fixed, Tikhonov method takes the least time to image. Generally, the performance of the subspace techniques is better than the one of the algebraic techniques in the aspects mentioned above.

Keywords: diffuse optical tomography; inverse problem; reconstruction techniques

收稿日期: 2011-07-24. 作者简介: 赵一博(1986—),男,硕士生;闫相国(通信作者),男,教授. 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(30870654/C1004);陕西省自然科学基金基础研究资助项目(2011JM4049).

网络出版时间: 2011-11-17

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20111117.1744.004.html>

漫射光学成像(Diffuse Optical Tomography, DOT)具有无损组织功能成像的潜力,近年来受到了广泛关注.在DOT成像时,放置在组织表面的光源发射近红外光,同侧的探测器检测带有组织信息的出射光^[1],以测量得到的出射光为基础实现对人体组织光学参数(主要是吸收系数和散射系数)成像.目前,其主要应用于检测乳房中的肿瘤^[2]、脑功能成像^[2]、脑肿瘤扫描^[3]和新生儿脑检测^[4]等.

当组织的内部结构已知,求光子穿过组织时的吸收场问题称为前向问题,而组织内部结构未知,根据测得的穿过组织的吸收特性求解组织的内部结构问题称为逆问题.光子与人体组织相互作用的前向模型可以用辐射传输方程描述.模型的逆问题一般未知数远大于方程个数,因此该问题是极度不适定的,而对该不适定问题的求解就是图像重建的过程.目前,常用的重建算法可以分为子空间技术和代数重建技术.子空间技术中最常用的是基于变分原理的Tikhonov正则化算法和截断奇异值分解法(Truncated Singular Value Decomposition, TSVD),而在代数重建技术中经常使用代数重建算法(Algebraic Reconstruction Technique, ART)和同时迭代重建技术(Simultaneous Iterative Reconstruction Technique, SIRT).本文主要从双异质图像重建的空间分辨率、抗噪性能和成像速度3个方面,对4种算法的重建效果进行模拟对比分析,为实际应用中重建算法和参数的选择提供依据.

1 漫射光学成像技术基础

在混浊介质中,辐射传输方程求解最为常用的方法是漫射近似^[5].当源-探测器的间距远远大于光子随机游走平均自由程时,传输方程被简化成漫射近似方程^[6].求解漫射近似方程的方法有有限差分法(FDM)、有限元法(FEM)以及Born和Rytov近似^[6].

本研究采用Rytov近似方法,通过展开漫射近似方程,可以从同质的背景中重建得到一个小异的扰动图像^[1].假设空间中的散射系数 μ_s 的分布函数为一个已知常数,工作主要集中在对组织中吸收系数 μ_a 进行成像.假定将探测区域划分为 N 个体素,第 i 个体素中的吸收系数为 μ_{ai} ,文献[6]中给出了Rytov近似模型

$$\Phi = \Phi_0 \exp(\mathbf{A} * \mathbf{X}) \quad (1)$$

式中: Φ 为测量的光强数据; Φ_0 为背景光强数据; $\mathbf{A}$ 代表权重系数矩阵; $\mathbf{X}$ 向量中的每个值代表该体素相对于背景吸收系数的差值,即相对吸收系数,因此

可以写为 $\mathbf{X} = [\delta\mu_{a1}, \delta\mu_{a2}, \dots, \delta\mu_{aN}]^T$, $\delta\mu_{ai} = \mu_{ai} - \mu_{a0}$, μ_{a0} 代表同质背景的吸收系数.

令 $\mathbf{b} = \ln\left(\frac{\Phi}{\Phi_0}\right)$,则式(1)可重写为

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{X} \quad (2)$$

2 重建算法简介

在前向问题求解中已经得到了权重矩阵 $\mathbf{A}$,现在逆问题求解就是通过测量结果以及权重矩阵 $\mathbf{A}$ 得到目标区域的相对吸收系数 $\mathbf{X}$ 向量.假设在均匀半无限大介质下对式(2)进行求解,并使用外插零边界条件.

2.1 TSVD 算法

TSVD来源于对权重系数矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$ 的奇异值分解,当 $m \geq n$ 时,可将 $\mathbf{A}$ 分解为^[5-7]

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i \sigma_i \mathbf{v}_i^T \quad (3)$$

式中: $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 分别是 $m \times n$ 和 $n \times n$ 的正交矩阵; $\mathbf{\Sigma}$ 为 $n \times n$ 的奇异值对角矩阵,即

$$\mathbf{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$$

且 $\sigma_i \geq \sigma_{i+1} \geq 0, \forall i \in 1, 2, \dots, n-1$ (4)

由于微小奇异值会带入舍入误差以及增加噪声的灵敏度^[8],故TSVD算法通过选取合适的截断参数 $k < \text{rank}(\mathbf{A})$,将微小的奇异值截去,使得原不适定问题转变为适定问题,即 $\mathbf{b}^k = \mathbf{A}^k \mathbf{x}_k$,解为

$$\mathbf{x}_k = \sum_{i=1}^k \frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{b}}{\sigma_i} \mathbf{v}_i = \sum_{i=1}^k \left(\frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{b}_{\text{true}}}{\sigma_i} + \frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{e}}{\sigma_i} \right) \mathbf{v}_i \quad (5)$$

式中: $\mathbf{b} = \mathbf{b}_{\text{true}} + \mathbf{e}$; $\mathbf{b}_{\text{true}}$ 为真值; $\mathbf{e}$ 代表噪声.

2.2 Tikhonov 正则化算法

Tikhonov正则化的基本思想是将解的范数作为先验信息考虑,通常可表示为如下最小化问题^[9]

$$\min \{ \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2 + \lambda^2 \|\mathbf{L}\mathbf{x}\|_2^2 \} \quad (6)$$

正则化参数 λ ($\lambda \geq 0$)控制着残差的范数 $\|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2$ 与解范数 $\|\mathbf{L}\mathbf{x}\|_2^2$ 之间的相对大小^[9].当正则矩阵 $\mathbf{L}$ 为单位矩阵时,是最基本的Tikhonov正则化,式(6)等效于求解

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda^2 \mathbf{I}) \mathbf{x}_\lambda = \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (7)$$

采用基于奇异值分解的算法可得最小能量(长度)解的估计为

$$\mathbf{x}_\lambda = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \lambda^2} \frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{b}_{\text{true}}}{\sigma_i} + \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \lambda^2} \frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{e}}{\sigma_i} \right) \mathbf{v}_i \quad (8)$$

通常情况下, λ 的选取满足 $\sigma_n \leq \lambda \leq \sigma_1$,则存在一个正数 k ,使得 $\sigma_{k+1} \leq \lambda \leq \sigma_k$.由式(8)可以看出,当 $i > k$ 时,Tikhonov正则化实质上是对高频分量加入

了一个滤波因子 $f_i = \sigma_i^2 / (\sigma_i^2 + \lambda^2) < 1$, 从而阻尼或滤除高频分量中的噪声, 保证求得的解稳定^[7].

2.3 ART 算法

ART 最早由 Kaczmarz 提出, 用来求解大规模线性方程组, 是一种数值迭代算法. 从几何意义上讲, 式(2)所表示的线性方程组的每一行都被看做一个超平面, 方程组的解即是所有超平面在 N 维空间的交点^[10]. ART 可以表示为

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_{i-1} - \frac{\mathbf{x}_{i-1}^T \mathbf{a}_i - b_i}{\mathbf{a}_i^T \mathbf{a}_i} \mathbf{a}_i \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}_i$ 代表迭代得到的解; $\mathbf{a}_i$ 是矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 i 行; b_i 是第 i 次测量得到的测量值. 当矩阵 $\mathbf{A}$ 的每一行都被迭代计算后, 完成一次迭代, 并返回到 $\mathbf{A}$ 的第一行继续进行下一次迭代. 由于 DOT 系统属于不适定系统, 解最终会收敛到包含真正解的超平面.

2.4 SIRT 算法

SIRT 算法类似于 ART, 只是选择的迭代更新算法不同. SIRT 算法的数学表示为^[11]

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_{i-1} - \text{mean} \left(\frac{\mathbf{x}_{i-1}^T \mathbf{a}_j - b_j}{\mathbf{a}_j^T \mathbf{a}_j} \mathbf{a}_j \right) \quad (10)$$

如果测量结果中包含误差, 则使用 ART 迭代所得的解中也会引入误差. SIRT 的更新因子是 ART 的所有行更新因子求和取平均的结果, 随机误差在平均的过程中被抵消掉了, 这也是 SIRT 能有效地抑制测量数据中噪声的根本原因. 因此, 平均 SIRT 能够生成更加平滑的重建结果, 但是其代价是收敛速度比 ART 慢.

3 实验仿真

3.1 仿真模型

实验仿真模型为 9 个光源和 16 个探测器阵列, 每个光源发射 780 nm 和 850 nm 2 种不同波长的光, 光源和探测器均匀等间距地放置在同一 X - Y 平面, 相邻的 2 个光源及 2 个探测器各相距 2 cm, 如图 1 所示. 其中, 源-探测器阵列在 $Z=0$ 的平面, 两块状异质中心坐标分别为 $(0.5, 2, -2)$ 和 $(3.5, 2, -2)$, 异质为边长 1 cm 的正方体.

系统采用分时发射恒定强度的光. 由于 2 种波长下得到的结论相似, 因此本文只针对一种波长条件(此处取 $\lambda = 780$ nm)下的假设和结果进行讨论. 单一波长时, 可得测量数量为 $16 \times 9 = 144$, 模型中感兴趣的区域大小为 $5.5 \text{ cm} \times 5.5 \text{ cm} \times 4 \text{ cm}$, 体素大小为 $0.5 \text{ cm} \times 0.5 \text{ cm} \times 0.5 \text{ cm}$, 故体素个数为 $11 \times 11 \times 8 = 968$.

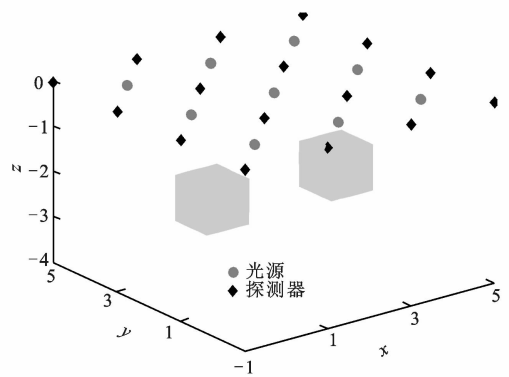


图1 实验仿真模型

本文以人体脑部测量为成像算法的应用目标. 实验中根据文献[12-14]给出的人体脑部吸收和散射系数范围选取实验光学参数. 由于实验仿真阶段主要目的是实现背景和异质的差异性成像, 因此实验中选择参数为在吸收和散射系数范围内的值即可.

在本实验中, 取背景吸收系数 $\mu_{a0} = 0.041 \text{ cm}^{-1}$, 异质吸收系数 $\mu_a = 0.180 \text{ cm}^{-1}$, 背景约化散射系数和异质约化散射系数 $\mu'_{s0} = \mu'_s = 10 \text{ cm}^{-1}$.

测量系统中存在多种噪声. 文献[15]指出漫射光学成像测量中, 对理想系统测量的不确定性来自散粒噪声, 而文献[2]认为散粒噪声一般服从高斯分布. 本文中假设每个探测器的噪声都服从独立高斯分布, 均值为 0, 标准差与探测器接收到的光强相关, 标准差具体定义如下^[11]

$$\sigma(i) = \Phi(i) 10^{-\frac{S_{NR}}{20}} \quad (11)$$

式中: $\sigma(i)$ 表示第 i 个源-探测器的噪声标准差; $\Phi(i)$ 为探测器输出值; S_{NR} 代表信噪比.

3.2 成像参数选择

TSVD 参数选择的常用方法是 L 曲线法. 该方法由 Hansen 提出, 它不需要先验知识, 一般是以 $(\log \|\mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{ext}} - \mathbf{b}\|_2, \log \|\mathbf{x}_{\text{ext}}\|_2)$ 为点坐标 ($\mathbf{x}_{\text{ext}}$ 为某个截断值下得到的近似解), 在直角坐标系中构形成形如 L 的曲线图. 由于 TSVD 截断值是离散分布的, 实验模拟中使用文献[16]中提出的自适应删剪算法, 该算法能够很好地避免局部微小扰动, 计算出更为精确的离散 L 曲线的拐点, 即 TSVD 的最优截断参数. 采用 log-log 坐标尺度变换的原因是为了更好地突出 L 曲线的拐点, 但在漫射光学成像中由于重建后的数据都比较小 (小于 10^{-1}), 对数变换并不能得到很典型的 L 线形, 造成拐点不明显. 针对这种情况, 使用平方根的尺度变换, 即 $(\|\mathbf{A}\mathbf{x}_{\text{ext}} - \mathbf{b}\|_2, \|\mathbf{x}_{\text{ext}}\|_2)$.

$\|b\|_2)^{1/2}, (\|x_{\text{ext}}\|_2)^{1/2}$, 该方法得到的 L 线形更明显, 重建图像质量也明显优于对数变换的重建效果.

由于 Tikhonov 的正则化参数是连续变化的, 因此使用的是连续 L 曲线法^[17]. 该方法通过计算在连续 L 曲线拐点处的滤波因子 λ , 从而得到 Tikhonov 正则化算法下最优的重建图像.

考虑到要在每种算法成像质量最佳的前提下比较 4 种算法的优劣, 本文中 ART、SIRT 的迭代终止条件的选取引入了重建均方误差 (e_{MSE}) 这一参数. 迭代次数在一定范围内变化时, e_{MSE} 达到最小时即终止迭代^[11].

4 结果与讨论

图 2 是在信噪比为 40 dB、两块状异质中心间距 d 为 2 cm 的条件下, TSVD 的离散 L 曲线图, 可以看出最优的截断参数为 83. 由连续 L 曲线法得到的 Tikhonov 最优的正则化参数 $\lambda=0.105\ 07$. ART 和 SIRT 的迭代次数均为 20.

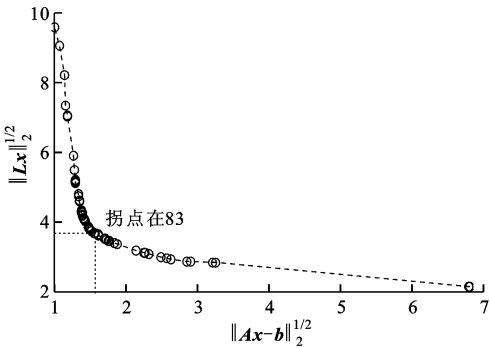


图 2 TSVD 的离散 L 曲线图

4.1 空间分辨率比较

图 3~6 分别给出了 S_{NR} 为 40 dB、波长为 780 nm 的条件下, 深度在 $-1\sim-2.5$ cm 范围变化的 4 种算法重建的相对吸收系数分布图. 从图中可以看到, 只有 Tikhonov 正则化算法能够在深度 $z=-1.5$ cm 处清楚地分辨出有 2 个异质存在, TSVD 中两异质中心不太明显, 两异质间也没有清楚的分界, ART、SIRT 技术在同一深度的重建图像质量都逊于上述的 2 种子空间技术, 而且在 $Z=-1$ cm 处, Tikhonov 正则化算法的伪影最不明显, TSVD 次之.

Tikhonov 正则化算法在空间分辨率上优于 TSVD, 其原因是, 对于重建图像中体现图像细节及边缘的信息, TSVD 直接截断了其中受噪声影响大的微小奇异值, 造成高频分量的部分丢失, 使得图像

重建质量下降, 而 Tikhonov 正则化算法中 $f_i=\sigma_i^2/(\sigma_i^2+\lambda^2)$ 是一个滤波因子, 合理地选取该参数能够有效抑制噪声对重建图像高频成分的影响, 同时保留图像的高频成分.

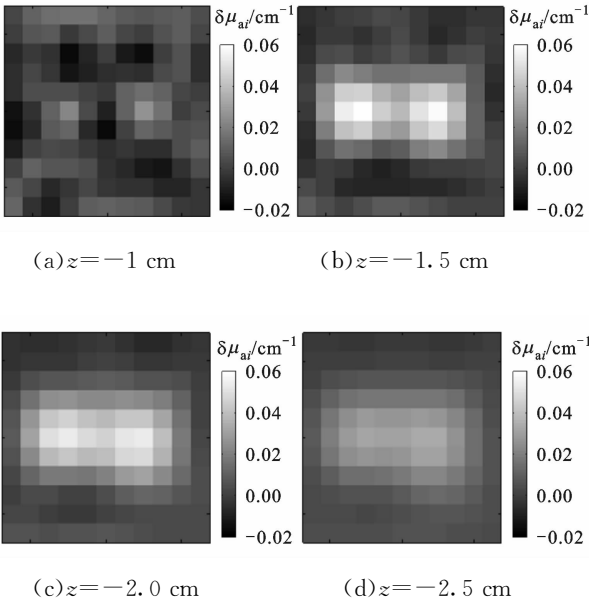


图 3 Tikhonov 正则化算法的重建效果图

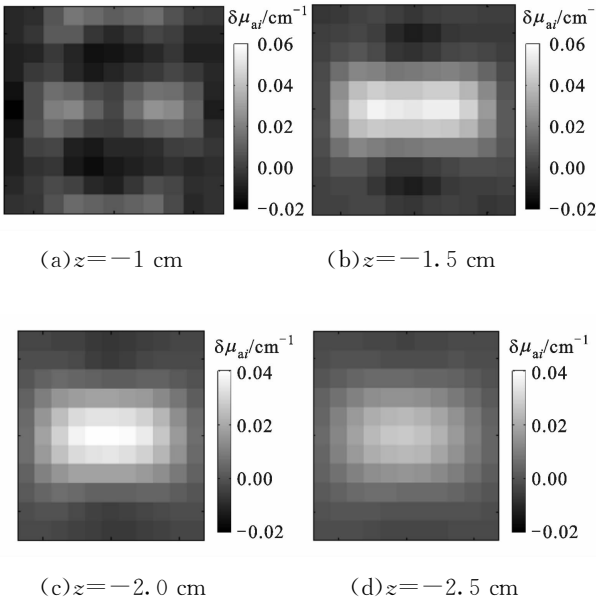


图 4 TSVD 的重建效果图

4.2 抗噪声能力比较

为了从多方面比较 4 种算法的重建效果, 除了比较重建均方误差 (e_{MSE}) 外, 我们还引入了异质区域峰值误差 (e_{PVE}) 和异质区域范数误差 (e_{NE}). 前者用于评价重建后在实际异质区域的重建吸收系数峰值, 后者用于评价重建区域整体吸收系数幅度. 表 1 给出了不同异质中心间距下重建图像的多种误差比

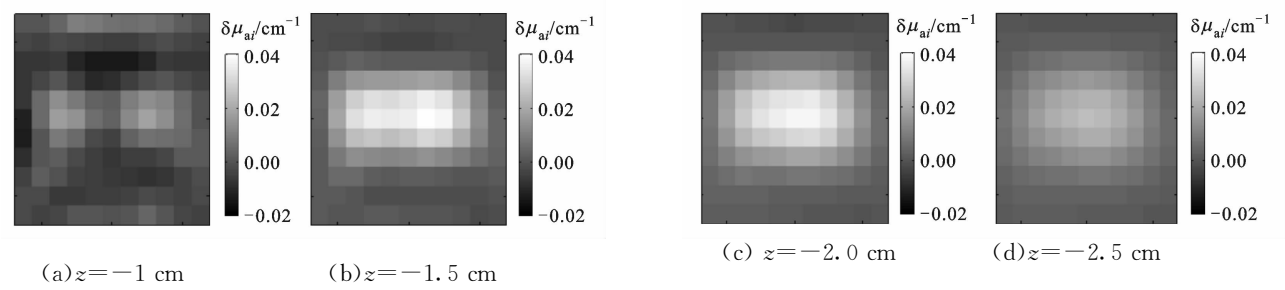


图 5 ART 的重建效果图

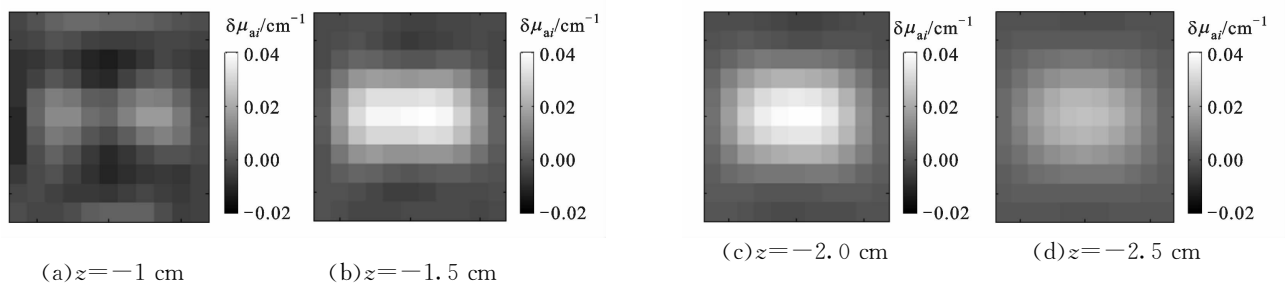


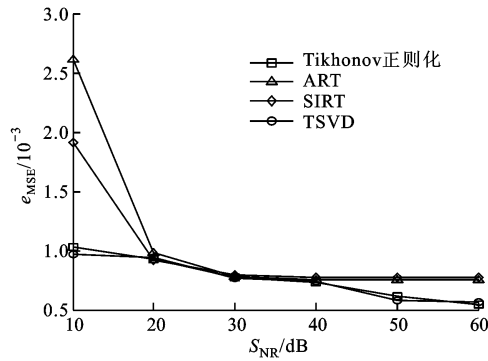
图 6 SIRT 的重建效果图

较,结果表明:在 40 dB 信噪比条件下,子空间技术优于代数重建技术,Tikhonov 正则化重建的质量比其他 3 种算法好。

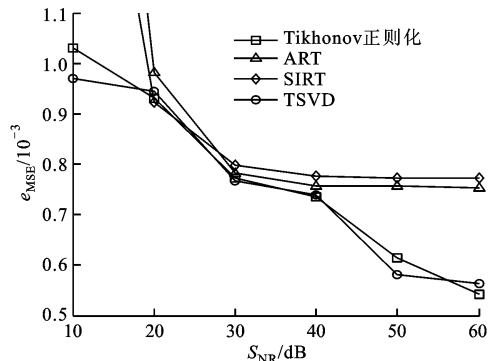
本文同时也比较了在不同噪声环境下,使用 4 种算法得到的重建图像的均方误差(见图 7)。图 7b 为图 7a 在 Y 轴的局部放大图。实验中异质的位置及大小信息见图 1。

在图 7a 中,当 S_{NR} 为 10 dB 时,ART 和 SIRT

的均方误差都很大,约为子空间技术的 2 倍,而 TSVD 的误差略小于 Tikhonov 正则化。这说明:在噪声很大的情况下,TSVD 在抗噪性能上略优于 Tikhonov 正则化;当 S_{NR} 为 20~40 dB 时,4 种算法的均方误差无明显差别;当 S_{NR} 大于 40 dB 时,Tikhonov 正则化和 TSVD 的均方误差随 S_{NR} 的增加得到明显改善,而 ART 和 SIRT 的均方误差几乎不随 S_{NR} 的增加而变化。



(a) 4 种算法下 e_{MSE} 随 S_{NR} 的整体变化图



(b) 图 7a 的局部放大图

图 7 不同 S_{NR} 条件下 4 种算法的 e_{MSE}

表 1 不同质心间距下 4 种算法的误差比较

10^{-4}

算法	$d=3\text{ cm}$			$d=2.5\text{ cm}$			$d=2\text{ cm}$		
	e_{MSE}	e_{PVE}	e_{NE}	e_{MSE}	e_{PVE}	e_{NE}	e_{MSE}	e_{PVE}	e_{NE}
Tikhonov 正则化	7.350 3	0.046 7	0.717 5	4.798 9	0.092 9	0.647 7	6.614 0	0.083 4	0.768 6
TSVD	7.387 6	0.092 0	0.817 0	5.204 7	0.098 4	0.672 3	7.149 9	0.095 3	0.800 6
ART	7.566 7	0.096 2	0.832 7	5.294 3	0.100 2	0.683 8	7.340 5	0.096 6	0.816 4
SIRT	7.755 7	0.099 4	0.847 1	5.368 4	0.104 1	0.692 4	7.346 9	0.098 5	0.818 7

Tikhonov 正则化不是直接从矩阵 $\mathbf{A}$ 的病态性入手去改造 $\mathbf{A}$, 而是对式(2)的法方程 $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ 进行改造, 即引入一个良态、满秩的矩阵 $\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda^2 \mathbf{I}^{[8]}$, TSVD 则是直接截掉易受噪声影响的微小奇异值, 这在噪声很大的情况下效果好于 Tikhonov 正则化. 当噪声逐渐减小时, TSVD 截掉的微小奇异值的个数也逐渐减少, 用于重建的信息量更多, 重建的效果越来越接近真实值.

代数重建算法抗噪性能相对较差的原因是: 测量值中混有噪声, 而代数重建中使用了迭代算法, 这就不可避免地使得每次迭代得到的值只是真实解的近似, 随着迭代次数的增加, 误差的累积效应增大, 故即使信噪比从 30 dB 上升到 60 dB, 误差减小也不明显.

4.3 成像速度比较

在 S_{NR} 为 40 dB、 d 为 2 cm、最优参数已选定的情况下, 4 种算法的成像速度为: ART 算法由于原理简单, 因此用时最少, 平均用时为 0.067 29 s; Tikhonov 正则化和 TSVD 的计算过程涉及到对权重系数矩阵 $\mathbf{A}$ 的奇异值分解, 占用了大量时间, 用时较长, 平均用时分别为 0.220 962 s 和 0.237 429 s; SIRT 完成一次迭代需要对 144 个测量值进行平均, 因此用时最长, 平均用时为 5.467 428 s.

在实际应用中, 只要源-探测器结构不变, 成像的感兴趣区域的尺寸和体素划分固定, $\mathbf{A}$ 的奇异值分解就只需进行一次, 后续的成像中都可调用该分解结果. 在其他条件不变的情况下, 比较除去奇异值分解的速度, Tikhonov 正则化和 TSVD 平均用时分别为 0.005 12 s 和 0.019 45 s, 子空间技术的速度都快于代数重建技术, 而子空间技术中 Tikhonov 正则化的速度最快.

本文所有的实验结果均是在 Matlab R2008b 平台下运行所得, 电脑配置为 Pentium(R) 4 CPU 2.80 GHz, 以及 768 MB RAM.

5 结 论

本文主要对比研究了 DOT 系统中不适定逆问题求解的 4 种重建算法. 实验结果表明, 这 4 种算法在低噪声 ($S_{NR} > 30$ dB) 条件下均趋于稳定. 总体而言, 子空间重建算法 Tikhonov 正则化和 TSVD 要优于代数重建算法 ART 和 SIRT, 尤其是在高噪声条件下, 代数重建算法已经不再适用. 文中采用了基于平方根尺度变换的离散 L 曲线自适应删剪算法, 具有很好的可靠性和稳定性, 提高了正则解的可信

度, 与最优解也更为接近, 故 TSVD 的抗噪性能略优于 Tikhonov 正则化. 由于重建原理的差异, Tikhonov 正则化的边缘及细节信息优于 TSVD, 即图像空间分辨率更好. 在图像重建实时性方面, Tikhonov 正则化及 TSVD 的速度都很快, 均能满足实时要求.

参考文献:

- [1] SÜZEN M, GIANNOULA A, DURDURAN T. Compressed sensing in diffuse optical tomography[J]. Optics Express, 2010, 18(23):23676-23690.
- [2] BOAS D A, BROOKS D H, MILLER E L, et al. Image the body with diffusion optical tomography [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2001, 18(6):57-75.
- [3] SCHWEIGER M, DORN O, ZACHAROPOULOS A, et al. 3D level set reconstruction of model and experimental data in diffuse optical tomography[J]. Optics Express, 2010, 18(1):150-164.
- [4] 吴孔培. 近红外光学断层图像重建算法研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2008.
- [5] TARVAINEN T, KOLEHMAINEN V, KAIPIO J P, et al. Corrections to linear methods for diffuse optical tomography using approximation error modeling [J]. Biomedical Optics Express, 2010, 1(1):209-222.
- [6] O'LEARY M A. Imaging with diffuse photon density waves[D]. Philadelphia, Pennsylvania, USA: University of Pennsylvania, 1996.
- [7] 刘超, 汪元美. 超声逆散射图象重建问题中截断奇异值分解正则化方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(10):1146-1152.
LIU Chao, WANG Yuanmei. The study on truncated singular value decomposition method in ultrasound inverse scattering image reconstruction [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8(10):1146-1152.
- [8] BRUKILACCHIO T J, ZHANG Quan, GAUDET T, et al. Characterization of the point spread function for diffuse optical tomographic imaging and the effect of noise on resolution[C]//Proceedings of SPIE. Bellingham, WA, USA: SPIE, 2001:489-507.
- [9] 王振宇, 刘国华. 走时层析成像的迭代 Tikhonov 正则化反演研究[J]. 浙江大学学报:工学版, 2005, 39(2):259-263.
WANG Zhenyu, LIU Guohua. Study of travel time tomography by iterative Tikhonov regularization inversion[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2005, 39(2):259-263.
- [10] 郭威, 陈贺新. 一种改进的代数重建算法及研究[J].

- 吉林大学学报:工学版, 2009, 39(增刊 2):364-366.
- GUO Wei, CHEN Hexin. Modified algebraic reconstruction algorithm and its implementation[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2009, 39(sup 2):364-366.
- [11] GAUDETTE R J, BOAS D A, BROOKS D H, et al. Comparison of linear reconstruction techniques for 3D DPDW imaging of absorption coefficient[C]//Proceedings of SPIE. Bellingham, WA, USA: SPIE, 1999:55-66.
- [12] 尚蕾. 近红外脑功能成像算法研究[D]. 山东: 山东大学, 2008.
- [13] ALE A, SCHULZ R B, SARANTOPOULOS A, et al. Imaging performance of a hybrid x-ray computed tomography-fluorescence molecular tomography system using priors [J]. Medical Physics, 2010, 37 (5): 1976-1986.
- [14] FUKUI Y, AJICHI Y, OKADA E. Monte Carlo prediction of near-infrared light propagation in realistic adult and neonatal head models [J]. Applied Optics, 2003, 42(16): 2881-2887.
- [15] BOAS DA, O'LEARY M A, CHANCE B, et al. Detection and characterization of optical inhomogeneities with diffuse photon density waves: a signal-to-noise analysis[J]. Applied Optics, 1997, 36(1): 75-92.
- [16] HANSEN P C, JENSEN T K, RODRIGUEZ G. An adaptive pruning algorithm for the discrete L-curve criterion [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 198(2):483-492.
- [17] HANSEN P C, O'LEARY D P. The use of the L-curve in the regularization of discrete ill-posed problems[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1993, 14(6):1487-1503.

(编辑 武红江 杜秀杰)