

文章编号 1004-924X(2012)01-0204-09

基于全变分法重建光声图像

张 砚*, 汪源源, 李 伟, 张建秋, 李 旦, 胡 波
(复旦大学 电子工程系, 上海 200433)

摘要:针对光声成像在实际应用中涉及的采样数据不足,提出了一种基于全变分法的光声图像重建方法。通过计算重建图像的模拟信号与实际信号的残差来更新图像,进行迭代以获取重建图像。在迭代重建的过程中引入压缩传感理论中的全变分法,通过梯度下降法得到全变分最小的图像。通过数值仿真,模拟了在不足采样情况下的图像重建。结果表明,全变分重建法重建效果比滤波反投影法、反卷积重建算法及代数重建算法等 3 种方法更好。在 30 个采样点的情况下,重建图像的峰值信噪比比上述 3 种算法的重建结果分别高出 30.98, 22.09 和 8.35 dB。另外,仿体实验结果也表明该方法能更有效地避免噪声的干扰。

关键词:生物医学工程;光声成像;图像重建;全变分法

中图分类号:R318.51;Q-334 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122001.0204

Reconstruction of photoacoustic image based on total variation

ZHANG Yan*, WANG Yuan-yuan, LI Wei, ZHANG Jian-qiu, LI Dan, HU Bo

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

* Corresponding author, E-mail: yzhang.fudan@gmail.com

Abstract: For insufficient sampling data existing in the practical application of Photoacoustic Tomography (PAT), a reconstruction method based on total variation method was proposed for photoacoustic imaging to solve this problem. The residual between the real signals and the simulated ones from the reconstructed image was calculated for the update image, and the iteration was implemented to obtain the reconstruction image. During the process of iteration, the total variation method in the compressed sensing was utilized to obtain the image with the smallest total variation value by the gradient descent method. Through the numerical simulation, the image reconstruction in the case of insufficient sampling data was accomplished. The results demonstrate that the reconstruction method based on the total variation has better performance as compared with the filtered back-projection method, deconvolution reconstruction method and algebraic reconstruction method. For the 30 sampling points, the peak signal-noise ratio of the reconstructed image is 30.98, 22.09, 8.35 dB higher than those reconstructed by tree kinds of other methods metioned above, respectively. The result of in vitro experiment also shows that this method is more effective for noise suppression.

收稿日期:2011-08-05;修订日期:2011-10-10.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 10974035);上海市优秀学科带头人计划资助项目(No. 10XD1400600)

Key words: biomedical engineering; photoacoustic tomography; image reconstruction; total variation method

1 引言

光声成像是一种新型无损的生物医学成像方式,近年来发展迅速并获得了广泛的关注,在理论研究和临床应用方面都拥有广阔的前景^[1-2],被尝试用于早期肿瘤检测^[3]、血管成像^[4]等领域。光声成像的理论基础是光声效应^[2],它是指当短脉冲激光照射到生物组织时,组织吸收光能量,产生热膨胀继而向外发出超声波的过程。光声成像是用短脉冲激光照射生物组织,并且用超声换能器在体表接收由于光声效应产生的超声信号,通过重建方法反演出组织内部光吸收的分布图。这种新型的成像模式结合了光学成像技术的高对比度^[5]和超声成像技术的高穿透深度的优点^[2],并且能够对组织进行功能成像^[6]。

光声成像的关键在于图像重建方法,现在较为成熟的图像重建方法有滤波反投影法(Filtered Back-Projection, FBP)^[7]、反卷积重建算法(Deconvolution Reconstruction, DR)^[8]和代数重建法(Algebraic Reconstruction, AR)^[9]。在光声成像的重建过程中,会遇到采样数据不足的问题。若采用滤波反投影法,重建的图像中会存在较为严重的伪影;采用反卷积重建法,重建的结果会变得比较模糊,重建图像中光吸收体难以分辨;代数重建法则难以避免噪声的干扰。

本文提出一种基于全变分的图像重建方法(Total Variation Based Reconstruction, TVR)来计算重建图像的模拟信号与实际信号的残差,通过迭代计算进行图像重建,迭代运算是解决采样数据较少的有效手段,能够有效地弥补数据丢失所造成的部分影响。

在迭代重建的过程中,引入图像压缩传感理论中的全变分参数。利用压缩传感理论能精确地完成图像重构^[10-11]。全变分参数是压缩传感理论中常用的一种稀疏域参数,它是图像的离散梯度之和。Candès从大量的自然图像的离散梯度都是稀疏的角度出发,提出了适合二维图像处理的最小全变分法^[12]。在满足约束条件的情况下,求取全变分值最小的图像为解。离散梯度的稀疏特性在图像的去噪^[13]、医学图像重建^[14-15]等方面均

有应用。在本文的方法中,使用梯度下降法使得重建图像的全变分变小,达到重建图像更接近真实图像的目的。通过数值仿真模拟了不足采样数据的情况,并进行了基于实验平台的仿体实验,使用滤波反投影法、反卷积重建法、代数重建法和全变分重建法进行图像重建,比较重建结果。本文首先介绍了全变分重建法的原理和计算过程;其次通过仿真数据对方法进行验证,并比较各方法的重建结果;再次,介绍实验装置并基于此平台完成成像实验,给出成像结果;最后给出结论。

2 基于全变分的图像重建方法

光声成像中,用激光短脉冲垂直于待成像平面照射生物组织,超声换能器在待成像平面内进行扫描。通常激光脉冲持续时间远小于组织的热扩散时间,根据光声效应的物理方程、超声的运动方程和扩散方程,得到光声成像的基本方程^[7]:

$$\nabla^2 p(\mathbf{r}, t) - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p(\mathbf{r}, t)}{\partial t^2} = -\frac{\beta}{C_p} A(\mathbf{r}) \frac{\partial I(t)}{\partial t}. \quad (1)$$

其中 $p(\mathbf{r}, t)$ 是位置 \mathbf{r} 处的声压, $A(\mathbf{r})$ 是电磁波吸收分布, t 是时间, $I(t)$ 是激光脉冲能量函数, c 是生物组织中的声速, β 和 C_p 分别是生物组织的等压膨胀系数和比热容。在声速 c 均匀的假设下求解方程(1)^[7],可得:

$$p(\mathbf{r}_0, t) = \frac{\beta}{4\pi C_p} \frac{\partial}{\partial t} \iint_{|\mathbf{r}'-\mathbf{r}_0|=a} \frac{A(\mathbf{r}')}{t} d^2 \mathbf{r}', \quad (2)$$

其中 \mathbf{r}_0 是换能器的位置矢量。式(2)表示了光声信号与生物组织光吸收系数的关系。可以将式(2)改写为:

$$\frac{4\pi C_p}{\beta} \int p(\mathbf{r}_0, t) dt \cdot t = \iint_{|\mathbf{r}'-\mathbf{r}_0|=ct} A(\mathbf{r}') d^2 \mathbf{r}', \quad (3)$$

记 $g(\mathbf{r}_0, t) = \frac{4\pi C_p}{\beta} \int p(\mathbf{r}_0, t) dt \cdot t$, 从式(3)中可以看出, g 在时刻 t 的值是以 \mathbf{r}_0 为圆心, ct 为半径的圆弧上点的光吸收值的和。全变分重建法需要将光吸收分布图和采样信号离散化,图像矩阵 \mathbf{A} 大小为 $M \times N$, 信号的长度为 T 。把图像 \mathbf{A} 重排为 $M \cdot N$ 维的列向量 \mathbf{A}' , 构造一个采样矩阵,使得离散信号与图像向量满足如下关系:

$$\mathbf{g}_i = \mathbf{W}_i^T \cdot \mathbf{A}', \quad i=1,2,\dots,m \quad (4)$$

其中 \mathbf{W}_i 为第 i 采样点的采样矩阵, m 是采样点数目。根据式(4)中 \mathbf{g} 与 \mathbf{A}' 的关系, 采样矩阵可以通过如下方法构造: 先取 $\mathbf{W}_i(t)$ 为 $M \times N$ 维的矩阵, 然后计算

$$\mathbf{W}_i(t) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{d \cdot dx}{c \cdot dt} - t \right|, & \text{当 } \left| \frac{d \cdot dx}{c \cdot dt} - t \right| < 1 \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } \left| \frac{d \cdot dx}{c \cdot dt} - t \right| \geq 1 \text{ 时} \end{cases} \quad (5)$$

$$1 \leq t \leq T.$$

其中 $d = \sqrt{(i - i_0)^2 + (j - j_0)^2}$, (i, j) 和 (i_0, j_0) 分别是 $\mathbf{W}_i(t)$ 和采样点的坐标, dx 是像素之间的实际距离, dt 是离散信号的时间步长。接着计算结果重排为 $M \times N$ 维的列向量, 作为采样矩阵 \mathbf{W}_i 的第 t 个列向量, 计算 T 次得到 \mathbf{W}_i 。

本文提出的全变分重建法是对式(4)进行迭代求解。区别于其他迭代算法^[15]的是, 本方法对每个采样点分别计算采样矩阵, 这有利于减少采样矩阵的大小, 并且在迭代时, 对所有采样点仅计算一次, 无需重复计算, 有效地节省了计算时间。本算法在迭代的基础上结合最小全变分的约束, 即在满足约束条件的前提下, 以具有最小全变分值的图像为解, 如式(6)所示。

$$\min \text{TV}(\mathbf{A}) \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{g} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{A}', \quad (6)$$

其中 TV 是指全变分, \mathbf{A} 是图像矩阵, 式(6)中, 重建即是要在满足采样约束条件下, 以具有最小全变分值的图像为解。

本文方法中利用梯度下降法减小图像的全变分, 整个图像重建的过程如下:

(1) 迭代初始值取为 0 矩阵, 计算得到 \mathbf{g}_i 和 $\mathbf{W}_i (i=1, 2, \dots, m)$ 。

(2) 对所有采样点进行迭代, 迭代公式为:

$$\Delta \mathbf{A}' = \frac{\mathbf{W}_i}{\|\mathbf{W}_i\|_2} (\mathbf{g}_i - \mathbf{W}_i^T \cdot \mathbf{A}') \quad i=1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

完成迭代之后, 将 \mathbf{A}' 中所有的负值置 0, 并把向量 \mathbf{A}' 恢复成图像矩阵。

(3) 用全变分梯度下降法对图像进行处理, 计算公式为:

$$\Delta \mathbf{A} = -d \cdot a \cdot \frac{\partial \text{TV}(\mathbf{A})}{\partial \mathbf{A}}, \quad (8)$$

其中 $d = \|\mathbf{A}[n] - \mathbf{A}[n-1]\|_2$, 为上一步迭代调整前和调整后的图像之间的欧氏距离; a 为可调节的常数, 用于调节残差迭代和梯度下降法的相互影响, 梯度下降法在迭代步数设为 10 步为宜。式

(8) 中, 全变分偏导数^[13]的计算公式为:

$$\frac{\partial \text{TV}(\mathbf{A})}{\partial \mathbf{A}} = \frac{2 \cdot A_{i,j} - A_{i-1,j} - A_{i,j-1}}{\sqrt{\epsilon + (A_{i,j} - A_{i-1,j})^2 + (A_{i,j} - A_{i,j-1})^2}} - \frac{A_{i+1,j} - A_{i,j}}{\sqrt{\epsilon + (A_{i+1,j} - A_{i,j})^2 + (A_{i+1,j} - A_{i+1,j-1})^2}} - \frac{A_{i,j+1} - A_{i,j}}{\sqrt{\epsilon + (A_{i,j+1} - A_{i,j})^2 + (A_{i,j+1} - A_{i-1,j+1})^2}}, \quad (9)$$

其中 ϵ 为一很小的正数, 避免出现分母为 0 的情况, 实际应用中取 10^{-8} 。

迭代步骤 2 和步骤 3, 设置误差大小或迭代次数限制为迭代结束条件, 执行迭代计算可以获得重建图像。

3 数值仿真结果

在数值仿真实验中, 使用了 Shepp-Logan 图像, 如图 1 所示, 作为组织的光吸收分布, 组织大小为 $90 \text{ mm} \times 90 \text{ mm}$, 扫描半径为 48 mm , 通过式(2)计算得到光声信号, 在仿真中模拟换能器的中心频率为 3.5 MHz , 带宽为 1.12 MHz , 换能器的冲激响应已知。仿真通过将信号与换能器冲激响应进行卷积运算得到光声信号数据。



图 1 光吸收分布图

Fig. 1 Laser deposition image

在重建过程中, 先使用反卷积方法尽可能消除换能器冲激响应对信号的影响, 然后分别通过滤波反投影法、反卷积重建法、代数重建法和全变分重建法进行光声图像重建, 比较重建效果。分别模拟了全角度扫描和有限角度扫描的情况。

3.1 全角度扫描的仿真结果

在换能器对组织进行了 360° 全角度扫描时, 通常能较好地重建出光声图像, 但是当采样点数目减少时, 成像的质量会下降, 本部分的仿真实验测试

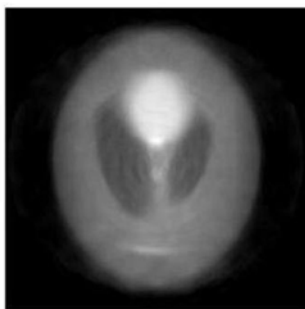
了采样间隔从 2° 增大到 24° ,即采样点数目从 180 减少到 15 的情况,对比了各方法的图像重建效果。

作为例子,在采样点数目减少到 30 时,使用 4 种不同重建方法进行重建的结果如图 2 所示。

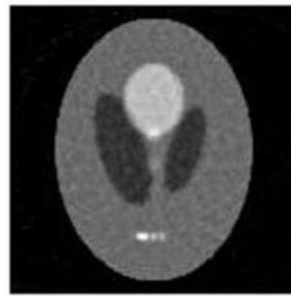
需要说明的是,代数重建法和全变分重建法中的迭代次数均为 20 次,调节参数 a 为 0.2,重建图像大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 。从图 2 中可以清楚地看到,在滤波反投影方法重建的图像中存在非常明显的伪迹,严重影响图像质量;使用反卷积重建法重建的图像比较模糊,Shepp-Logan 图像中的各个部分也难以分辨;使用代数重建法的效果相比于前面两种方法有所提升,但仍然受到噪声的影响,可以看到在组织的内部,像素值不够均匀;而通过全变分重建法重建的图像与原始的光吸收分布图非常接近,Shepp-Logan 图像中所有椭圆的边缘都很清晰,整幅图像基本上没有受到噪声的影响,图像的质量很高。值得注意的是,全变分重建方法得到的图像有锯齿现象,这是受到重建图像分辨率大小的限制,若要消除这个不足,必须提高重建图像的分辨率,同时这也将引入更多的计算量,这需要重建速度和重建质量的平衡。



(a) 滤波反投影法结果
(a) Result of FBP method



(b) 反卷积重建法结果
(b) Result of DR method



(c) 代数重建法结果
(c) Result of AR method



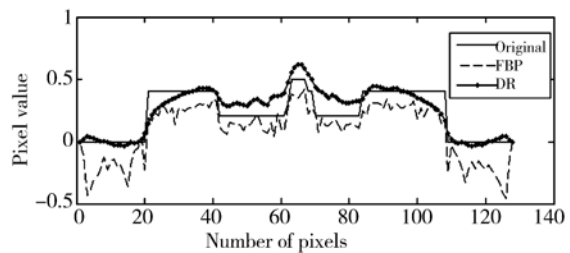
(d) 全变分重建法结果
(d) Result of TVR method

图 2 仿真重建图像

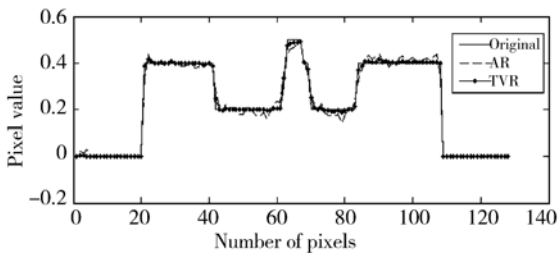
Fig. 2 Simulated reconstructed images

为了清楚地比较各重建图像与原始图像的差别,从图 1 和图 2 中取出一行(第 70 行),与像素值进行比较,如图 3 所示。

从图 3 中可以看到反卷积重建法的结果和原始图像差距较大;滤波反投影法重建图像受到图像伪迹的影响,像素值曲线有较大地振荡,并且存在较多像素值为负的点;通过代数重建法重建图像与原图像差别不大,但在细微处,也有一些起伏波动;而通过全变分重建法得到的重建图像的像素曲线与原图像吻合很好,在像素值突变的地方也能快速地跟上像素值的变化,重建结果更加精确。



(a) 滤波反投影法与反卷积重建法比较
(a) Comparison between FBP and DR



(b) 代数重建法与全变分重建法比较
 (b) Comparison between AR and TVR

图 3 仿真重建图像像素值曲线比较

Fig. 3 Comparison of pixel value curves in simulated reconstructed images

在全角度扫描的数值仿真中,模拟了不同采样点数目情况,分别计算了在采样点数目不同时,使用不同重建方法的重建图像的峰值信噪比(Peak Signal-Noise Ratio, PSNR),结果如图 4 所示。

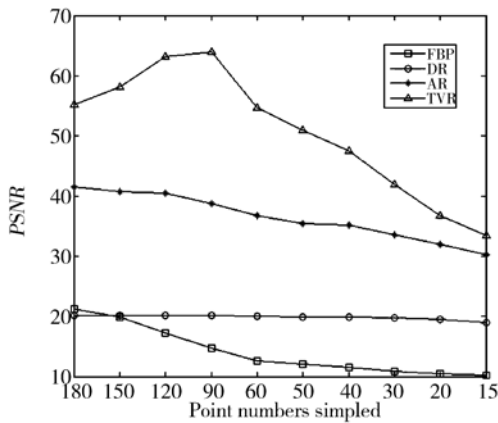


图 4 仿真重建图像峰值信噪比对比图

Fig. 4 Comparison of the PSNR for simulated reconstructed images

通过图 4 的对比,可以看到本文提出的全变分重建方法在采样点足够和采样点不足的情况下重建图像的 PSNR 值都比其他算法高,说明本算法重建图像的质量更好。当采样点数目减少时,所有重建图像的 PSNR 值呈下降趋势。滤波反投影法和反卷积重建法重建结果的 PSNR 值都处于较低的水平,低于 20 dB;而即使当采样点数目减少到 15 的时候,全变分重建法重建图像的 PSNR 值仍然大于 30 dB。这说明当采样点少时,全变分重建法较其他算法有优势。从图 4 还可以看到,采样点越多时本算法越有优势。在 30 个采样点的情况下,全变分重建法重建图像的 PSNR 值相比滤波反投影法、反卷积重建法的代数重建

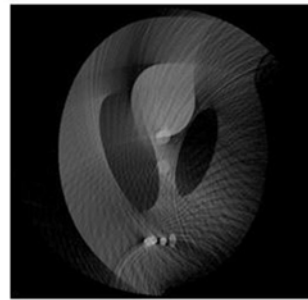
法的结果分别高出 30.98 dB、22.09 dB 和 8.35 dB;根据图 2 所示的 30 个采样点的重建结果,可知,在采样点多于 30 的情况下,本算法情况优于图 2(d),重建质量更令人满意。

通过对比得知,相比于其他算法,全变分方法的重建结果与原始图像更为接近,并且能很好地适应采样数据不足的情况。

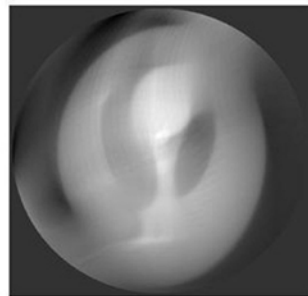
3.2 有限角度扫描的仿真

在实际应用中,因为待测组织形状以及大小的限制,全角度扫描有时是难以实现的,所以需要图像重建方法能在有限角度扫描采样数据时,也能完成图像重建。本部分数值仿真继续采用 Shepp-Logan 图像作为光吸收分布图,组织大小为 90 mm×90 mm,扫描半径为 48 mm,采样范围为 120°,共 30 个采样点,分别使用滤波反投影法、反卷积重建法、代数重建法和全变分重建法进行图像重建,结果如图 5 所示。

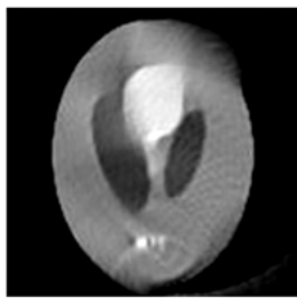
从图 5 可以看到,滤波反投影法和反卷积重建法的结果不佳,不能有效适应有限采样角度的情况;代数重建法图像中,组织内部不够均匀,图像下半部分 3 个较小的光吸收体比较模糊;而全变分重建法的结果图像噪声较少,组织边缘更加清晰,对比度也较高。



(a) 滤波反投影法结果
 (a) Result of FBP method



(b) 反卷积重建法结果
 (b) Result of DR method



(c)代数重建法结果
(c) Result of AR method



(d)全变分重建法结果
(d) Result of TVR method

图 5 有限角度下重建图像

Fig. 5 Reconstructed images in limited-views

通过以上对比可以看出:在有限角度扫描的情况下,全变分重建法重建效果较其他 3 种方法更好,在重建图像质量上有明显地改善和提高,表明该方法同样适合于有限角度下的光声成像。

3.3 全变分重建法与代数重建法的比较

全变分重建法的迭代步骤包括了残差迭代和全变分梯度下降法两个计算过程,比代数重建法的计算更复杂,计算时间会增加。但通过实验发现,全变分重建法的计算时间略多于代数重建法。以 3.1 节中实验为例,在同样的计算条件下,根据 30 个采样点的数据进行图像重建,代数重建法完成 20 次迭代需要 63.75 s;全变分重建法完成 20 次迭代需要 64.09 s,平均完成每次迭代,全变分重建法仅比代数重建法多出 0.016 7 s。在实际应用中,这是完全可以接受的。

迭代重建方法的另一个关键点是收敛速度,收敛速度快的方法能够在有限的时间内得到更精确的解;而收敛速度慢的方法将会耗费大量的计算资源,并且在短时间内难以得到令人满意的解。仍然以 30 个采样点情况为例,在完成每次迭代之后计

算重建图像产生的模拟信号与真实信号的差值的平方和记为残差,该残差减小的速度越快说明迭代结果收敛到真实图像的速度越快。分别使用代数重建法和全变分重建法进行 20 次迭代重建,记录每次迭代后的残差,对比结果如图 6 所示。

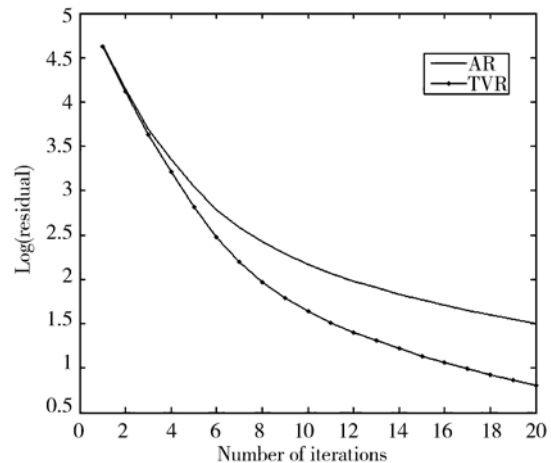


图 6 残差以 10 为底的对数值与迭代次数的关系图

Fig. 6 Diagram of residual to the base-10 logarithm versus number of iterations

综合以上讨论,全变分重建法计算过程更加复杂,运算时间略微多于代数重建法,但是收敛速度更快,成像效果也更好。

4 仿体实验结果

仿体的实验装置如图 7 所示,激光源为 Nd:YAG 激光器(Continuum, Surelite I),波长为 532 nm,脉冲重复频率为 10 Hz,脉冲宽度为 7 ns,单脉冲能量为 20 mJ。采用浸入式非聚焦超声换能器(Panametric, V383-SU)接收超声信号,中心频率为 3.5 MHz,有效带宽为 1.12 MHz,有效直径为 9.525 mm。超声信号通过脉冲接收器(Panametric, 5 900PR)放大后送入示波器进行采样。示波器采用 Agilent 的 54622D 型数字示波器,最高采样率为 200 MS/s。步进电机的型号为 GCD-0301M 型数控转台,精确控制换能器采样的角度。激光器、步进电机和示波器分别通过 RS232、USB 和 PCI-GPIB 接口卡与计算机连接。

实验样品如图 8 所示,是将凝胶加热后冷却制成的,直径为 50 mm,内部嵌入两段黑色橡胶条作为光吸收体,长度分别为 20 mm 和 12 mm。

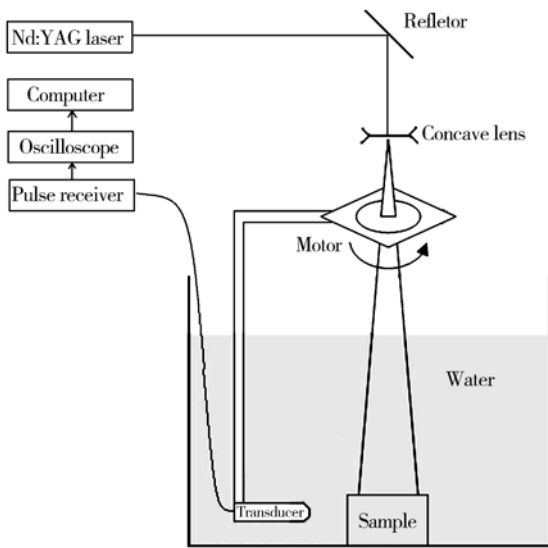


图 7 光声成像实验装置

Fig. 7 Experiment setup of photoacoustic tomography

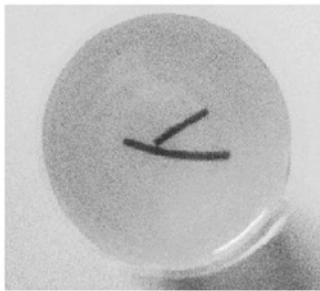
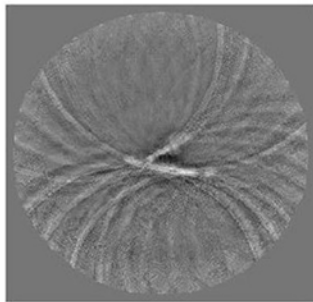


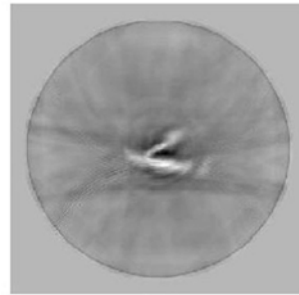
图 8 实验样品照片

Fig. 8 Photograph of sample in experiment

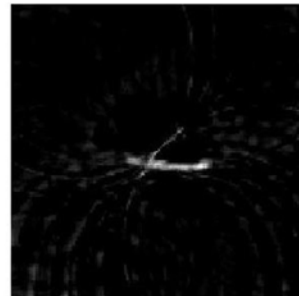
实验中扫描半径为 42 mm,扫描角度的步长为 12°,共采集得到 30 个等间距探测点的光声信号。将光声信号分别通过滤波反投影法、反卷积重建法、代数重建法和全变分重建法进行图像重建,得到组织的光吸收分布重建图像,如图 9 所示。



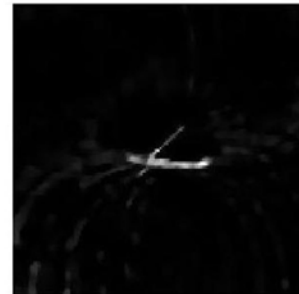
(a) 滤波反投影法结果
(a) Result of FBP method



(b) 反卷积重建法结果
(b) Result of DR method



(c) 代数重建法结果
(c) Result of AR method



(d) 全变分重建法结果
(d) Result of TVR method

图 9 实验重建图像

Fig. 9 Reconstructed images in experiments

从图 9 可以看出,滤波反投影的重建结果中存在大量圆弧状的伪迹;反卷积重建法的结果则比较模糊,而且在图像中间部分有两条明显的伪迹;代数重建法的图像背景处的噪声没有得到有效的消除;本文提出的全变分重建法的结果虽然没有完全摆脱噪声的干扰,但是在噪声抑制方面优于其他 3 种重建方法。重建图像中两条光吸收体清晰可辨,背景处的噪声也并不明显。对于全变分重建图像中仍然存在的伪影噪声,是由于在全变分约束的部

分没有将伪影和图像完全区分开进行消除,使得一部分伪影得以残留,如何进一步完善本算法,对该伪影的滤除也是值得考虑的重要的部分。

同样图9中给出了30个采样点的重建情况,这比文献[7-8]中160个采样点要少得多。在这样少采样点的情况下,图9中实验重建图像的对比结果说明了本文提出的方法能有效地适应采样点较少的情况,并且能够避免图像噪声的干扰,准确地重建出光声图像。

5 结 论

本文通过引入图像压缩中的最小全变分法,

利用图像离散梯度稀疏的特性,提出了一种基于全变分的光声成像图像重建法。通过迭代运算获得重建图像,在迭代运算中结合梯度下降法获得全变分最小的重建图像。全角度扫描和有限角度扫描的数值仿真结果表明,在30个采样点情况下,相比于滤波反投影法、反卷积重建法和代数重建法,全变分重建法重建的图像峰值信噪比分别高出30.98、22.09、8.35 dB。相比于代数重建法,全变分重建法收敛速度更快。以实验平台为基础的仿体实验结果也表明本重建方法可以适应采样点少的情况,重建的图像能有效地避免图像噪声的影响,是一种具有实际应用意义的光声成像图像重建方法。

参考文献:

- [1] LI C, WANG L V. Photoacoustic tomography and sensing in biomedicine[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2009, 54(19):R59-R97.
- [2] WANG L V. Prospects of photoacoustic tomography [J]. *Medical Physics*, 2008, 35(12): 5758-5767.
- [3] GUO B, LI J, ZMUDA H, *et al.*. Multyfrequency microwave-induced thermal acoustic imaging for breast cancer detection[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2007, 54(11): 2000-2010.
- [4] KOLKMAN R G M, HONDEBRINK E, STEENBERGEN W, *et al.*. In vivo high-resolution 3D photoacoustic imaging of superficial vascular anatomy[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2009, 54(4): 1035-1046.
- [5] 柯丽,杜强,苏哲. 应用多级维纳滤波的 OCT 图像除噪方法[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(4): 740-745.
- KE L, DU Q, SU ZH. OCT image denoising method based on multi-scale Wiener filtering[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(4): 740-745. (in Chinese)
- [6] HU S, MASLOV K, WANG L V, *et al.*. In vivo functional chronic imaging of a small animal model using optical-resolution photoacoustic microscopy [J]. *Medical Physics*, 2009, 36(6): 2320-2323.
- [7] XU M, WANG L V. Pulsed-microwave-induced thermoacoustic tomography: Filtered back-projection in a circular measurement configuration[J]. *Medical Physics*, 2002, 29(8): 1661-1669.
- [8] ZHANG C, WANG Y. Deconvolution reconstruction of full-view and limited-view photoacoustic tomography: a simulation study[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2008, 25(10): 2436-2443.
- [9] 杨迪武,邢达,王毅,等. 基于代数重建算法的有限角度扫描的光声成像[J]. *光学学报*, 2005, 25(6): 772-776.
- YANG D W, XING D, WANG Y, *et al.*. Limited-view scanning photoacoustic imaging based on algebraic reconstruction techniques [J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, 25(6): 772-776. (in Chinese)
- [10] 刘欣悦,董磊,王建立. 稀疏采样傅里叶望远镜成像[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(3): 521-527.
- LIU X Y, DONG L, WANG J L. Fourier telescope imaging via sparse sampling[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 521-527. (in Chinese)
- [11] PROVOST J, LESAGE F. The application of compressed sensing for photo-acoustic tomography [J]. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2009, 28(4): 585-594.
- [12] CANDÉS E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [13] BECK A, TEOULLE M. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems[J]. *IEEE Trans-*

actions on Image Processing, 2009, 18(11): 2419-2434.

- [14] SIDKY E Y, KAO C M, PAN X. Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data indivergent-beam CT[J]. *Journal of X-Ray*

Science and Technology, 2006, 14(2): 119-139.

- [15] WANG K, SIDKY E Y, ANASTASIOA M A, *et al.*. Limited data image reconstruction in optoacoustic tomography by constrained, total variation minimization[J]. *SPIE*, 2011, 7899:78993U-1-78993U-6.

作者简介:



张 砚(1987—),男,湖南湘潭人,博士研究生,2009年于复旦大学获得学士学位,主要从事光声成像方面的研究。E-mail: yzhang.fudan@gmail.com



李 旦(1981—),男,江苏常州人,硕士,讲师,2003年,2006年于复旦大学电子工程系分别获得学士、硕士学位,主要从事阵列信号处理方面的研究。E-mail: lidan@fudan.edu.cn



李 伟(1985—),男,江苏连云港人,硕士研究生,2009年于复旦大学获得学士学位,主要从事信号处理、光声成像方面的研究。E-mail: liwei.fdu@gmail.com



胡 波(1968—),男,江苏常州人,博士,教授,博士生导师,1990年,1996年于复旦大学电子工程系分别获得学士、博士学位,主要从事数字信息处理和数字通信方法及应用方面的研究。E-mail: bohu@fudan.edu.cn



张建秋(1962—),男,湖南邵阳人,博士,教授,博士生导师,1982年于华东工程学院获得学士学位,1992年,1996年于哈尔滨工业大学分别获得硕士、博士学位,主要从事信息处理理论及其在新型传感器、仪器和测量中的应用等方面的研究。E-mail: jqzhang01@fudan.edu.cn



汪源源(1968—),男,浙江黄岩人,博士,教授,博士生导师,1990年,1992年,1994年于复旦大学分别获得学士、硕士和博士学位,主要从事医学超声工程和生物医学信号、图像处理等方面的研究。E-mail: yywang@fudan.edu.cn

(本栏目编辑:李树军)