

# 3 维建模中视频图像与磁跟踪器的多模态标定 在微创手术中的应用

秦文健 傅嘉

(中国科学院深圳先进技术研究院生物医学与健康工程研究所, 深圳 518067)

**摘要** 提出了一种全自动、多模态的信息融合解决方案用于配准视频图像和磁跟踪数据。该配准方案将用于内窥镜图像的3维数字成像系统以对人体的3维解剖结构的外观和尺度进行重建,特别是用于微创手术。多模态标定方法如下:首先医生将磁跟踪器插入并固定于内窥镜的工作通道;然后利用该器械组对一个棋盘格模板的各个视角进行若干秒的采集;可以得到内窥镜坐标和磁跟踪器坐标的相对关系(平移和旋转)。在手术过程中,磁跟踪器显示的读数将可以自动用来推算出内窥镜的坐标(位置和朝向),并有利于重建器官的3维结构。虽然目前已有一些深入研究的算法用于从图像中推算相机的运动,但容易受到图像分析、误差积累、结构形变等影响。从实验结果分析可知,该方案提出使用磁跟踪器推算相机运动参数的方法可行且提高了精度。此外,该方法不需要特殊的训练或者昂贵的设备。

**关键词** 多模态配准 磁跟踪器 标定 内窥镜

中图法分类号: TP391. 41 R445239 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)07-1099-07

## Multiple-modality Calibration of Video and Magnetic Tracker Data for 3D Appearance and Structure Modeling in Minimally Invasive Surgery

QIN Wenjian, GU Jia

(Key Laboratory for Biomedical Informatics and Health Engineering, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518067)

**Abstract** The paper reports a fully-automated, multiple-modality sensor data registration scheme between video and magnetic tracker data. This registration scheme is intended for use in computerized imaging systems to model the appearance, structure, and dimension of human anatomy in three dimensions(3D) from endoscopic videos, particularly for minimally invasive surgery. The proposed multiple-modality calibration procedure operates this way: before a surgical procedure, the surgeon inserts a magnetic tracker into a working channel of the endoscope or otherwise fixes the tracker's position on the scope. The surgeon then maneuvers the scope-tracker assembly to view a checkerboard calibration pattern from a few different viewpoints for a few seconds. The calibration procedure is then completed, and the relative pose (translation and rotation) between the reference frames of the magnetic tracker and the scope is determined. During the surgical procedure, the readings from the magnetic tracker are used to automatically deduce the pose (both position and orientation) of the scope's reference frame over time, without complicated image analysis. Knowing the scope movement over time then allows us to infer the 3D appearance and structure of the organs and tissues in the scene. While there are other well-established mechanisms for inferring the movement of the camera(scope) from images, they are often sensitive to mistakes in image analysis, error accumulation, and structure deformation. The proposed method using a magnetic tracker to establish the camera motion parameters thus is acceptable and high-precision from analysis of results. Furthermore, the calibration procedure does not require special training or usage of expensive calibration equipment.

**Keywords** multiple model registration, magnetic tracking, calibration, endoscopy

基金项目:广东省自然科学基金项目(8178922035,x000002)

收稿日期:2008-09-24;改回日期:2009-02-17

第一作者简介:秦文健(1987—),男,沈阳航空工业学院在读大学本科生。现为中国科学院深圳先进技术研究院客座学生。主要研究方向为医学图像3维建模和处理。曾获国家奖学金,全国数学建模国家二等奖,美国数学建模国际三等奖。E-mail: jajen@live.cn

## 0 引言

在微创手术和治疗中,对恶性生长组织、肿瘤、息肉的外观、结构和尺寸的数字重建的研究具有重要的临床价值。可视化技术和监测微创手术治疗系统,及数字模型可以更好地辅助医生进行疾病的诊断、精确的标定活体解剖尺寸以及外科手术的规划。例如:一个外科医生使用图形用户界面可以辨别出内窥镜中感兴趣区(ROI),图像系统对采集的视频图像进行分析并重建感兴趣区3维模型。医生可以操作一台虚拟相机从任何的空间位置观看该数字模型并得到一个真实的3维尺寸模型。

基于已研制出的一套3维重建算法<sup>[1]</sup>,并利用该算法对真实的医学图像进行了分析,其3维重建结果如图1所示。首先对图1(a)中(左侧)3幅图像进行匹配,然后构建两幅3维结构(中间),最后经过融合与光滑处理后得到如图1(a)所示(右侧)的结果,图1(b)给出了基于重建所得到的数字模型及其虚拟视图结果。这些图像可以让外科医生从很多虚拟角度去模拟解剖过程,并且还能得到精确的解剖测量尺寸。本文在建模过程中提出了一种不同

于传统单纯依赖图像匹配算法的硬件辅助建模方法,从而大大提高了建模过程的鲁棒性和有效性。

## 1 方法

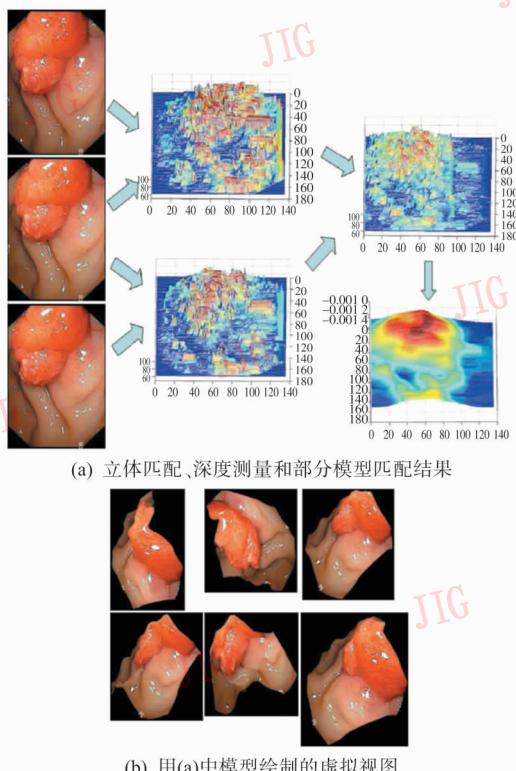
根据已有的图像建模框架<sup>[2-3]</sup>给出了一套改进的建模方案。首先校准内窥镜从而纠正内窥镜的畸变,然后提取显著的图像特征并且通过连续跟踪和匹配建立多帧图像的对应关系,利用这些匹配特征推断内窥镜的运动;其次,使用估算的内窥镜运动参数去模拟标准立体配置(内窥镜平移运动)下得到的图像,并恢复3维的密集深度图,从而将多个3维模型统一到一个坐标系统下。结合已推断出的表面深度和采集图像的表面纹理,则可以建立多个虚拟视图下具有3维结构和表面信息的3维模型。

3维重建的准确性在很大程度上受内窥镜运动参数估算的影响,然而在整个建模过程中,经验表明内窥镜运动参数的估算最易出错的一步。通常为了推算内窥镜的运动参数,从多个图像中提取并匹配图像表面特征且这些表面特征的位置和匹配满足极线约束<sup>[2-3]</sup>,从而确定相机的旋转和平移运动。

然而,如果图像的质量很差,光线不均匀或偏弱,或由于运动而造成图像模糊,则像这样的视频处理器效果就会变差。此外,在实际的临床视频中,位置的漂移、图像的错匹配以及运动轨迹的丢失是不可避免的,传统的单纯依赖图像匹配算法的可靠性不高。如果外加一个可以提供六自由度位置信息的传感器,则可以进行冗余信息的交叉验证,从而提供一个鲁棒性更好的误差消除方法,这也是本文的研究重点所在。

当内窥镜和磁跟踪器很接近但是又不处于同一位置(如内置的磁跟踪器位于内窥镜工作通道内)并且一起运动时候,本文对视频图像和磁跟踪器位置信息的匹配问题进行分析讨论。相比于普通内窥镜,该系统能够从磁跟踪器得到3维的位置和方向信息。此外,由于磁跟踪器和内窥镜在结构上没有处于同一位置,即使它们是一起运动的,磁跟踪器的运动信息也不能直接用来描述内窥镜运动。

这一微妙的差别对3维建模的准确性产生了重要的影响。上文中提到当医生把磁跟踪器插入到内窥镜的工作通道时,不需要复杂的操作和校正过程,因此两个坐标系统之间的相对关系是未知的。图2直观地给出了这种内窥镜—磁跟踪器组合的外观特



(b) 用(a)中模型绘制的虚拟视图

图 1 3 维重建过程和结果

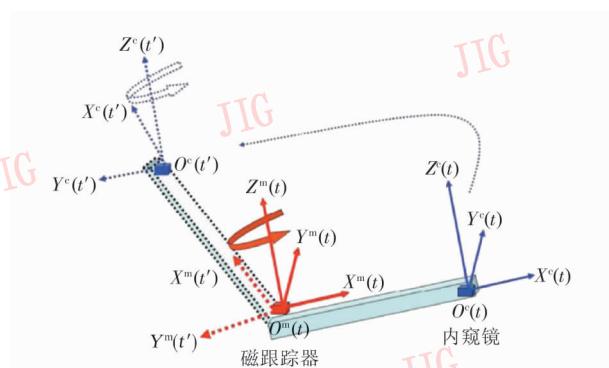


图2 磁跟踪器和内窥镜各自的运动参数和坐标系统

Fig. 2 Pose and motion of the tracker are  
not the same as those of the scope

点,图中的磁跟踪器(上标  $m$  表示)和内窥镜(上标  $c$  表示)之间的位移是一段固定但未知的距离。在手术中如果旋转磁跟踪器的  $Z$  轴,内窥镜相应的从时间  $t$  到  $t'$  发生旋转并同时附加一个非零且距离未知的平移。即使内窥镜和磁跟踪器严密的附加在一起且步调一致,内窥镜的运动参数也和磁跟踪器的读数不尽一致,如果器械组之间没有事先进行过标定,则情况更为复杂。

为了恢复3维深度,根据参考文献[2-3]中提出的方法匹配位置特征并进行三角测量,三角测量需要已知两幅图像的坐标系统或者内窥镜的运动参数,因此,如果直接使用磁跟踪器的读数来替代内窥镜运动参数,三角测量得到的3维重建模型就会具有很大误差。

通过图3可知运动情况的差异性对3维建模所造成的影响。本文考虑一个简单的5 cm焦距的内窥镜和一百万像素的CCD平行运动,既对一个远景、大范围运动情形(内窥镜在2 m间的运动和一个约5 m以外的对象)又对近景、微小运动情形(内窥镜在2 cm间的运动和一个约3 cm距离的对象)进行了分析,并且还添加了随机噪声干扰内窥镜的平移(高达5%)和旋转(高达40°),从而模拟磁跟踪器的坐标位置读数代替内窥镜坐标读数所带来的误差。根据内窥镜运动参数的误差,就可以计算出恢复深度(通过三角测量)偏离真实值的大小(假设在位置特征和匹配中没有误差),通过计算就可以得知恢复深度的误差高达约至40%(其中5%平移误差和40°旋转误差),因此,把磁跟踪器坐标读数作为理想的内窥镜坐标位置这种方案是不可取的。

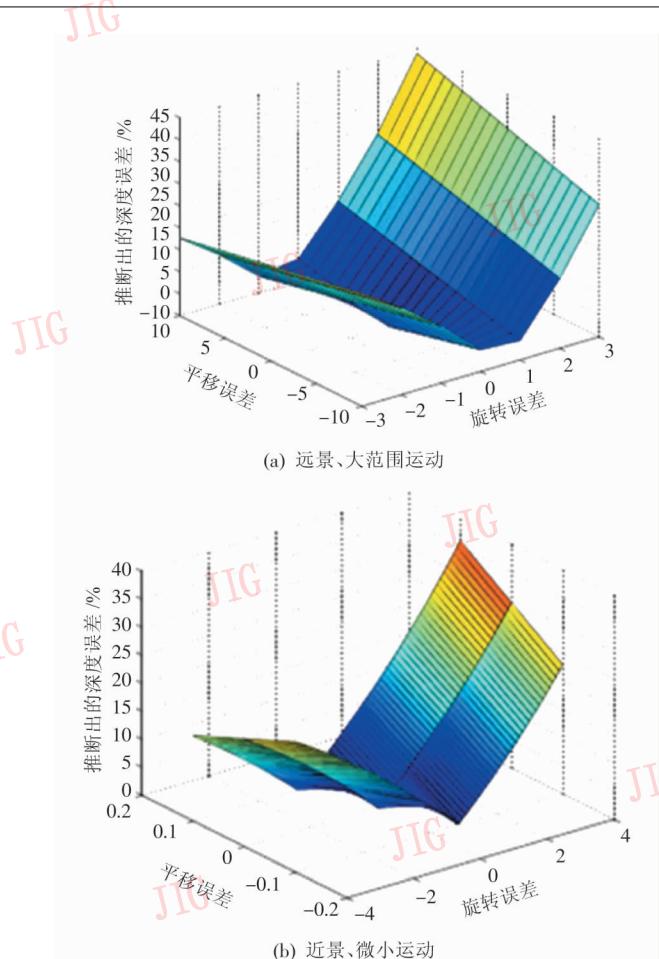


图3 3维深度的准确性造成的内窥镜坐标位置误差

Fig. 3 Errors in camera pose on the accuracy  
of the inferred 3D depth

针对此问题本文提出了一个有效的、鲁棒的、准确的交互式的配准方法,该配准方法可以计算出磁跟踪器和内窥镜组合坐标的相对关系,而且该方法不需要特制的硬件、耗时的计算及特殊训练的外科医生。一旦磁跟踪器和内窥镜的相对坐标已经被标定,那么就可以根据磁跟踪器的坐标实时可靠地推断出内窥镜的坐标。

### 1.1 标定算法

本文中摄像机标定方法是一种基于张正友两步法<sup>[4]</sup>的摄像机标定算法,其算法原理如下:

一个2维空间的点可以用  $\mathbf{m} = [\mu, \nu]^T$  来表示,而一个3维空间的点可以用  $\mathbf{M} = [X, Y, Z]^T$ 。使用增加一项1的空间点向量  $\tilde{\mathbf{m}} = [\mu, \nu, 1]^T$  和  $\tilde{\mathbf{M}} = [X, Y, Z, 1]^T$  通常的针孔摄像机模型可以用式(1)来表示:

$$s \tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{A}[\mathbf{R}, \mathbf{t}] \tilde{\mathbf{M}} \quad (1)$$

式中, $s$  为任意缩放因子,  $(\mathbf{R}, \mathbf{t})$  为摄像机外部参数,是从世界坐标系到摄像机坐标系的旋转和平移变换

矩阵  $\mathbf{A}$  为摄像机内部参数, 可以用

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & \mu_0 \\ 0 & \beta & \nu_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

来表示, 其中  $(\mu_0, \nu_0)$  为原始坐标,  $\alpha$  和  $\beta$  是图像坐标  $\mu$  和  $\nu$  的缩放因子,  $\gamma$  为坐标轴的偏斜参数。

首先假设世界坐标系为  $Z=0$  的物体表面, 把旋转矩阵  $\mathbf{R}$  分解为  $\mathbf{R}=[\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{r}_3]$ , 这样的式(1)可以写成:

$$s \begin{bmatrix} \mu \\ \nu \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} [\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{r}_3, \mathbf{t}] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} [\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{t}] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix}$$

因此,  $\mathbf{M}$  为物体表面的一个点, 由于  $Z$  一直等于 0, 所以  $\mathbf{M}=[X, Y]^T$ , 同样可知  $\tilde{\mathbf{M}}=[X, Y, 1]^T$ 。物体点  $\mathbf{M}$  和图像点  $\mathbf{m}$  之间的关系由矩阵  $\mathbf{H}$  来决定:

$$s \tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{H} \tilde{\mathbf{M}} \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{H}=\mathbf{A}[\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{t}]$ 。

### 1.1.1 分离摄像机内部参数

矩阵  $\mathbf{H}$  可以由图像估计出来。分解  $\mathbf{H}$  为  $\mathbf{H}=[\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3]$ , 从式(2)得出:

$$[\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3] = \lambda \mathbf{A} [\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{t}]$$

其中,  $\lambda$  为任意坐标量。因为  $\mathbf{r}_1$  和  $\mathbf{r}_2$  正交, 所以:

$$\mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2 = 0 \quad (3)$$

$$\mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_3 = \mathbf{h}_2^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2 \quad (4)$$

以上是内部变量的两个基本约束函数。

### 1.1.2 解方程组

令

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{12} & B_{22} & B_{23} \\ B_{13} & B_{23} & B_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2} & -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{\nu_0 \gamma - \mu_0 \beta}{\alpha^2 \beta} \\ -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{\gamma^2}{\alpha^2 \beta^2} + \frac{1}{\beta^2} & -\frac{\gamma(\nu_0 \gamma - \mu_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{\nu_0}{\beta^2} \\ \frac{\nu_0 \gamma - \mu_0 \beta}{\alpha^2 \beta} & -\frac{\gamma(\nu_0 \gamma - \mu_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{\nu_0}{\beta^2} & \frac{(\nu_0 \gamma - \mu_0 \beta)^2}{\alpha^2 \beta^2} + \frac{\nu_0^2}{\beta^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

因为  $\mathbf{B}$  是对称的, 定义:

$$\mathbf{b} = [B_{11}, B_{12}, B_{22}, B_{13}, B_{23}, B_{33}]^T \quad (6)$$

定义  $\mathbf{H}$  的第  $i$  列向量  $\mathbf{h}_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}]^T$ , 可以得到:

$$\mathbf{h}_i^T \mathbf{B} \mathbf{h}_j = \mathbf{V}_{ij}^T \mathbf{b} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{V}_{ij} = [h_{i1} h_{j1}, h_{i2} h_{j2} + h_{i2} h_{j1}, h_{i2} h_{j2}, h_{i3} h_{j1} + h_{i2} h_{j3}, h_{i3} h_{j2} + h_{i2} h_{j3}, h_{i3} h_{j3}]^T$ 。

因此, 式(3)和式(4)可以写为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{V}_{12}^T \\ (\mathbf{V}_{11}^T - \mathbf{V}_{22}^T) \end{bmatrix} \mathbf{b} = 0 \quad (8)$$

如果提供  $n$  个物体平面, 则方程

$$\mathbf{V} \mathbf{b} = 0 \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{V}$  是  $2n \times 6$  的矩阵, 如果  $n$  大于等于 3, 则只有一个唯一的  $\mathbf{b}$  值。如果  $n$  等于 2, 则可以设置偏斜参数  $\gamma$  为 0 来解方程。如果  $\mathbf{b}$  值被估计, 所有的内部参数矩阵  $\mathbf{A}$  也能得到。同样, 每幅图像外部参数也能求出。

$$\mathbf{r}_1 = \lambda \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_1$$

$$\mathbf{r}_2 = \lambda \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2$$

$$\mathbf{r}_3 = \mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_2$$

$$\mathbf{t} = \lambda \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_3$$

### 1.1.3 最小二乘估计法

得到参数初值以后, 通过最小二乘估计法来精确这些参数值。由  $n$  个物体表面的  $m$  个点, 最小二乘法得出:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \| \mathbf{m}_{ij} - \hat{\mathbf{m}}(\mathbf{A}, \mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i, \mathbf{M}_j) \|^2$$

这个是非线性最小二乘问题, 可以用 Levenberg-Marquardt 算法<sup>[5]</sup> 来求解。

### 1.1.4 径向畸变的解决

径向畸变函数如下:

$$\tilde{x} = x + x[k_1(x^2 + y^2) + k_2(x^2 + y^2)^2]$$

$$\tilde{y} = y + y[k_1(x^2 + y^2) + k_2(x^2 + y^2)^2]$$

其中,  $k_1$  和  $k_2$  是径向畸变系数。

因此, 可以得到实际图像坐标为

$$\bar{u} = u + (u - u_0)[k_1(x^2 + y^2) + k_2(x^2 + y^2)^2]$$

$$\bar{v} = v + (v - v_0)[k_1(x^2 + y^2) + k_2(x^2 + y^2)^2]$$

可以写成

$$\begin{bmatrix} (u - u_0)(x^2 + y^2) & (u - u_0)(x^2 + y^2)^2 \\ (v - v_0)(x^2 + y^2) & (v - v_0)(x^2 + y^2)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{u} - u \\ \bar{v} - v \end{bmatrix}$$

由  $n$  个图像的  $m$  个点得到  $2nm$  个方程, 这个线性方程的解法如下:

$$\mathbf{k} = (\mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^T \mathbf{d}$$

如果径向畸变参数被估计出, 完整的最小二乘法如下:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \| \mathbf{m}_{ij} - \hat{\mathbf{m}}(\mathbf{A}, k_1, k_2, \mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i, \mathbf{M}_j) \|^2$$

两步法的算法如下:

- 1) 设置标定板在摄像机前, 获取几个标点图像;
- 2) 取得所有的标定点;
- 3) 通过解方程估计所有的内部参数和外部参数;
- 4) 估计径向畸变参数;
- 5) 最小二乘法优化所有的参数。

## 1.2 标定过程

标定的具体过程采用了1个磁跟踪器及其底座(如图4所示)、1个内窥镜和一个棋盘网格。图5描绘了标定的具体过程及各个坐标系统,其中包括磁跟踪器底座(上标b表示)、磁跟踪器(上标m表示)、内窥镜(上标c表示)和标定网格(上标g表示)的坐标系统,每一个参考坐标系统都是以X、Y和Z轴的原点和方向来说明,其中磁跟踪器底座和标定网格的两个参考坐标系统是静态的;而磁跟踪器和内窥镜的两个参考坐标系统是动态的,但运动是同步的。

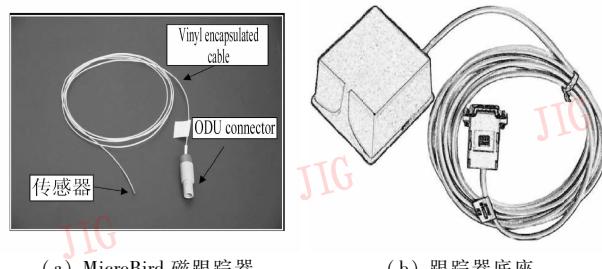


图4 磁跟踪器和磁跟踪器底座实物图

Fig. 4 Map of tracker base

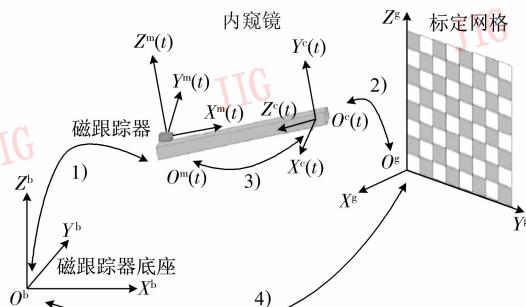


图5 跨模态的标定配置

Fig. 5 Cross-modality calibration configuration

在这两个已知和两个未知的4个坐标系统中,包含了4种坐标轴(平移和旋转)转换过程:

- 1) 表示磁跟踪器底座和磁跟踪器之间的变换

(已知):6维相对空间坐标(3维表示平移和3维表示旋转)由电磁传感器测量得到。

2) 表示标定网格和内窥镜之间的变换(已知):这两者相对坐标关系可以由参考文献[2-4]中那些已有内窥镜标定算法得到的。

3) 表示磁跟踪器和内窥镜之间的变换(未知):该过程是试图恢复标定算法的相对坐标系,一旦该相对坐标已知后,就可以通过该变换进行补偿,从而由磁跟踪器读数推断出内窥镜的坐标。

4) 表示磁跟踪器底座和标定网格之间的变换:假设该两个系统之间的相对关系未知。

标定过程的关键思想是这样的:可以用两种方式表示基准系统中内窥镜的坐标:第1种方法是采用参考文献[2-4](上述第2步)中已有的内窥镜标定算法来计算坐标;第2种方法是采用从内窥镜到磁跟踪器(上述第3步),然后从磁跟踪器到磁跟踪器底座(上述第1步),最后从磁跟踪器底座到标定网格(上述第4步)这种迂回关系表达其坐标。第1种方法不包含未知的坐标系统,而第2种方法包含两个未知坐标系统,即内窥镜和磁跟踪器(上述第3步)及跟踪器底座和标定网格的相对坐标关系(上述第4步),如果把标定网格系统中采用上述两种方法所得的内窥镜坐标视为等同,将对这两个未知坐标系统设置一些约束条件,则可以根据步骤3),1),4)所述的相对坐标变换关系,就能推导出步骤2)中所述棋盘网格和内窥镜之间的相对坐标关系。

当然不可能仅从一个约束条件求解出两个未知坐标系统。但是知道标定网格和磁跟踪器之间的相对坐标关系(上述第4步)是恒定不变的,因为两个坐标系统是稳定不变的,而且当内窥镜与磁跟踪器在空间里一起运动时候,其相对坐标关系(上述第3步)也是恒定不变的(即整个内窥镜与磁跟踪器组合的运动是固定的),因此,当内窥镜与磁跟踪器组合在空间里运动时,如果采集多个同步磁跟踪器读数和标定网格中的图像信息,则可以对步骤1),2),3),4)中相对坐标变换关系推导过程中设置多个约束条件,从而可以求解步骤3)与步骤4)中的未知坐标。从理论上讲,只需5组同步图像信息和跟踪的读数就可以求解未知的相对坐标关系;而实际中,多会采用5组以上的数据,从而确保求解结果的鲁棒性和准确性。倘若视频帧速率为30帧/s,只要几秒钟的影片就能提供数以百计标定的图像帧和磁跟踪器的读数。

此外,本文还进行了非线性优化这一步以提高计算内窥镜与磁跟踪器变换关系的准确性。任何两帧视频图像之间的内窥镜运动都取决于磁跟踪器到内窥镜之间变换的每帧图像中磁跟踪器的位置和方向。在内窥镜的匹配及标定的过程中,可以用每帧图像网格交叉点的像素坐标之间的匹配来计算其内参或畸变参数。因此,获取每对图像之间的内窥镜运动(旋转和平移)参数,并采用极线约束条件得到目标函数及简化模型如下:

$$e = \sum_{1 \leq k, l \leq n} \sum_{i \leq m_{kl}} \left( [p_i^{(1)T}, 1] [T_k^l] \times R_k^l \begin{bmatrix} p_i^{(k)} \\ 1 \end{bmatrix} \right)^2$$

式中,  $n$  是所用的图像帧数,  $T_k^l$  和  $R_k^l$  表示从第  $k$  帧到第  $l$  帧图像的相机平移和旋转运动参数,  $m_{kl}$  表示为第  $k$  帧和第  $l$  帧之间的匹配特征个数,  $p_i^{(k)}$  和  $p_i^{(l)}$  分别表示第  $k$  与第  $l$  帧的第  $i$  个匹配特征的位置。无论使用多少帧数据,只需 6 个变量就能表示内窥镜与磁跟踪器的变换关系:3 个表示旋转和 3 个表示平移,同时由于上述方程是非线性的,就可以利用第 1 步输出的结果作为初步估计,采用了信赖域方法,此方法结合了梯度下降<sup>[6]</sup> 和牛顿法<sup>[7]</sup>,以保证能找到目标函数局部最小值。

## 2 结 果

本文给出了实时的视频和跟踪数据标定的结果。由于这些内窥镜标定算法采用标准标定模式(棋盘格或网格模式,如图 6 所示),因此内窥镜可以从任意坐标位置采集该棋盘格图案(示例图像如图 6 左侧 3 列所示)。根据这些图像匹配网格交叉点的位置特征(图 6 左边 3 列中的红色正方形格是自动检测和匹配所给的 4 种颜色锚点),采用标定算法恢复出相对于图 6 中的标定网格坐标系的内窥镜坐标,同时该过程还可以处理超广角相机畸变问题,其结果如图 6 第 2 行所示。

本文采用 3 维建模方法验证标定过程的准确性。本文前面提到利用图像特征的匹配来进行三角测量法重建一个 3 维模型,这与内窥镜的运动参数准确估计有关,如果估计偏离实际甚远,3 维形状将会发生很恶劣的扭曲,由于内窥镜运动参数是根据磁跟踪器读数(假设是正确的)和内窥镜与磁跟踪器之间的相对坐标(取自标定过程)推断而得到的,因此标定精度就会直接影响到 3 维建模的准确性;

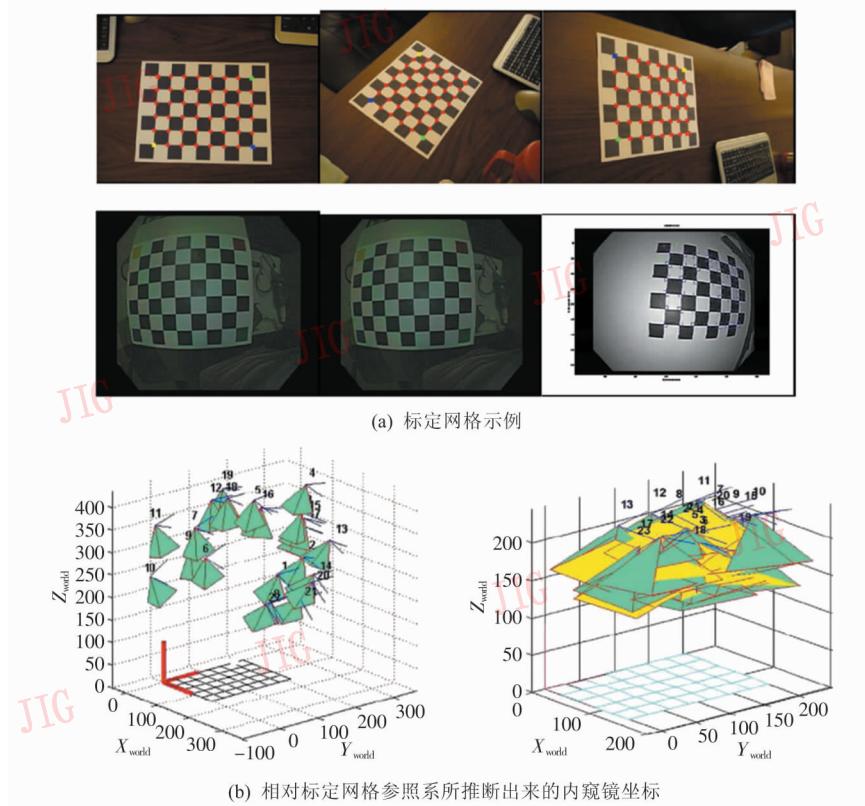


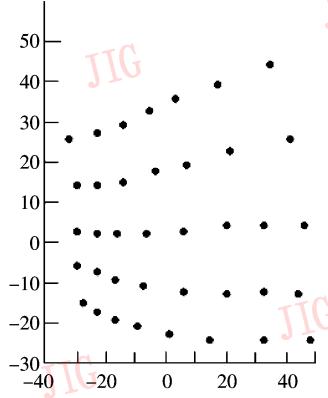
图 6 标准标定模式采集图像和重建结果图

Fig. 6 Image acquisition and the results of reconstruction in standard calibration mode

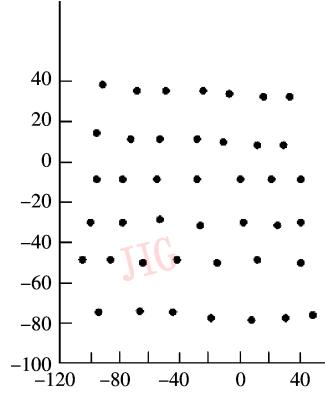
此外,在标定过程中收集到足够多的标定网格图像及其交叉点的匹配关系,因此,可以重建出标定网格的3维模型并计算出重建误差(其中标定网格的尺寸已知)。

图6(b)绿色圆锥体代表内窥镜空间坐标,其中锥尖代表内窥镜的光学中心和锥底代表了图像平面。红色线表示标定网格X、Y和Z坐标轴;第1行为小图像失真的例子,第2行为超广角相机失真例

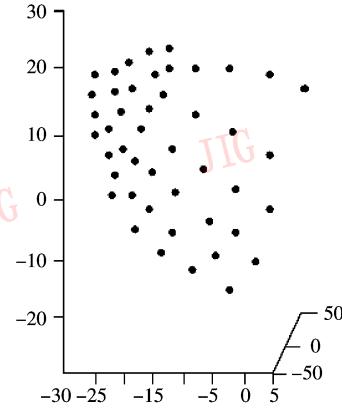
子。图7(a)(b)给出了从多个空间角度采集图6中的网格交叉点的3维重建结果,从图中可以看出,通过采用3维重建算法能正确地恢复出规则的标定网格平面形状,同时本文也给出了3个定量误差分析指标:平面指标,最佳拟合网格平面的平均偏差;线性指标,最佳拟合网格线的平均偏差;正交指标:垂直相交的最佳拟合横向和纵向的网格线的角度与90°之间的偏离。



(a) 采用本文标定算法



(b) 采用本文标定算法



(c) 未采用本文标定算法

图7 重建的空间网格交叉点

Fig. 7 Reconstructed grid junction points in space

采用本文提出的标定算法得到的误差结果如表1第1行所示(百分比误差是由大致为24 cm×18 cm网格尺寸计算得到,即误差=绝对误差/网格线长度),标定结果表明,本文提出的方法具有良好的平面指标,线指标,正交指标。

**表1 采用与未采用提出的标定算法得到的3维建模结果的误差比较**

**Tab. 1 Error in 3D model using calibrated offset from the proposed algorithm and without**

磁跟踪器 数据	平面指标		线性指标		正交指标 偏差90° 误差
	误差绝 对值/mm	误差/%	误差绝 对值/mm	误差/%	
采用本文 方法	1.0	0.4	0.6	0.2	0.4°
未采用本 文方法	3.8	1.6	2.2	0.9	32.4°

综上所述,直接将磁跟踪器读数坐标作为理想的内窥镜的坐标实验证明是不可行的,图7(c)和表1第2行(未采用本文的标定算法的实验结果)很好地说明了这一点;此外,还可以看出如果没有采用所提出的标定算法,网格的歪曲度和定

量的误差要大得多。

## 参考文献(References)

- [1] Koppel D, Chen C I, Wang Y F, et al. Toward automated model building from video in computer assisted diagnoses in colonoscopy [C]//Proceedings of the SPIE Medical Imaging Conference. San Diego, CA, USA: SPIE, 2007: 1117-1120.
- [2] Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision[D]. Cambridge :Cambridge University, 2003.
- [3] Xu G, Zhang Z. Epipolar Geometry in Stereo, Motion and Object Recognition[M]. Boston, USA: Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [4] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [5] More J. The levenberg-marquardt algorithm: implementation and theory[C]//Proceedings of Conference on Numerical Analysis, England: Oxford University Press, 1978, 630: 105-116.
- [6] Demmel J. Applied Numerical Linear Algebra [M]. Philadelphia, USA: SIAM, 1997.
- [7] Saad Y. Iterative Methods for Linear Systems [M]. 2nd ed. Philadelphia, USA: SIAM, 2003.