

## 脑外科立体定向手术中标记点的自动检测与定位<sup>①</sup>

孟 德<sup>②\*</sup> 闫浩正\* 李艳杰\* 刘 达\*\* 王田苗\*\*

( \* 北京航空航天大学图像中心 北京 100191 )

( \*\* 北京航空航天大学机器人所 北京 100191 )

**摘 要** 用图像处理和计算机视觉技术研究了脑外科立体定向手术中标记点的自动检测与定位,提出了下述检测与定位方法:首先为提高检测准确率设计 A、B 两类具有特殊纹理的标记,然后,检测 B 类和 A 类标记点并基于极线约束搜索缺失的 A 类标记点,最后进行标记点的双目匹配和三维重建。通过实验测试了该方法的检测准确率和定位精度。结果表明,该方法的标记点误检率为 0.08%,漏检率为零,每对图像的平均处理时间小于 200ms,标记点的平均定位误差小于 0.55mm。该方法简化了脑外科立体定向手术的图像注册过程,而且通过跟踪头部标记点可以在线更新注册。

**关键词** 人工标记点,图像注册,极线约束,脑外科立体定向手术

### 0 引 言

近年来机器人辅助外科手术因具有定位精度高和微创的特点而得以迅速发展,脑外科立体定向手术是其中的一个重要分支<sup>[1-3]</sup>。脑外科立体定向手术的一个关键环节是建立手术空间和医学图像空间的映射关系,即图像注册。现在广泛使用的是基于点对的注册方法,该方法需要利用患者头部的人工标志或自然标志。按照测量标记点在手术空间坐标的方法,注册可分为有框架式<sup>[4,5]</sup>和无框架式<sup>[6]</sup>两种,其中前者需要在病人头部安装特殊的框架,不仅操作过程繁琐,而且框架的安装会对病人有较大的额外创伤,而后者不需要框架,但需借助机械臂<sup>[7]</sup>、超声<sup>[8]</sup>、电磁<sup>[9]</sup>、红外<sup>[10]</sup>或可见光<sup>[11]</sup>等定位标记点的位置。基于机械臂的定位方法需要医生手动牵引或控制机械臂末端与标记点接触,因而测量不便且存在风险。基于超声的定位方法容易受温度的影响。基于电磁的定位方法容易受环境中其它设备的影响。基于红外的定位方法需要专门的红外相机和配置发光二极管的电源。而可见光定位相对其它无框架定位方法具有定位精度高和成本低的优点。朱艳菊<sup>[11]</sup>等人利用可见光双目立体视觉技术实现了注册,该方法需要用鼠标依次点取左右图像中的标

记点中心,操作过程较为繁琐。另一方面,由于标记点中心凸起为反光度很高的金属,并且其周围的纹理较为复杂,所以很难实现标记点的自动识别。本研究通过改进标记点,利用形态学和模板匹配等图像处理技术和计算机视觉技术,实现了标记点的自动定位,简化了注册流程。该方法首先将特殊设计的标记点粘贴在病人的头部,然后双目相机获取标记点的图像,计算机自动检测并计算标记点的空间坐标,具体分为检测 B 类标记并提取包含所有标记的局部图像、在局部图像中检测 A 类标记、利用极线约束搜索漏检的 A 类标记、进行标记点的双目匹配和三维重建 4 个步骤。

### 1 标记点的设计

本研究设计的标记点是两类具有不同纹理颜色的电极片,分别被称为 B 类标记点和 A 类标记点,如图 1 所示。患者的头部需粘贴 3 个 A 类标记和 1 个 B 类标记。从头的正面看,3 个 A 类标记环绕着 B 类标记并位于 B 类标记的同侧,如图 2(a)和图 2(b)所示。为了方便说明,本文定义了 B 类标记的特征直线  $l_B$  和方向  $v_B$ ,如图 3 所示。其中  $l_B$  是大小半圆的相接线,  $v_B$  垂直于  $l_B$  并从小半圆指向大半圆。

① 863 计划(2009AA045300-4)资助项目。

② 男,1977 年生,博士,副教授;研究方向:计算机视觉与智能机器人系统;联系人,E-mail: Tsai@buaa.edu.cn  
(收稿日期:2012-05-30)

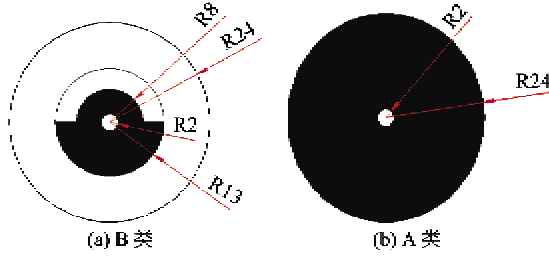


图1 两类标记的颜色和尺寸

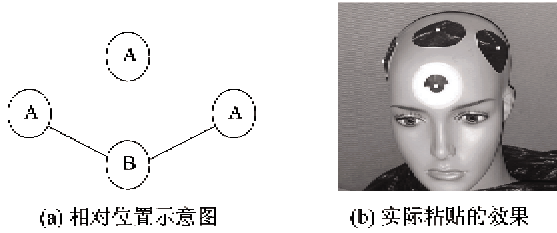


图2 两类标记点的位置关系

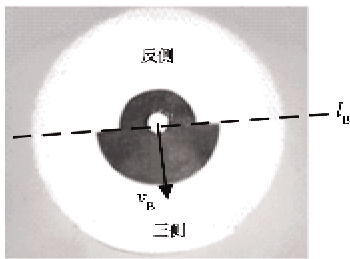


图3 B类标记点正反侧的定义

## 2 B类标记点的检测

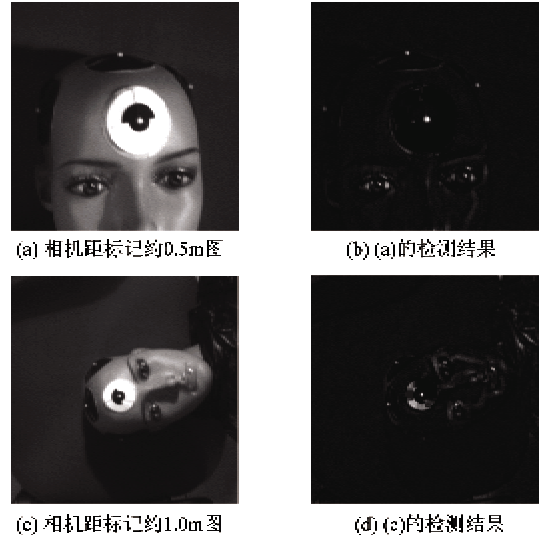
本步操作的目标就是通过检测B类标记提取包含全部标记的局部图像,排除头部以外区域的干扰,同时提高后续操作的检测效率。为了准确检测出B类标记,采集过程中要求相机基本正对B类标记。B类标记的检测过程主要包括以下5步操作:

### (1) 形态学操作。

根据B类标记中心亮四周暗的特点,本文使用了顶帽变换粗提取B标记。当顶帽变换的结构元素与待检测目标相当时,检测效果最好<sup>[12]</sup>。由于标记中心为近似圆形,因此可使用圆形或方形结构元素。标记中心成像直径 $d$ (像素)可根据相机的分辨率、视角及相机到标记的距离推算得出<sup>[13]</sup>。

另外,由于标记中心周围存在半径为其直径4倍的黑色区域,此区域成像灰度较为平坦,而顶帽变换对平坦区域的响应为零,因此 $d$ 值增大若干倍也会有较好的检测效果。图4(a)和图4(c)是分别在相机距离标记0.5m和1.0m时拍摄的图像,理论上,

结构元素的直径分别为3.4和6.8像素。本文使用 $9 \times 9$ 的正方形结构元素的检测,效果分别如图4(b)和图4(d)所示。可以看出,两种情况下结构元素较好地增强了标记的中心。

图4 使用 $9 \times 9$ 的方形模板处理不同高度拍摄的图像(局部)

(2) 自适应二值化和连通域提取,提取候选B类标记。

本文使用自适应阈值完成二值化操作,用以克服光照强度或相机曝光时间的变化导致的图像亮度变化。二值化阈值 $T$ 计算如下:

$$T = k(V_{\max} - V_{\min}) \quad (1)$$

其中 $k$ 是比例系数,可以通过训练集获取, $V_{\max}$ 和 $V_{\min}$ 分别是图像灰度的最大值和最小值。

(3) 提取候选B标记的特征,依据先验知识排除伪标记。

B类标记的特征包括外接矩形尺寸、面积、圆弧度、长短轴尺寸以及局部灰度特征等,而这些特征的取值在一定范围内,本文将超过阈值范围的候选B类标记都被认为是伪标记。其中局部灰度特征描述了标记中心亮周围暗的特点,其定义如下:

$$M = \frac{\max(S_o) - \min(S_o)}{\max(S_i) - \min(S_o)} \quad (2)$$

其中 $S_o$ 表示图5(a)白色圆环覆盖下的像素集合, $S_i$ 表示灰色圆覆盖下的像素集合。 $\max(S_o)$ 、 $\min(S_o)$ 分别表示 $S_o$ 集合中灰度最大值、最小值, $\max(S_i)$ 表示 $S_i$ 集合中灰度最大值。显然, $M$ 的取值范围为0到1,且候选标记的 $M$ 值越小,则越可能是真实的B类标记。本文设定了 $M$ 的取值上限 $M_{\max}$ ,将超过 $M_{\max}$ 的候选标记都认为是伪标记。此步操作之后剩余的候选B类标记如图6所示,从图

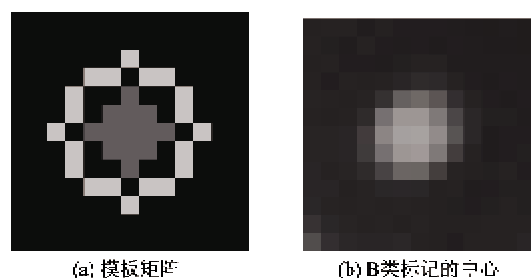
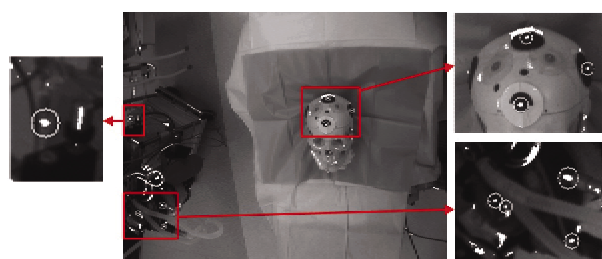


图 5 计算 B 类标记的局部灰度分布特征



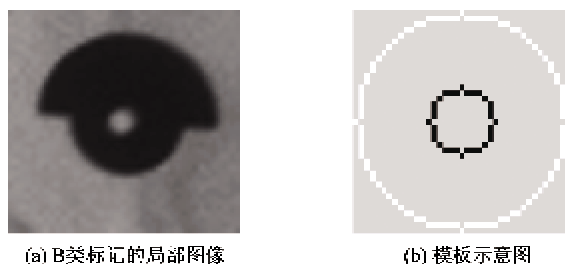
(圆环内的白色区域为符合特征的标记)

图 6 利用特征排除伪标记后剩余的候选标记

中可见,此步操作排除了大部分伪标记。

(4) 计算模板匹配度,寻找匹配度最高的候选 B 标记。

此处同样利用了 B 类标记的灰度分布特征。提取此特征的模板如图 7(b) 所示,其中的黑色圆环代表负数,对应标记的大小半圆区域;白色圆环代表正数,对应 B 类标记的大小半圆周围的区域;灰色区域代表零,对应其它区域。两个圆环的直径可根据标记的设计尺寸计算得出,满足如下约束:



(a) B 类标记的局部图像

(b) 模板示意图

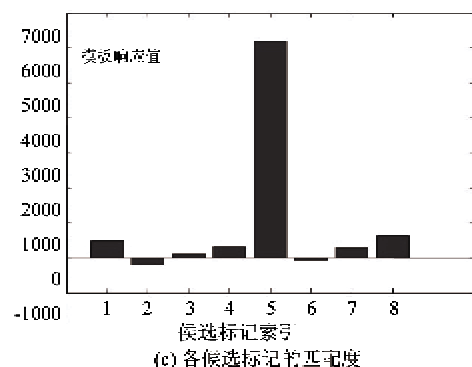


图 7 B 类标记模板和候选标记的匹配度

$$\begin{cases} d < D_1 < 4d \\ 6.5d < D_2 < 12d \end{cases} \quad (3)$$

其中  $d$  是标记中心的直径(像素),  $D_1$  和  $D_2$  分别是模板内环和外环的直径。令模板的中心与标记的中心重合,遍历标记的所有像素,计算其与模板对应元素的乘积并求和就得到了模板匹配度。显然,标记的模板匹配度越高就越可能是真实的标记。本例中,剩余候选标记的模板匹配度如图 7(c) 所示,其中最高的柱条对应真实的 B 类标记。

(5) 提取包含所有标记的局部图像。

此步操作的目的是提取局部图像,并寻找 B 类标记的直线和方向。为减少局部图像的提取误差,本文首先检测 B 类标记大半圆的两个角点,从而计算出大半圆的直径,再依据大半圆直径与头部成像大小的关系就可以较准确地截取局部图像。截取局部图像的详细流程如图 8 所示。

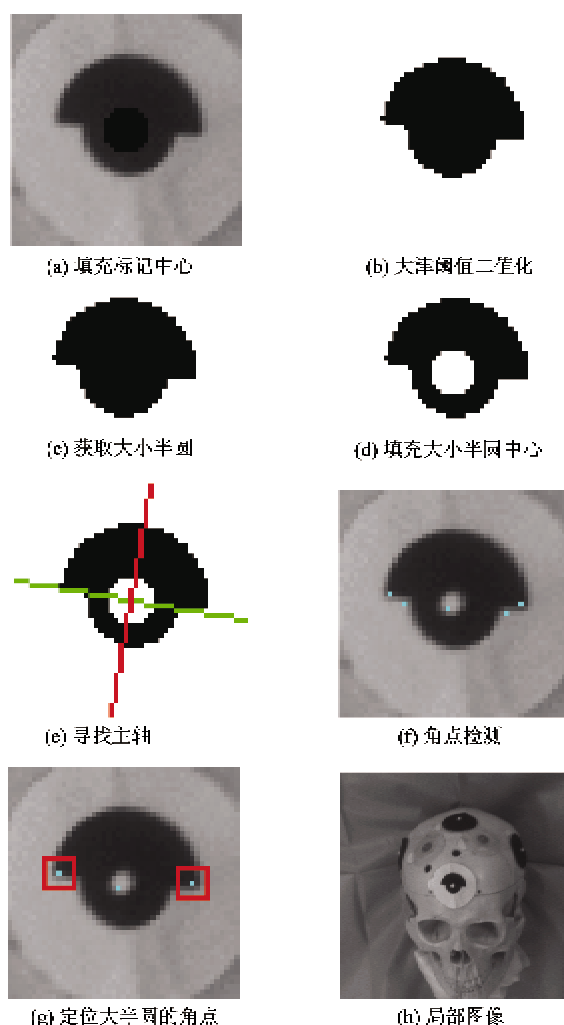


图 8 提取局部图像的流程

上述各步操作中,图 8(d) 的填充操作是为了提

高主轴计算的准确度,图 8(e)使用了主成分分析(principal components analysis, PCA)<sup>[14]</sup>的方法,图 8(f)使用了 Harris 角点检测方法<sup>[15]</sup>。此步操作还获得了 B 类标记的特征直线  $l_B$  和方向  $v_B$  (见图 3),可用于下一部分 A 类标记点的检测。

### 3 A 类标记点的检测

本检测不仅利用了 A 类标记自身的特征,还利用了 A、B 类标记的相对位置关系,主要包括 8 个步骤,下面分别阐述。

(1)形态学操作。

此步同样使用了顶帽变换,不同之处在于结构元素的尺寸可根据 B 类标记中心的尺寸推算得出。

(2)自适应二值化,提取候选 A 类标记。

本步操作与检测 B 类标记的操作相同,不再详述。

(3)依据两类标记之间的位置关系排除伪标记。

由于相机基本正对头部,并且 A、B 类标记是按照一定的规律粘贴的,因此成像后标记之间仍然存在相似的关系。图 9(a)所示的直线  $l_B'$  平行于  $l_B$  且到  $l_B$  的距离是  $d_T$ ,  $l_B'$  被称为阈值直线。只要  $d_T$  大小合适, A 类标记都将位于  $l_B'$  的同一侧。本例中的阈值直线和利用它排除伪标记后的结果如图 9(b)和图 9(c)所示。

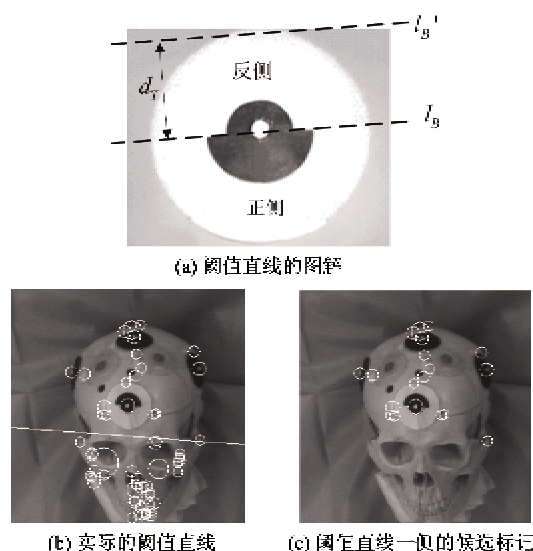


图 9 根据阈值直线排除伪标记

(4)利用 LOG 边缘检测方法重新分割标记中心区域。

为了克服光照不均匀造成的 A 类标记中心大

小不一给检测造成的困难,本文使用了边缘检测的方法重新分割了标记的中心区域。考虑到标记的中心面积很小, Sobel 和 Canny 等边缘检测方法难以得到闭合的边缘,本文使用了高斯拉普拉斯(laplacian of a gaussian, LOG)边缘检测算子<sup>[16]</sup>,获取闭合边缘之后,再对边缘的内部区域进行填充就可以得到新的标记中心。

(5)提取候选 A 类标记的特征,依据先验知识排除伪标记。

A 类标记中心区域的特征与 B 类标记相似。为降低标记的外接矩形尺寸、面积、圆形成度以及长短轴尺寸等受相机的内外参数的影响,本文将 A 类标记的这些特征值与 B 类标记的相应特征值之比作为 A 类标记的特征,以提高算法的鲁棒性。

(6)计算候选 A 类标记的转角,并对 A 标记分类。

A 类标记的转角是指  $v_{BA}$  相对  $v_B$  的转角,逆时针为正,其中  $v_{BA}$  表示从 B 类标记中心指向 A 类标记中心的向量,  $v_B$  是 B 类标记的方向(见图 3)。根据此特征,本文将 A 类标记分为左、中、右三类,分别用 A\_L, A\_M, A\_R 表示,如图 10 所示,各类转角的大小可通过训练集获得。转角的大小可通过  $v_{BA}$  和  $v_B$  的点乘获取,转角的正负可通过  $v_{BA}$  和  $v_B$  的叉乘运算获取。

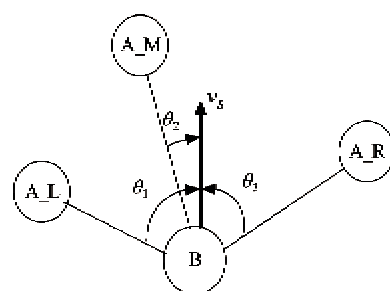


图 10 A 类标记的分组

(7)根据模板匹配度,筛选出每类候选 A 类标记中的最优标记。

A 类标记的成像同样具有中心亮四周暗的特点,本文使用了类似图 5(a)的模板提取这种特征,并从每组候选 A 类标记中筛选出模板匹配值最大的一个,并将其作为真实的 A 类标记。最后得到的图像中的 A 类标记如图 11 所示。

(8)计算标记中心区域的重心。

此步操作通过计算标记点中心区域的灰度重心来得到标记点的亚像素坐标。

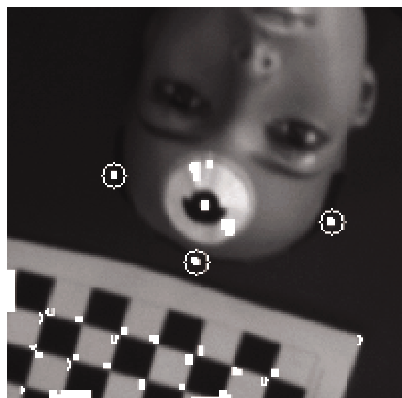


图 11 检测到的 A 类标记(白色圆所圈的区域)

#### 4 基于极线约束的缺失 A 类标记的搜索

实际上光照的不均匀可能导致标记点中心成像亮度很低,导致其在初始的形态学和二值化操作过程中被当做噪声处理,从而导致后续的操作均失效。为解决此问题,本文引入了极线约束搜索的方法,即找到缺失标记点对应的极线,并在此极线附近搜寻缺失的标记。此部分操作分为 6 步,其详细流程如图 12 所示。

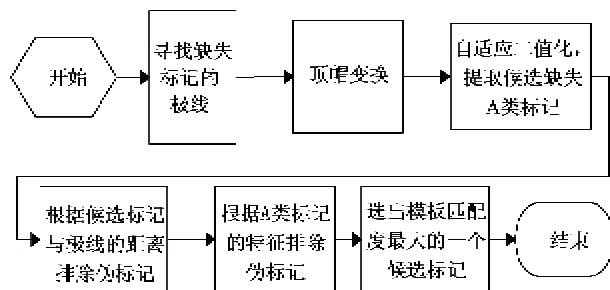


图 12 缺失 A 类标记的搜索过程

假如从左相机到右相机的基础矩阵为  $F$ , 标记点  $P$  在左相机中成像的坐标是  $m_1$ , 在右相机中成像的坐标为  $m_2$ , 则理论上  $m_2$  通过极线  $Fm_1$ <sup>[17]</sup>, 实际中  $m_2$  到极线  $Fm_1$  的距离会很小。另一方面, A 类标记的缺失一般是由其成像亮度低造成的, 所以自适应二值化操作中需降低自适应二值化系数。

#### 5 标记点的双目匹配和三维重建

根据 A、B 类标记的区别和 A 类标记的分组即可实现标记的双目匹配, 匹配结果如图 13 所示。根据标记的像素坐标和双目匹配结果, 利用双目立体视觉技术, 就可以计算出标记的空间坐标。



图 13 标记点的最终检测结果

### 6 实验结果和分析

实验的检测平台如图 14 所示, 其中双目相机为加拿大 Claron 公司的 MicronTracker 相机, 相机分辨率为  $1024 \times 768$ , 纵向和横向视角分别为  $52^\circ$  和  $70^\circ$ , 模型的头部粘贴了 4 个标记(见图 2(b)), 运行算法的计算机配置为: AMD 双核, 主频 2.61GHz, 内存 2G。

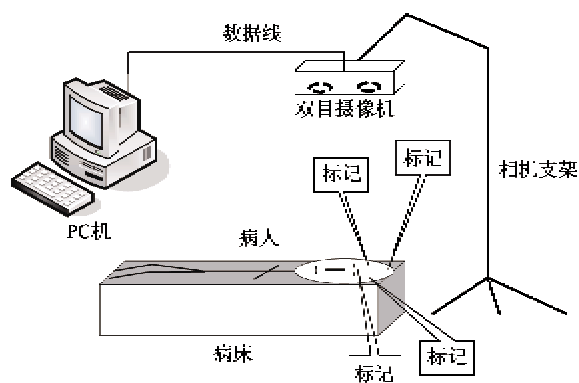


图 14 标记点自动检测的实验平台

#### 6.1 准确率实验

##### A. 实验方法

为测试算法的检测准确率, 本文采集了 272 对图像, 其中每幅图像中的标记点都是可见的, 即没有标记点被遮挡的情况, 相机基本正对 B 类标记。

##### B. 实验结果

本文将采集到的 272 对图片随机分为两组, 其中一组共 106 对图片, 用于训练获取标记的特征, 另一组共 166 对图片, 用于检验算法的效果, 最后的检测结果如表 1 所示。通过 B 类标记检测算法找到了所有图中的 B 类标记, 因此表中没有列出该检测结果。A 类标记检测基于 B 类检测结果, 其结果列在表 1 中第 2 行。缺失 A 类标记搜索基于 B 类和 A 类检测算法, 其结果列在表 1 中第 3 行中。所有图像检测总计用时 32288.9ms, 平均每对图像用时 195.7ms。

表 1 标记检测准确率实验结果

|               | 标记<br>总个数 | 漏检<br>个数 | 漏检率<br>(%) | 误检<br>个数 | 误检率<br>(%) |
|---------------|-----------|----------|------------|----------|------------|
| A 类标记<br>检测算法 | 1328      | 10       | 0.75       | 1        | 0.08       |
| 搜索缺失<br>A 类标记 | 1328      | 0        | 0.00       | 1        | 0.08       |

6.2 定位精度实验

A. 实验方法

为了测试算法的定位标记中心的精度,本文将标记粘贴在颅骨模型的头部,相机基本正对 B 类标记,距离 B 类标记约 1m,相机相对颅骨的姿态保持不变。本文总计采集了 500 幅图像,由于标记中心

的定位精度与检测成功率关系很小(成功率很高),只与标记中心的边缘检测结果和灰度分布有关,因此,只需对标记的中心区域做 LOG 边缘检测和区域分割,计算其重心并重建其空间坐标即可。由于各标记坐标的真值未知,本文将测量值的均值作为真值,即认为标记的测量不存在系统误差,据此可以计算出标记点的定位误差,即测量值和均值的空间距离。

B. 实验结果

表 2 是 4 个标记的定位精度统计结果,从中可以看出,标记点定位误差的 95% 的置信区间位于 0 ~ 1.22mm 之内,标记的平均定位误差不超过 0.55mm。

表 2 四个标记点的定位精度测试结果 (mm)

|          | 标记 1        | 标记 2        | 标记 3        | 标记 4        |
|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 95% 置信区间 | (0, 0.9795) | (0, 0.7396) | (0, 1.2147) | (0, 0.4241) |
| 平均值      | 0.4476      | 0.2843      | 0.5120      | 0.1972      |

6.3 实验分析

从实验结果可以看出:(1)在实验所述条件下,算法具有很高的正确率;(2)基于极线约束的搜索方法可以有效地减少标记的漏检率;(3)算法实现的效率较高;(4)算法的平均定位误差在 0.55mm 以内。从实验过程中可以看出,本算法适用于光照较为均匀的环境,且要求患者的头部标记点在双目相机的视野内并没有被遮挡。

7 结 论

本文提出了一种脑立体定向手术中利用可见光图像自动定位头部标记点的算法,该算法主要包括 4 个步骤,分别是 B 类标记点的检测、A 类标记点的检测、基于极线约束的缺失 A 类标记点的搜索和标记点的双目匹配和三维重建。实验结果表明该算法具有很高的检测准确率,算法的平均定位误差在 0.55mm 以内,基于极线约束的搜索方法有效地降低了 A 类标记点的漏检率。不过,由于算法具有串行工作的特点,因此下一步应该研究如何降低前一步操作的失败对后一步操作的影响。

参考文献

[ 1 ] Meng C, Wang T, Chou W. Remote surgery case: robot-assisted teleneurosurgery. In: Proceedings of the IEEE

International Conference on Robotics and Automation, Singapore, 2004. 819-823  
[ 2 ] Meng C, Wang T, Chou W. A neurosurgical robotic system under image-guidance. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Informatics, Singapore, 2006. 1245-1250  
[ 3 ] 田增民,王田苗,刘宗惠. 机器人系统辅助脑立体定向手术. 军医进修学院学报, 1998, 19: 4-6  
[ 4 ] Adams L, Krybus W, Meyer-Ebrecht D. Computer-assisted surgery. *IEEE Computer Graphics Application*, 1990, 10(3): 43-51  
[ 5 ] Galloway R, Maciunas J, Edwards C. Interactive image-guided neurosurgery. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1992, 39(12): 1226-1231  
[ 6 ] Grunert P, Darabi K, Espinosa J. Computer-aided navigation in neurosurgery. *Neurosurgical Review*, 2003, 26(2): 73-99  
[ 7 ] Kosugi Y, Watababe E, Goto J. An articulated neurosurgical navigation system using MRI and CT images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1988, 35(2): 147-152  
[ 8 ] Friets E, Strohbehn J, Hatch J. A frameless stereotactic operating microscope for neurosurgery. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1989, 36(6): 608-617  
[ 9 ] Kato A, Yoshimine T, Hayakawa T. A frameless, armless navigation system for computer-assisted neurosurgery. *Journal of Neurosurgery*, 1991, 74(5): 845-849

- [10] Zamorano L, Nolte L, Kadi A. Interactive intraoperative localization using an infrared-based system. *Neurological Research*, 1993,15(5):290-298
- [11] 朱艳菊, 孟偲, 刘静华. 面向机器人辅助神经外科手术的视觉标定方法. 高技术通讯, 2004,14(11):69-74
- [12] 张铮, 王艳平, 薛桂香. 数字图像处理与机器视觉. 北京:人民邮电出版社, 2010. 328-334
- [13] 李艳杰. 远程神经外科手术关键技术研究:[硕士学位论文]. 北京: 北京航空航天大学宇航学院, 2011. 18-19
- [14] Smith L. A tutorial on principal components analysis. Cornell University, 2002
- [15] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. In: Proceedings of the Alvey Vision Conference, 1988
- [16] Gonzalez R, Woods R. 数字图像处理. 第 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2008. 467-474
- [17] 吴福朝. 计算机视觉中的数学方法. 北京: 科学出版社, 2008. 64-66

## Automatic detection and localization of markers in stereotactic neurosurgery

Meng Cai<sup>\*</sup>, Yan Haozheng<sup>\*</sup>, Li Yanjie<sup>\*</sup>, Liu Da<sup>\*\*</sup>, Wang Tianmiao<sup>\*\*</sup>

( <sup>\*</sup> Image Processing Centre, Beihang University, Beijing 100191 )

( <sup>\*\*</sup> Robotics Institute, Beihang University, Beijing 100191 )

### Abstract

The techniques of image processing and computer vision were used to study the automatic detection and localization of the markers in stereotactic neurosurgery, and a method for markers' detection and localization was proposed as below: Firstly, design two kinds of markers with special texture, noted as 'A' and 'B', to improve the detection rate. Secondly, detect 'B' markers and 'A' markers and search for the lost 'A' markers based on the epipolar constraint. Finally, match the detected markers in the binocular camera images and calculate the coordinate of markers. The detection rate and localization accuracy of the approach were tested by the experiment. The results showed that the markers' false rate was 0.08%, the markers' lost rate was zero, the average processing time per pair of images was less than 200ms, and the markers' average localization error was less than 0.55mm. This approach can simplify the registration procedure of stereotactic neurosurgery and continuously update the registration data by tracking the markers attached to the head.

**Key words:** artificial markers, image registration, epipolar constraint, stereotactic neurosurgery