

文章编号 1004-924X(2006)06-1100-07

应用自适应模拟退火和多分辨率搜索 实现医学超声图像的拼接

汪源源, 蔡 铮

(复旦大学 电子工程系, 上海 200433)

摘要:为提高图像拼接的成功率,提出了一种基于自适应模拟退火和多分辨率搜索策略的图像自动拼接新方法。该新算法先自适应地选取配准区域,再以互信息为相似度评价标准,结合自适应模拟退火和多分辨率搜索策略的思想分别进行图像平移和旋转参数的全局优化和局部搜索,最后实现图像的拼接。通过对含噪声数字图像和医学超声图像进行的24次模拟拼接实验表明,该新算法较传统的多分辨率直接搜索法有精度高、速度快和抗噪声能力强的优点。由于结合了模拟退火算法的高精度和多分辨率搜索法的高效率,改进后的图像拼接算法将拼接成功率提高了12.5%,并将运算时间控制在可接受的范围内。

关键词:图像拼接;模拟退火;多分辨率;医学超声图像

中图分类号:R319 **文献标识码:**A

Mosaic of medical ultrasound image based on adaptive simulated annealing and multiresolution searching

WANG Yuan-yuan, CAI Zheng

(Dept. of Elec. Engr., Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: In order to improve the performance of image mosaic, an automated image mosaic approach was proposed based on adaptive simulated annealing and multiresolution strategy. In the first step of the algorithm, the registration region is adaptively chosen. Then, the parameters of image translation and rotation are optimized based on mutual information with a hybrid method of adaptive simulated annealing for global searching and a multiresolution approach as a local search strategy, and the process of image mosaic is finally achieved. With conducting 24 times of simulated mosaic experiments on both noisy digital images and medical ultrasound images, this algorithm is proved to be a precise, fast and robust mosaic approach compared with the traditional multiresolution direct-search method. Since this improved algorithm inherits the features of high precision from simulated annealing and high efficiency from the multiresolution method, the mosaic performance is improved by 12.5% in terms of success rate while maintaining acceptable speed.

Key words: simulated annealing; multiresolution; medical ultrasound image

收稿日期:2006-04-14;修订日期:2006-10-10.

基金项目:国家重点基础研究规划基金(No. 2005CB724303)和国家自然科学基金(No. 30570488)资助

1 引言

医学超声成像具有无创伤、经济等优点,是疾病诊断的首选方法,在临床中广泛使用。但是超声成像的范围受到超声探头大小的局限,对较大器官的扫查无法一次完成,需要将两次或多次扫查图像拼接起来,才能提供更宽的视野范围,以利于观察和诊断。

对于两幅图像的拼接,本质是对图像重叠部分的配准。前人提出过众多图像自动配准方法,文献[1-3]是对以往工作的综述。总的来说,图像配准方法大致分为两类,第一类是基于特征的配准方法,这类方法先从待配准的两幅图像中提取重要的特征,然后根据这些特征之间的几何关系来确定配准参数,这类算法的缺点在于需要依赖于可靠的鲁棒性强的图像分割和边缘检测算法;第二类是基于灰度值的配准方法,这类方法通过优化待配准图像空间域或频域之间的相关函数来计算配准参数^[3],这类算法就不需要对图像做预处理,因此本文采用了基于灰度值的配准方法。

根据医学超声图像的性质^[4],本文假设待拼接的图像之间仅存在旋转和平移的刚性形变。同时,超声图像噪声比较大,图像质量往往不是很理想,这就要求配准算法不但精确而且有很好的鲁棒性。目前基于灰度值的配准优化算法通常有以下几种:常用的 Powell 优化算法以及 Besl 和 Mckey 提出的 ICP 算法(Iterative Closest Point),它们都能很快收敛,但常会陷入到局部最优解,从而导致配准失败;随机优化算法,如遗传算法和模拟退火算法等,它们往往可以收敛到全局最优,但收敛很慢;基于小波变换的多分辨率、多尺度^[5]的直接优化算法,这种算法速度快、抗噪声能力强,但常在粗配准时就失败,从而对整个优化过程产生“灾难性”的结果。

根据上述比较和分析,本文综合模拟退火算法和多分辨率搜索策略的优点,针对医学超声图像提出一种改进的自适应模拟退火图像拼接算法,通过结合自适应模拟退火和多分辨率搜索策略分别进行图像平移和旋转参数的全局优化和局部搜索,从而实现图像的拼接。这样,该算法既有较强的全局搜索能力,又不失高效性和鲁棒性,有望有效地提高图像拼接的成功率。

2 方法

图像拼接本质上是对待拼接图像重叠部分进行配准,是一个函数优化的过程,函数的自变量是图像旋转、平移等配准参数,应变量是图像重叠部分的相似度。整个拼接过程就是用优化算法确定这些多维的配准参数,使图像在某一变换时达到最大相似度。要实现图像拼接必然牵涉到三个方面:相似度标准的选择、配准区域的选取和优化算法的运用。

2.1 图像配准模型和相似度标准的选择

图像配准模型可定义为:给定两幅待配准二维灰度图像 $F_R(x, y)$ 和 $F_I(x, y)$, 其中 (x, y) 是图像坐标且 $(x, y) \in \Delta \subset R^2$ (R 指感兴趣区域 ROI)。对两幅图像进行配准就是要找到一种几何形变映射 $T_P(\cdot)$, 使对所有坐标 (x, y) , $F_R(T_P(x, y))$ 能和 $F_I(x, y)$ 最匹配。此时的 $T_P(\cdot)$ 称为最优的变换。

本文中 $T_P(\cdot)$ 仅限于刚体变换,即只包括平移 (t_x, t_y) 和旋转 (θ) , 坐标变换模型可以写成:

$$T_P(x, y) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) & t_x \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

所以图像拼接算法的目的就是要确定最优的变换 $T_P(\cdot)$, 即最优的三个参数 t_x, t_y 和 θ 。

图像配准还必须有一个衡量配准优劣的相似度标准。常用的基于灰度值的相似度标准有灰度值互相关和互信息^[6], 这两者都是通过计算图像的统计特征量得到的, 当两幅图像在本质上是相同的时候, 互相关和互信息都会达到最大值。它们的表达式如下:

互相关:

$$C(A, B) = \frac{\sum_i \sum_j [a_{ij} - \text{mean}(a)] \times [b_{ij} - \text{mean}(b)]}{\left[\sum_i \sum_j (a_{ij} - \text{mean}(a))^2 \times \sum_i \sum_j (b_{ij} - \text{mean}(b))^2 \right]^{1/2}}, \quad (2)$$

其中 a_{ij} 和 b_{ij} 分别为图像 A 和图像 B 在 (i, j) 位置上的灰度值, $\text{mean}(a)$ 和 $\text{mean}(b)$ 分别为图像 A 和图像 B 灰度值均值。

互信息:

$$MI = H(A) + H(B) - H(A, B), \quad (3)$$

其中 $H(A)$ 和 $H(B)$ 分别为图像 A 和图像 B 的

熵, $H(A, B)$ 为它们的互熵。

文献[7]对这两种相似度标准作了比较,发现互信息比互相关的抗噪声能力更强,而且互信息在最优点附近的波峰更尖锐,这有助于优化算法快速收敛,因此本文采用互信息作为评价相似度的标准。

2.2 改进的图像拼接算法

本文提出一种改进的图像拼接算法,该算法先通过“胜者更新”策略自适应地选取配准区域,再以互信息为相似度评价标准,结合自适应模拟退火和多分辨率搜索策略分别进行图像平移和旋转参数的全局优化和局部搜索,最后实现图像的拼接。图 1 为改进的图像拼接算法的流程图。

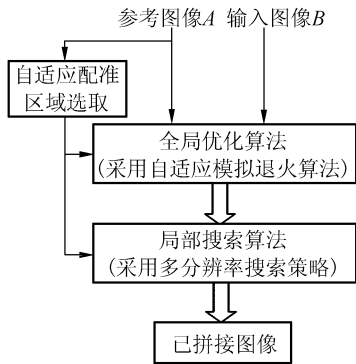


图 1 改进的图像拼接算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of improved algorithm for image mosaic

2.2.1 配准区域的选取

基于灰度值的拼接方法通常将所有重叠部分进行比较,得出相似度最大时所对应的平移量和旋转角度。通过实验发现,用于优化配准参数的绝大部分时间是花在计算相似度函数上,而相似度函数的运算量又很大程度上取决于被比较图像的大小。因此,只要合理选择配准区域,就能在保证配准精度的同时提高配准速度,这在实际应用中是非常关键的。

很显然,理想的配准区域应该具有比较明显的特征^[8],如线、角和轮廓等,特征越多越能提高优化的精度,而这些特征多为高频成分。因此本文采用一种自适应的配准区域选取方法,先假设待配准图像间重叠面积至少占参考图像 $p\%$ (一般 $p > 10$),然后采用“胜者更新”策略进行自适应配准区域的选择,具体步骤为:

(1) 对参考图像利用 Sobel 算子进行边缘提

取,得到参考图像的二值特征图。这样,原图中高频成分在二值特征图中就成为取值为 1 的点(定义为特征点);

(2) 因为假设了输入待配准图像的左边和参考图像的右边之间的重叠面积至少占参考图像 $p\%$,因此将参考图像二值特征图最右边的 $p\%$ 部分均匀分成 $N \times N$ (本文中 N 取 3) 的模块 B_1, \dots, B_M 。定义 c_{ij} 表示每个模块内特征点总数, d_{ij} 表示每个模块的特征密度(模块内部特征点总数/模块面积),总特征数 $c_{\text{total}} = \sum c_{ij}$;

(3) 选出这 M 个模块中特征密度最大的模块,记录 d_{max} 以及对应的 B_{max} 和 c_{max} ;

(4) 如果 c_{max} 大于 $2/3 \times c_{\text{total}}$ 则跳到步骤 6,否则继续步骤 5;

(5) 将 B_{max} 面积向周围扩大为 $(N+2) \times (N+2)$,更新特征密度 d_{ij} ,并跳转到步骤 3;

(6) 因为 B_{max} 包含了重叠区域大部分的特征信息,因此可以定义 B_{max} 所包含的图像为选取出的配准区域。

作为例子,图 2 给出了一例配准区域选取结果的示意图。

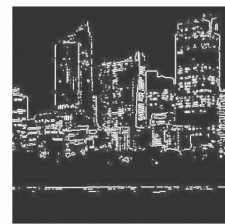


(a) 参考图像

(b) 输入图像

(a) Reference image

(b) Input image



(c) 参考图像二值特征图及配准区域

(c) Binary feature image and registration region of reference image

图 2 配准区域选取示意图

Fig. 2 Selection of registration region

2.2.2 配准优化算法

要成功进行图像拼接必须选择一种合适的配准优化算法以确定图像平移旋转的多维配准参

数,使配准区域内的图像在某一组参数时达到最大相似度。

对于多维配准参数优化问题,要快速找到精确最优解是非常困难的,原因有:第一,超声图像噪声比较大,因此其多维配准参数的优化往往会遇上许多局部最优解,常用的 Powell 算法或 ICP 算法都缺乏有效的全局搜索能力,很容易陷入到这些局部最优解中;第二,图像配准采用互信息作为目标函数,而目标函数的返回值是来自于图像的统计量,因此要得到目标函数的梯度信息是非常困难的,这就要求配准参数优化算法不需要输入目标函数的梯度信息。传统的最速下降法、拟牛顿法和 Levenberg-Marquardt 等优化算法都要求知道目标函数的 Jacobi 阵甚至 Hessian 阵,这就对解决配准参数优化问题带来了限制。

根据以上两点,本文采用自适应模拟退火^[9]作为图像配准的全局优化算法。模拟退火算法的原理源于统计学中物质的退火过程,其基本思想是把待优化问题模拟成一个物理系统,把待优化问题的目标函数模拟成物理系统的内能,然后模拟物理系统的逐步降温过程,达到最低能量状态,即使目标函数值达到最小,以实现最优。它有以下优点:在系统能量减少过程中,不但接受使目标函数改善的状态,还以一定概率接受使目标函数变差的“错误”状态,因此能有效地逃离优化问题的局部最优解而找到全局最优解;同时,自适应模拟退火不需要用到目标函数的梯度信息,而只需知道其返回值。这两个优点使自适应模拟退火算法非常适合于图像配准参数优化问题。

然而,由于自适应模拟退火算法向最优解靠近的同时不断尝试“错误”的方向,使得算法收敛到精确解极为缓慢^[10],所以必须配合一种快速精确鲁棒性强的局部搜索算法才能达到理想的配准精度和速度。

多分辨率直接搜索算法^[11]是一种很优秀的配准参数优化算法,其优点有:第一,此算法采用金字塔型的搜索策略,计算速度非常快;第二,降低图像分辨率的配准可以明显增加抗噪声能力,这对医学超声图像尤为重要。但是也存在很明显的缺点,即一旦粗调失败将对整个优化过程产生“灾难性”后果^[1]。

本文针对自适应模拟退火算法和多分辨率直接搜索法各自的优缺点加以改进和结合:

(1) 首先通过自适应模拟退火算法对配准参数进行全局优化,同时放松收敛条件,使算法快速收敛;

(2) 然后将全局优化的结果作为粗配准结果,再运用多分辨率搜索算法逐步提高图像分辨率,在粗配准解的周围进行局部搜索,最终得到精确的最优解。

图 3 给出了改进的图像拼接优化算法的框图。

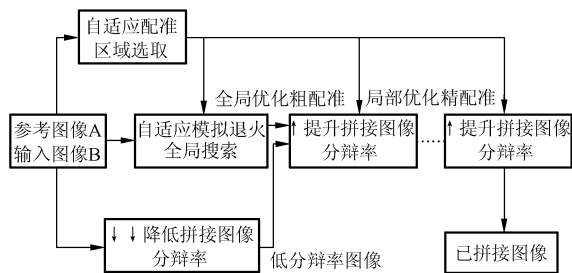


图 3 改进的图像拼接优化算法的框图

Fig. 3 Diagram of modified image mosaic algorithm

改进后算法的优点在于既利用了自适应模拟退火算法的全局优化能力,又结合了多分辨率搜索策略高效、精确的搜索性能,综合这两种算法的优点,最终可以实现快速、准确、高成功率的图像拼接。

3 实验和结果

这里采用模拟拼接实验来比较几种算法的精度、拼接成功率和运行效率。模拟拼接实验的过程是这样的:图 4 所示为分辨率 640×480 的数字图像,首先手动截取两幅图像(定义左图为参考图像 A,右图为输入图像 B),并记录下它们之间实际存在的角度和平移偏差量,然后分别对图像 A 和图像 B 加以高斯噪声(均值为 0,方差为 0.01)来模拟医学超声图像中的噪声。将拼接算法应用到图像 A 和图像 B 上,得到计算出的角度和平移偏差量。比较实际值和计算值便可算出拼接的误差。所有计算均用 MATLAB 编程在 PC 机上实现。

对数字图像图 5(a)(复旦燕园 256×256)、图 5(b)(上海外滩 256×256)和医学超声图像图 5(c)(良性乳腺肿瘤 128×128)分别截取 8 组不同的待拼接图像,角度偏差范围从 -7 度到 $+7$ 度,平移偏差范围在正负 100 个 Pixel 之内。

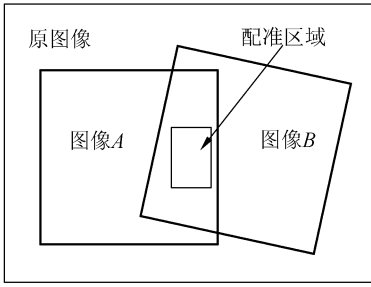


图 4 模拟拼接试验示意图

Fig. 4 Conceptual map for simulated mosaic experiment



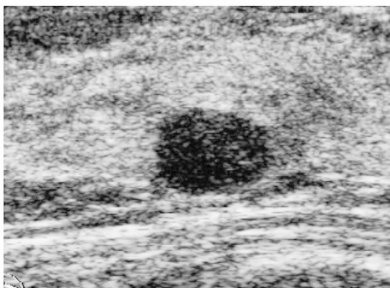
(a) 复旦燕园

(a) Yanyuan in Fudan Univ



(b) 上海外滩

(b) Bund of Shanghai



(c) 医学超声图像

(c) Medical ultrasound image

图 5 模拟拼接试验原图像

Fig. 5 Source images for simulated mosaic experiment

表 1 模拟拼接实验结果

Tab.1 Simulated experiment results

(a) “复旦燕园”拼接结果

(a) Simulated experiment results for Fig. 5 (a)

原图像		多分辨率直接搜索法			改进的图像拼接算法			
平移量	旋转量	平移配准误差	旋转配准误差	计算时间	平移配准误差	旋转配准误差	计算时间	
-3	-7	-7	3.80	0.63	21.11	2.13	0.00	25.70
5	50	-5	10.49	5.00	24.25	2.16	0.00	28.34
-20	-73	-3	1.48	0.25	20.72	0.23	0.00	29.37
-25	-73	-1	0.69	0.13	22.21	1.80	0.20	24.82
-30	-78	1	0.04	0.63	21.92	0.29	0.20	25.44
-14	76	3	7.24	0.25	21.48	2.36	0.20	27.54
-14	-70	5	2.61	1.38	21.41	0.81	0.20	31.85
22	-88	7	3.11	1.00	23.48	2.42	1.00	28.03
平均值误差和平均耗时		3.68	1.16	22.07	1.53	0.20	27.63	

(b) “上海外滩”拼接结果

(b) Simulated experiment results for Fig. 5 (b)

原图像		多分辨率直接搜索法			改进的图像拼接算法			
平移量	旋转量	平移配准误差	旋转配准误差	计算时间	平移配准误差	旋转配准误差	计算时间	
-19	51	-7	2.72	0.88	20.69	1.85	0.20	23.49
8	32	-5	0.10	0.75	19.46	1.34	0.60	27.59
-56	-49	-3	1.45	0.75	22.10	2.77	0.00	24.33
4	50	-1	2.55	0.38	20.27	1.80	0.40	23.42
22	-81	1	1.26	0.75	20.55	2.41	0.20	24.71
28	9	3	2.29	0.88	21.60	4.98	0.60	25.99
3	77	5	1.40	0.12	22.02	0.39	0.00	27.94
8	15	7	9.34	3.50	21.27	0.93	0.00	26.21
平均值误差和平均耗时		2.64	1.00	21.00	2.06	0.30	25.46	

(c) “医学超声图像—良性乳腺肿瘤”拼接结果

(c) Simulating experiment results for Fig. 5 (c)

原图像		多分辨率直接搜索法			改进的图像拼接算法			
平移量	旋转量	平移配准误差	旋转配准误差	计算时间	平移配准误差	旋转配准误差	计算时间	
-4	12	-7	2.95	3.65	16.22	1.63	0.00	15.30
6	6	-5	3.35	0.63	16.11	1.65	0.40	24.94
4	7	-3	1.47	1.50	15.10	2.47	0.20	21.28
4	1	-1	1.11	0.13	16.16	1.52	0.00	25.30
-9	-3	1	3.17	0.25	16.19	1.58	0.40	18.34
4	-9	3	3.49	0.38	16.74	3.50	0.20	20.85
-22	-5	5	6.15	2.00	15.41	1.5	0.40	26.22
-17	-10	7	1.66	0.63	15.20	0.45	0.20	21.23
平均值误差和平均耗时		2.92	1.14	15.80	1.79	0.20	21.86	

运用多分辨率直接搜索法和改进的图像拼接算法对这 24 组图像进行拼接实验,表 1 列出了拼接的实验结果(误差的单位为 Pixel,时间的单位为 s)。

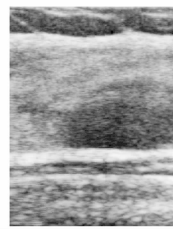
鉴于原图像的尺寸,可以认为平移配准误差大于 5 个 Pixel 或旋转配准误差大于 3 度的拼接是失败的。从表 1 数据可以看出,在精度方面,采用多分辨率直接搜索法无论在角度误差还是平移量误差上都大于采用改进的图像拼接算法带来的误差;在拼接成功率方面,总共 24 次实验中后者没有一次拼接失败,而前者出现了 3 次拼接失败的情况(表中黑体所标数据);在计算效率方面,后者比前者慢了约 23%,但是鉴于拼接精度和成功率比前者有较大提高,可以说改进的图像拼接算法的性能明显优于传统的多分辨率直接搜索法。

将图像拼接算法应用到实际采集的超声图像(乳腺纤维肿瘤)上,结果也表明本文的算法较以前的算法性能更优越。作为例子,图 6 给出了对两幅乳腺纤维肿瘤不同部位超声扫查图像的拼接结果。参考图像 A 和输入图像 B 之间存在一定的平移和旋转形变。图 6(c)为采用多分辨率直接搜索法的错误拼接结果,图 6(d)为改进的图像拼接算法正确的拼接结果。

由于受到噪声的污染,多分辨率直接搜索法在最低层粗调的时候就被“误导”到不正确的“最优点”,从这个错误的起始点出发,多分辨率搜索算法不可能找到真正全局最优解。相比之下,改进的图像拼接算法一开始就能够收敛到全局最优解的附近,再通过局部搜索就能很快地得到精确最优解了。

参考文献:

- [1] BROWN L G. A survey of image registration techniques[J]. *ACM Comput. Surv.*, 1992, 24(4): 325-376.
- [2] MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. A survey of medical image registration[J]. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(1): 1-36.
- [3] FITCH A J, KADYROV A, CHRISTMAS W J, et al. Fast robust correlation[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2005, 14(8): 1063-1073.
- [4] GEE A H, TREECE G M, PRAGER R W, et al. Rapid registration for wide field of view freehand three-dimen-



(a) 参考图像 A

(a) Reference image A

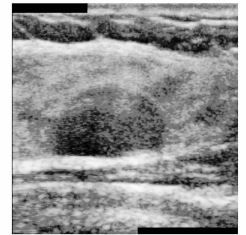


(b) 输入图像 B

(b) Input image B



(c) 多分辨率直接搜索算法的错误拼接结果
(c) Wrong mosaic using multiresolution direct-search method



(d) 改进的图像拼接算法的正确拼接结果
(d) Correct mosaic using improved algorithm of image mosaic

图 6 两种算法拼接结果比较

Fig. 6 Comparison of mosaic results using different algorithms

4 结 论

由于改进的图像拼接算法结合了模拟退火的高精度和多分辨率搜索法的高效率,比传统多分辨率直接搜索算法的图像拼接成功率更高,特别是对图像质量不甚理想的医学超声图像表现出很好的鲁棒性。

但是该算法在运行速度上仍然不够理想,对两幅 256×256 的图像拼接用时一般超过 20 s,所以离临床应用要求尚有距离,有待以后继续改进。

- sional ultrasound[J]. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 2003, 22(11): 1344-1357.
- [5] MARK J, STEPHEN S. A global optimization method for robust affine registration of brain images[J]. *Medical Image Analysis*, 2001, 5(2): 143-156.
- [6] VIOLA P, WELLS W. Alignment by maximization of mutual information[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 24(2): 137-154.
- [7] COLE-RHODES A A, JOHNSON K L, LEMOIGNE J, *et al.* Multiresolution registration of remote sensing imagery by optimization of mutual information using a stochastic gradient[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2003, 12(12): 1495-1511.
- [8] 罗诗途, 王艳玲, 张玘, 等. 车载图像跟踪系统中电子稳像算法的研究[J]. *光学精密工程*, 2005, 13(1): 95-103.
LUO SH T, WANG Y L, ZHANG Q, *et al.* Electronic image stabilizing algorithm for image tracking system on vehicle[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2005, 13(1): 95-103. (in Chinese)
- [9] INGBER L. Simulated annealing: Practice versus theory[J]. *Math. Comput. Model.*, 1993, 18(11): 29-57.
- [10] 樊叔维, 张兴志. 全局优化算法自适应模拟退火-遗传算法的研究[J]. *光学精密工程*, 1999, 7(4): 16-21.
FAN SH W, ZHANG X ZH. Study of the global optimal method self-adaptation simulated annealing-genetic algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 1999, 7(4): 16-21. (in Chinese)
- [11] PRAGER R W, GEE A H, BERMAN L. Stradx: Real-time acquisition and visualization of freehand three-dimensional ultrasound[J]. *Medical Image Analysis*, 1999, 3(2): 129-140.

作者简介:汪源源(1968—),男,复旦大学电子工程系教授、博士生导师,理学博士,研究方向为医学信息处理、医学超声工程。E-mail: 042021204@fudan.edu.cn; caizh@sh163.net

(本栏目编辑 黄廉卿)