

# 基于 Harris 角点的内窥镜图像变形全自动校正算法

王田苗<sup>1</sup> 王君臣<sup>1</sup> 杨艳<sup>1</sup> 胡磊<sup>1</sup> 孙磊<sup>2</sup>

**摘要** 提出一种基于 Harris 角点检测的全自动内窥镜图像变形校正算法. 对一幅黑白棋盘格图像进行 Harris 特征点检测并将特征按所属直线进行自动归类. 引入关于全体变形参数的 Harris 角点子集直线度函数并对它进行 Levenberg-Marquardt 迭代优化来寻找最优变形参数. 获取图像时无需限定相机与标定图案的相对姿态, 算法执行中无需用户交互式干预. 实验结果表明本文算法的校正结果使得内窥镜成像很好地满足线性相机模型, 具有亚像素级精度, 是一种快速简单灵活的校正方法, 尤其适合临床应用.

**关键词** 内窥镜导航, 变形校正, Harris 角点, Hough 变换, Levenberg-Marquardt 迭代优化

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2011.01360

## A Fully Automatic Endoscopic Image Correction Method Using Harris Corner Detection

WANG Tian-Miao<sup>1</sup> WANG Jun-Chen<sup>1</sup> YANG Yan<sup>1</sup> HU Lei<sup>1</sup> SUN Lei<sup>2</sup>

**Abstract** We present a fully automatic endoscopic image correction method using Harris corner detection. Harris corner detection on a chessboard pattern image is performed and the interest points are grouped automatically according to lines they belong to. A metric function taking the distortion coefficients as parameters which measures the straightness of the lines consisting of the interest points is introduced. The distortion coefficients are determined by minimizing the metric function using the Levenberg-Marquardt method. No relative pose of the camera with respect to the chessboard pattern is assumed during the image acquisition and no user interaction is needed when the proposed algorithm is running. Experimental results show that our approach yields a good linear camera model with sub-pixel accuracy and is a simple flexible method especially for clinical application.

**Key words** Endoscopic navigation, image correction, Harris corner, Hough transform, Levenberg-Marquardt optimization

内窥镜手术是一种微创手术, 通过微小的切口将内窥镜插入病患处, 提供给医生实时的术中图像来指导手术操作. 由于避免了大切口, 减少了对健康组织的伤害以及缩短了患者的康复时间, 因而得到了广泛的应用. 然而内窥镜由于视野狭窄, 图像容易被遮挡和污染以及缺乏全局的空间信息等, 其临床应用受到了一定限制. 为了克服和减少内窥镜图像的局限性, 国内外对内窥镜图像分析以及内窥镜导航技术等开展了广泛和深入的研究. 这些研究涉及内窥镜的跟踪、内窥镜图像融合与配准、三维重建等<sup>[1-4]</sup>. 这些技术都是使用线性相机模型对内窥镜的成像进行数学建模, 然而内窥镜由于采用了广角镜头配置, 它的图像有很严重的径向变形, 从而使得

线性相机模型的建模误差很大, 影响最终的系统精度. 因此作为这些技术的前处理, 内窥镜图像变形校正得到了广泛的关注和研究. 变形校正的实质就是估计非线性变形模型的参数, 求其逆变换对图像进行修正, 使其满足线性相机模型.

目前的图像变形校正算法可以分成两类. 第一类算法将图像变形模型引入到相机标定模型中, 将变形参数视为相机内参数的一部分参与相机标定迭代优化过程<sup>[5-7]</sup>. 第二类是独立于相机标定过程, 仅从图像分析的角度来估计变形参数, 和具体的成像相机模型无关<sup>[8-11]</sup>. 由于第二类算法的变形建模自由度高于第一类算法, 并且不受相机内参数估计误差的影响, 因此它能更真实准确地描述图像变形过程. 本文所提出的算法属于第二类算法. 第二类算法的核心思想是空间直线在线性相机模型下的图像也是直线. Devernay 等<sup>[8]</sup> 对包含有自然线条的场景图像进行边缘提取和多项式拟合, 找出图像上可能的直线片段并基于这些片段构造关于变形参数的直线度函数, 通过最优化直线度函数得到变形参数. 但是边缘提取的噪声很大, 尤其在直线拐角处, 因此这种方法较为复杂, 健壮性不高. Haneishi 等<sup>[9]</sup> 分析

收稿日期 2011-03-11 录用日期 2011-07-01

Manuscript received March 11, 2011; accepted July 1, 2011

国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2008AA040205), 国家科技支撑计划 (2011BAF01B02) 资助

Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2008AA040205) and National Key Technology Research and Development Program of China (2011BAF01B02)

1. 北京航空航天大学机器人研究所 北京 100191 2. 北京积水潭医院 北京 100035

1. Robotics Institute, Beihang University, Beijing 100191  
2. Beijing Jishuitan Hospital, Beijing 100035

网格图案的图像来矫正电子内窥镜的图像变形, 然而在他们的算法中图像变形中心并没有包含在迭代优化过程里, 而且也没有给出网格点的提取算法. Asari 等<sup>[10]</sup> 使用矩形网状排列的圆点图案, 采用先估计变形中心, 再迭代优化的两步策略来估计变形参数. 缺点在于圆点中心的提取算法复杂而且稳定性低, 变形中心与其他变形参数并不是同步优化而是预先估计, 导致变形参数的估计误差累积并传递. Helferty 等<sup>[11]</sup> 在 Asari 等算法的基础上进行了改进, 但是上述问题依然存在. 针对现存算法在特征点检测与直线归类以及迭代优化过程中的不足, 本文提出一种基于 Harris 角点检测的全自动内窥镜图像校正算法. 该算法不限定内窥镜与标定图案的相对姿态, 能够完成角点的亚像素级定位和所属直线的自动分类, 全部的变形参数参与迭代优化过程以减少误差传递.

## 1 图像变形与校正的数学描述

内窥镜图像的径向变形严重, 而切向变形可以忽略不计. 它的变形模型可描述为<sup>[8]</sup>

$$x_u = x_d + (x_d - c_x)(k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4) \quad (1)$$

$$y_u = y_d + (y_d - c_y)(k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4) \quad (2)$$

$$r_d = \sqrt{\left(\frac{x_d - c_x}{s_x}\right)^2 + (y_d - c_y)^2} \quad (3)$$

其中,  $(x_d, y_d)^T$  和  $(x_u, y_u)^T$  分别是失真坐标和校正坐标;  $(c_x, c_y, k_1, k_2, s_x)^T$  是变形参数;  $r_d$  是变形半径. 对式 (1) 和 (2) 进行适当变形可得:

$$r_u = r_d(1 + k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4) \quad (4)$$

其中,

$$r_u = \sqrt{\left(\frac{x_u - c_x}{s_x}\right)^2 + (y_u - c_y)^2} \quad (5)$$

将式 (4) 看作关于  $r_d$  的 5 次多项式方程, 它的解  $r_d^*$  可用一个序列来有效地逼近. 算法 1 构造了一个序列  $r_d^k \rightarrow r_d^*$ .

### 算法 1.

(\* Solution of  $r_d$  \*)

1) set  $\epsilon$  (\* tolerance, e.g.  $\epsilon = 10^{-9}$  \*)

2)  $k \leftarrow 0$

3)  $r_d^k = r_u$

4)  $r_d^{k+1} = \frac{r_u}{1 + k_1 (r_d^k)^2 + k_2 (r_d^k)^4}$

5) if  $|r_d^{k+1} - r_d^k| \leq \epsilon$

6) then  $r_d^* = r_d^{k+1}$ , return

7) else  $k \leftarrow k + 1$ , Goto 4)

8) endif

求得  $r_d^*$  并结合式 (1) 和 (2), 可以得到:

$$x_d = c_x + (x_u - c_x) \frac{r_d^*}{r_u} \quad (6)$$

$$y_d = c_y + (y_u - c_y) \frac{r_d^*}{r_u} \quad (7)$$

式 (6) 和 (7) 用来根据变形参数进行图像校正, 得到满足线性相机模型的内窥镜图像. 需要说明的是, 图像变形参数只与相机的光学系统结构有关, 与拍摄场景无关, 即不依赖于拍摄的图片. 为了估计变形参数, 需要利用一些具有明显几何特征的标定图案, 通过透视投影几何关系最小化某种测度函数来得到变形参数. 得到的变形参数可以用于校正该相机拍摄的任何图像, 只要相机的物理结构不发生改变. 图像校正算法的关键是如何估计变形参数. 在得到变形参数后, 通过建立一个查找表就可以对图像进行实时校正, 使成像模型符合线性相机模型.

## 2 图像变形参数估计

### 2.1 特征图案与 Harris 角点检测

由于黑白棋格图案的角点特征很明显, 而且还包含有边的信息 (黑白格的分界线), 因此使用它的图像来估计内窥镜的变形参数. Harris 角点检测算法是一种稳定高效的图像特征点检测算法<sup>[12-13]</sup>, 它定义并计算图像中每个像素点  $(x, y)^T$  在  $W$  邻域内的自相关函数 (Auto-correlation function):

$$c(x, y) = \sum_W w_{ij} |I(x_i, y_i) - I(x_i + \Delta x, y_i + \Delta y)|^2 \approx \sum_W w_{ij} |I_x(x_i, y_i) \Delta x + I_y(x_i, y_i) \Delta y|^2 = (\Delta x, \Delta y) M (\Delta x, \Delta y)^T$$

其中,

$$M =$$

$$\begin{bmatrix} \sum_W w_{ij} I_x^2(x_i, y_i) & \sum_W w_{ij} I_x(x_i, y_i) I_y(x_i, y_i) \\ \sum_W w_{ij} I_x(x_i, y_i) I_y(x_i, y_i) & \sum_W w_{ij} I_y^2(x_i, y_i) \end{bmatrix}$$

$w_{ij} = \exp\left(-\frac{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}{2\sigma^2}\right)$  是以  $(x, y)$  为中心的高斯窗函数,  $I_x(x_i, y_i)$ ,  $I_y(x_i, y_i)$  分别是图像灰度  $I(x, y)$  在  $(x_i, y_i)$  关于  $x$ ,  $y$  的偏导数. 对称矩阵  $M$  描述了图像在点  $(x, y)$  的局部灰度结构信息. 通过对  $M$  矩阵两个非负实数特征值的分析可以得到  $(x, y)$  的性质 (边缘、角点或者非特征点). Harris

角点检测算法计算  $(x, y)$  点的角点响应  $R$  (Corner response):

$$R = \text{Det}(M) - k(\text{tr}(M))^2 \quad (8)$$

一般取  $k = 0.04$ . 那么整幅图像  $R$  中的局部极大值就表示该点是一个显著角点. 使用 Harris 角点检测算法得到的角点具有像素级精度, 进一步对检测出的角点进行亚像素精度定位可以得到具有亚像素精度的 Harris 角点. 图 1 所示的是黑白棋格图案的内窥镜图像以及检测到的 Harris 角点 (图中圆圈的中心是 Harris 角点的位置). 下一步需要将这些角点按照所属边进行自动分类.

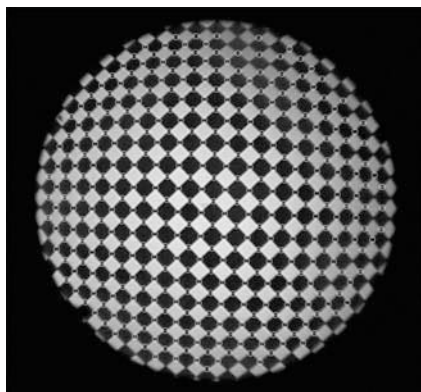


图 1 黑白棋格图像以及 Harris 角点

Fig. 1 Chessboard pattern image and Harris corners

## 2.2 主元角点检测

黑白棋格的角点同时位于两条正交边上. 由于图像发生变形, 这些原本是直线的边都变成了曲线. 离变形中心越远的边变形越大, 反之变形越小. 理论上通过变形中心的边不会发生变形. 因此对黑白棋格的变形图像进行 Hough 直线变换就能找到变形最小的两条正交边, 称为主元边, 记为  $l_1$  和  $l_2$ , 其单位法向量记为  $\mathbf{n}_1$  和  $\mathbf{n}_2$ . 寻找所有角点中到  $l_1$  的距离小于一定阈值的角点就找到了位于主元边  $l_1$  上的角点集合, 称它们为主元角点, 记为集合  $P_1$ . 同理可以找到位于主元边  $l_2$  上的主元角点集合  $P_2$ . 完整的主元角点检测算法由算法 2 给出:

### 算法 2.

(\* 主元角点检测 \*)

- 1) Let  $\epsilon_1 = 0.05, \epsilon_2 = 5$
- 2) 读入黑白棋格图像  $I$
- 3) 对  $I$  进行 Harris 角点检测, 得到角点集合  $C$
- 4) 使用 Canny 算子对  $I$  进行边缘检测, 得到二值化边缘图像  $B$
- 5) 对  $B$  进行 Hough 变换, 得到 Hough 变换矩阵  $H$

- 6) 寻找  $H$  峰值对应的直线, 得到  $l_1$  及其法向量  $\mathbf{n}_1$
- 7) 依次寻找  $H$  的次峰值对应的直线  $l_2$  及其法向量  $\mathbf{n}_2$
- 8) if  $\text{dot}(\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2) < \epsilon_1$  (\* dot( $\cdot$ ) 是点积运算 \*)
- 9) then  $l_2 = l_2', \mathbf{n}_2 = \mathbf{n}_2'$
- 10) else Goto 7)
- 11) endif
- 12) 寻找  $C$  中距离  $l_1$  小于  $\epsilon_2$  的角点集合, 得到  $P_1$
- 13) 寻找  $C$  中距离  $l_2$  小于  $\epsilon_2$  的角点集合, 得到  $P_2$

算法 2 的输出结果如图 2 所示.

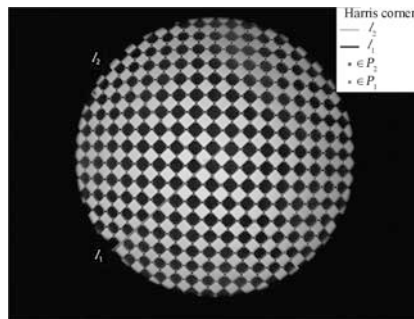


图 2 主元边与主元角点

Fig. 2 Principal edges and corners

## 2.3 角点自动分类

确定了两组主元角点后, 下一步需要将所有角点按照所属边进行分类. 如前文所述, 任何一个角点都位于两条正交的边上, 由于主元角点所在的一条边已经确定 (主元边), 因此需要确定该主元角点所在的另一条边上的所有角点. 在精确描述我们的问题之前, 先 (重) 定义一些符号表示:

- $l_1, l_2$ : 两条主元边;
- $\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2$ :  $l_1, l_2$  的单位法向量;
- $P_1, P_2$ : 主元角点集合;
- $N_1$ :  $P_1$  中的角点个数;
- $N_2$ :  $P_2$  中的角点个数;
- $\mathbf{c}_i^j$ :  $P_i$  中的第  $j$  个角点,  $i = 1, 2, j = 1, 2, \dots, N_i$ ;
- $l(\mathbf{c}_i^j)$ :  $\mathbf{c}_i^j$  所在两条正交边中非  $P_i$  所在边;
- $C$ : 所有角点的集合;
- $\mathbf{c}$ :  $C$  中的任意角点.

有了以上的符号定义, 本节的问题可以用数学语言描述为: 找到  $C$  的  $N_1 + N_2$  个不相交子集  $L_{ij}$ , 使得  $\sum_{i,j} L_{ij} = C$ , 且  $\forall \mathbf{c} \in L_{ij}$  满足  $\mathbf{c}$  在边  $l(\mathbf{c}_i^j)$  上. 图 3 表示了本节所要解决的问题以及各个符号的含义.

在给出求解算法之前, 先给出两个子算法. 算法 3 给定一个角点  $\mathbf{c}_0$  和一个方向  $\mathbf{d}_0$  输出沿着  $\mathbf{d}_0$  距离  $\mathbf{c}_0$  最近的角点  $\mathbf{c}_{\text{next}}$ .

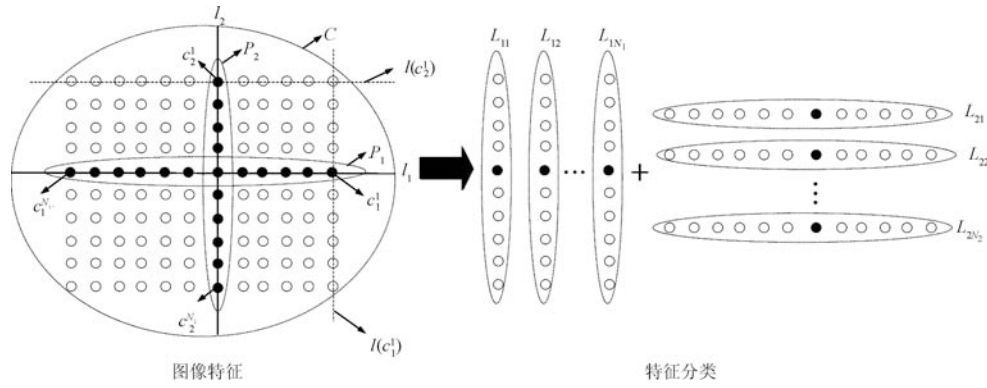


图 3 特征分类

Fig. 3 Feature classification

**算法 3.**

(\*  $c_{next} = \text{FindNext}(c_0, d_0)$  \*)  
 1)  $dist = \text{DOUBLE\_MAX}$ ,  $c_{next} = \text{NULL}$   
 (\*  $\text{DOUBLE\_MAX}$  表示无穷大,  $\text{NULL}$  表示空值 \*)  
 2) **for** each  $c \in C$   
 3)  $p_0 = c - c_0$   
 4)  $cs = \text{Dot}\left(\frac{p_0}{\|p_0\|}, \frac{d_0}{\|d_0\|}\right)$   
 5) **if**  $cs > 0.98$  and  $dist > cs \cdot \|p_0\|$   
 6)  $dist = cs \cdot \|p_0\|$   
 7)  $c_{next} = c$   
 8) **endif**  
 9) **endfor**

进一步, 算法 4 给定主元角点集合中的一个主元点  $c_i^j$ , 生成与它共线的角点集合  $L_{ij}$ .

**算法 4.**

(\*  $L_{ij} = \text{FindLij}(c_i^j)$  \*)  
 1)  $c_0 = c_i^j$   
 2)  $c_{next} = \text{FindNext}(c_0, n_1)$   
 3) **while**  $c_{next} \neq \text{NULL}$   
 4)  $L_{ij} = \{L_{ij}, c_{next}\}$   
 5)  $d_0 = c_{next} - c_0$   
 6)  $c_0 = c_{next}$   
 7)  $c_{next} = \text{FindNext}(c_0, d_0)$   
 8) **endwhile**  
 9)  $c_0 = c_i^j$   
 10)  $c_{next} = \text{FindNext}(c_0, -n_1)$   
 11) **while**  $c_{next} \neq \text{NULL}$   
 12)  $L_{ij} = \{L_{ij}, c_{next}\}$   
 13)  $d_0 = c_{next} - c_0$   
 14)  $c_0 = c_{next}$   
 15)  $c_{next} = \text{FindNext}(c_0, d_0)$   
 16) **endwhile**

最后, 算法 5 给出了本节问题的解.

**算法 5.**

(\*  $L = \text{FindL}$  \*)  
 1)  $L = \text{NULL}$   
 2) **for** each  $c_1^j \in P_1$

3)  $L = \{L, \text{FindLij}(c_1^j)\}$   
 4) **endfor**  
 5) **for** each  $c_2^j \in P_2$   
 6)  $L = \{L, \text{FindLij}(c_2^j)\}$   
 7) **endfor**

算法 5 给出的集合  $L$  的元素就是  $L_{ij}$ .  $L_{ij}$  是角点的集合, 其几何含义为  $L_{ij}$  中的角点都在边  $l(c_i^j)$  上. 图 3 示意了该算法的作用, 图 4 则给出了作用于真实内窥镜图像的输出结果.

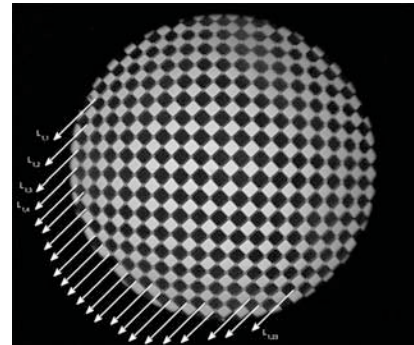
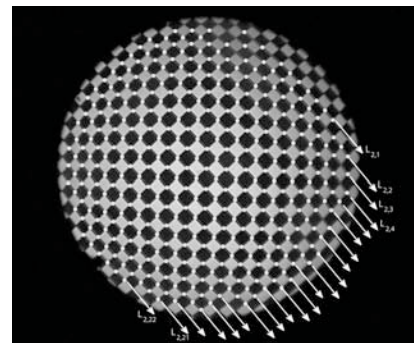
(a) 角点集合  $L_{1j}$ ,  $j = 1, \dots, 23$ (a) Corner groups  $L_{1j}$ ,  $j = 1, \dots, 23$ (b) 角点集合  $L_{2j}$ ,  $j = 1, \dots, 22$ (b) Corner groups  $L_{2j}$ ,  $j = 1, \dots, 22$ 

图 4 算法 5 输出的角点分类集合

Fig. 4 Grouped corners produced by Algorithm 5

## 2.4 直线度函数及目标函数

$L_{ij}$  中的角点在真实物理世界里位于同一条直线上, 然而由于图像的径向变形, 它们在图像上并不共线. 为了评价它们共线的程度, 用一条直线  $ax + by + c = 0$  拟合  $L_{ij}$  即求解:

$$\min f = \sum_{i=1}^N |ax_i + by_i + c|^2 \quad (9)$$

将式 (9) 的残差作为集合  $L_{ij}$  的直线度<sup>[9]</sup>. 如果  $L_{ij}$  严格共线, 则  $\min f = 0$ .  $L_{ij}$  变形越大,  $\min f$  则越大. 实际计算中并不需要求解  $(a, b, c)^T$ . 注意到  $f$  是关于  $(a, b, c)^T$  的二次函数:

$$f = (a, b, c)M(a, b, c)^T \quad (10)$$

其中,

$$M = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N y_i^2 & \sum_{i=1}^N y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i & \sum_{i=1}^N y_i & N \end{bmatrix} \quad (11)$$

$N$  是  $L_{ij}$  中的角点个数. 由于  $(a, b, c)^T$  具有尺度不变性 (Up to scale), 因此限制:

$$a^2 + b^2 + c^2 = 1 \quad (12)$$

式 (10) 在式 (12) 约束下的最小值就是半正定对称矩阵  $M$  的三个非负特征值中最小的特征值, 记为  $\lambda_3(M)$ , 它对应的单位特征向量记为  $\mathbf{u}_3(M)$ , 记:

$$L'_{ij}(\mathbf{k}) = \text{Undistort}(\mathbf{k}, L_{ij}) \quad (13)$$

是使用式 (6) 和 (7) 对  $L_{ij}$  进行校正后的点集, 其中,

$$\mathbf{k} = (c_x, c_y, k_1, k_2, s_x)^T \quad (14)$$

是变形参数, 则  $L'_{ij}(\mathbf{k})$  对应的  $M$  矩阵是关于  $\mathbf{k}$  的矩阵函数, 记为

$$M_{ij}(\mathbf{k}) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N x_i'^2 & \sum_{i=1}^N x_i' y_i' & \sum_{i=1}^N x_i' \\ \sum_{i=1}^N x_i' y_i' & \sum_{i=1}^N y_i'^2 & \sum_{i=1}^N y_i' \\ \sum_{i=1}^N x_i' & \sum_{i=1}^N y_i' & N \end{bmatrix}$$

其中,  $(x_i', y_i')^T \in L'_{ij}(\mathbf{k})$  是  $(x_i, y_i)^T \in L_{ij}$  校正后的点. 由于  $M_{ij}(\mathbf{k})$  是关于  $\mathbf{k}$  的矩阵函数, 它的最小特征值和对应的单位特征向量也是关于  $\mathbf{k}$  的函数, 分别记为  $\lambda_3^{ij}(\mathbf{k})$  和  $\mathbf{u}_3^{ij}(\mathbf{k})$ .  $\lambda_3^{ij}(\mathbf{k})$  描述了  $L_{ij}$  经过变

形参数  $\mathbf{k}$  校正后的直线度, 对于  $L$  中的全体元素, 构建如下的目标函数:

$$\mathbf{S}(\mathbf{k}) = (\lambda_3^{11}, \dots, \lambda_3^{1N_1}, \lambda_3^{21}, \dots, \lambda_3^{2N_2})^T \quad (15)$$

则求解  $\min \|\mathbf{S}(\mathbf{k})\|^2$  这个非线性最小二乘问题就得到了变形参数  $\mathbf{k}$ . 本文使用 Levenberg-Marquardt 算法来进行非线性优化. 为了进行有效地优化迭代, 需要给出  $\mathbf{S}(\mathbf{k})$  的 Jacobian 矩阵, 它的推导过程详见文献 [9].

## 3 实验与结果

为了验证本文算法的有效性和图像校正精度, 进行了内窥镜图像变形参数估计及图像校正实验.

### 3.1 评价标准

由于图像校正的目的是为了使内窥镜成像满足线性相机模型, 即满足:

$$\mathbf{x} = M\mathbf{X} \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{X}$  是三维空间中点的齐次坐标 (Homogeneous coordinates),  $\mathbf{x}$  是它在二维图像上的齐次坐标,  $M$  是  $3 \times 4$  投影矩阵. 当空间点分布在一个平面上时 (例如本文中黑白棋格图案的角点都分布在同一个平面上), 空间点在该平面坐标系下的齐次坐标  $\mathbf{X}_i$  和它在图像坐标系下的齐次坐标  $\mathbf{x}_i$  通过一个  $3 \times 3$  的 Homography 矩阵  $H$  关联:  $\mathbf{x} = H\mathbf{X}$ . 求解以下最小二乘问题得到  $H$ :

$$\min err = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d^2(\mathbf{x}_i, H\mathbf{X}_i)} \quad (17)$$

其中  $d^2(\cdot)$  表示两点之间欧氏距离的平方. 使用式 (17) 的估计残差  $err$  作为评价校正精度的标准. 由于使用的是人造棋格图案,  $\mathbf{X}_i$  精确可知, 因此在图像上  $\mathbf{x}_i$  定位精度一样的条件下,  $err$  的值反映了相机线性模型程度的好坏.

### 3.2 实验装置与步骤

实验中使用的内窥镜为膝关节手术中使用的关节镜. 使用的黑白棋格图案的间距为 5 mm. 内窥镜的图像由图像采集卡 (图像分辨率 768 像素  $\times$  576 像素) 读入计算机进行变形参数估计和图像校正. 实验中使用的计算机采用英特尔 i3 530 处理器, 单核主频为 2.93 GHz, 内存为 4 GB. 由于 Zhang 的方法<sup>[7]</sup> 广泛地应用于相机标定和图像校正, 并且在医学图像计算与计算机辅助手术介入 (Medical image computing and computer assisted intervention, MICCAI) 领域得到广泛认可, 本文用该算法做对比实验.

实验步骤如下: 从不同角度采集 20 幅  $19 \times 13$  的黑白棋格图像, 使用 Zhang 的方法 (Jean-Yves Bouguet 的相机标定 Matlab 工具包<sup>[14]</sup>) 基于这些图像对内窥镜进行标定, 标定参数中包含变形参数, 记为  $k^{\text{zhang}}$ ; 使用内窥镜在距离棋格图案一定距离处采集 1 幅图像, 只要求尽可能多的角点均匀分布在内窥镜视野内, 通过这一幅图像采用本文方法进行变形参数估计, 结果记为  $k^{\text{wang}}$ ; 再用内窥镜从不同角度拍摄 10 幅完整的棋格图像作为用于量化评价的目标图像 (注意目标图像不参与变形参数估计过程); 使用变形参数  $k^{\text{zhang}}$  和  $k^{\text{wang}}$  对目标图像进行校正得到校正图像并使用最大似然估计 (Maximum likelihood estimation, MLE) 算法分别估计未校正的目标图像和校正后的目标图像 (两组) 与棋格图案之间的  $H$  矩阵<sup>[15]</sup> 并得到估计残差以便进行比较. 需要说明的是目标图像可以使用内窥镜拍摄的任何一幅图像, 但为了方便进行量化评价而采用棋格图像 (方便进行  $H$  矩阵估计).

### 3.3 实验结果

实验结果如图 5 所示: (a) 是本文算法使用的棋格图像, 用它来估计内窥镜的变形参数; (b) 是本文算法对 (a) 进行校正的结果; (c) 是其中一幅目标图像; (d) 是对 (c) 进行校正的结果, 可以看到 (c) 中的显著变形已经得到了校正.

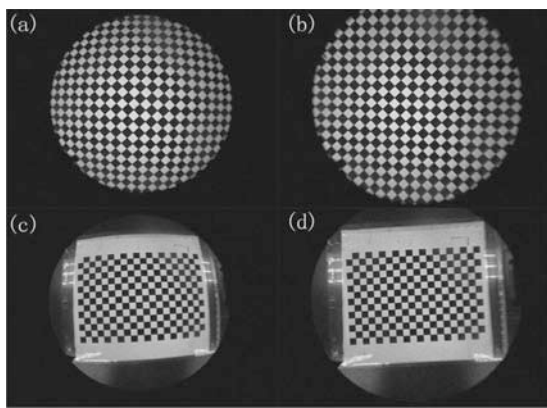


图 5 图像校正结果

Fig. 5 Image correction results

表 1 给出了两组目标图像的残差结果. 其中  $err$  表示估计残差, 单位是像素; 上标  $i$  表示第  $i$  幅目标图像; 下标表示所使用的算法, 其中 d 表示未校正的变形图像 (Distortion). 从表 1 可以看出, 未校正的图像由于存在非线性变形而导致较大的残差, 使用本文算法进行图像校正的结果使得相机满足线性成像模型, 校正精度在亚像素精度级别. Zhang 的方法也能达到亚像素精度级别, 但是略低于本文算法的精度. 差别最大的在于时间消耗. 在同样的计算机硬

件配置环境下, 从图像采集到获得变形参数, Zhang 的方法消耗的总时间为 12 分钟, 而本文方法只需不到 1 分钟就可以得到变形参数. 因为 Zhang 的方法需要对标定板图案从不同角度拍摄多幅图像 (至少 20 幅) 才能得到较稳定的标定结果. 将 Zhang 的方法用于图像校正的主要缺点在于: 时间长, 需要拍摄多幅图像; 拍摄图像时需要注意相机与标定板的相对位姿以防止图像特征退化或者棋格图案不完整; 内外参数之间误差互相影响. 这些缺点限制了它在临床内窥镜图像校正领域的应用.

表 1  $H$  矩阵估计残差

Table 1 Residues of  $H$  matrix estimation

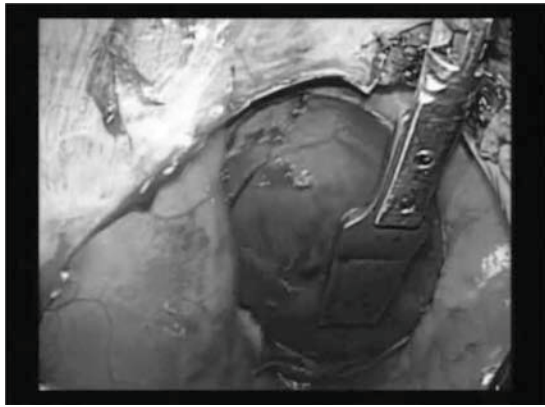
$i$	$err_d^i$	$err_{\text{wang}}^i$	$err_{\text{zhang}}^i$
1	2.49	0.32	0.35
2	2.78	0.37	0.38
3	2.57	0.33	0.35
4	2.61	0.35	0.41
5	2.90	0.32	0.44
6	2.07	0.26	0.28
7	1.38	0.23	0.25
8	2.15	0.27	0.32
9	2.72	0.38	0.47
10	2.21	0.33	0.35

### 3.4 in-vivo 实验

由于本文算法面向临床应用, 因此进行了 in-vivo 动物实验, 实验对象是在麻醉状态下的猪. 实验目的是测量心脏表面在一个心脏周期内的电位分布及变化, 用于心律失常的治疗. 图 6 所示的是内窥镜下的心脏图像, 贴在心脏表面的是一个微型电极阵列, 用于测量心脏表面的电信号. 测得的电信号需要和心脏表面的内窥镜图像进行融合, 因此必须对内窥镜图像进行变形校正. 图 6 (a) 是原始图像, 图 6 (b) 是使用本文算法校正后的图像. 由于真实手术场景图像中缺乏直线等明显的参考信息, 为了观察校正效果, 可以参考图像中的手术器械. 在图 6 (a) 中, 由于图像发生径向畸变, 手术器械的直杆发生了弯曲, 在图 6 (b) 中则得到了校正. 校正后的图像用于后续的图像计算和融合.

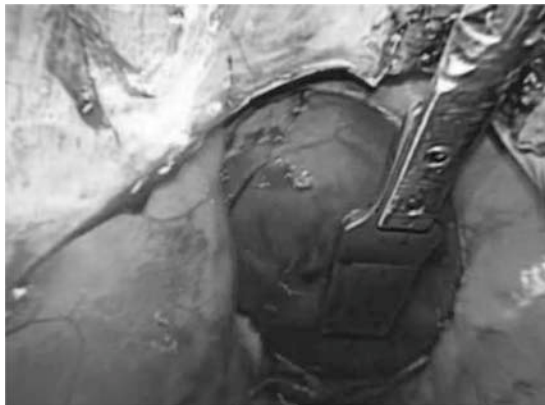
## 4 结论与讨论

本文提出了一种基于 Harris 特征角点的全自动内窥镜图像变形参数估计及图像校正算法. 该算法与具体的相机模型无关, 通过图像特征提取、特征分类和直线度优化三个步骤来寻找最优的变形参数, 从



(a) 未校正的心脏图像

(a) Uncorrected cardiac image under an endoscope



(b) 校正后的图像

(b) Corrected image

图 6 in-vivo 实验

Fig. 6 in-vivo experiment

而保证“空间直线的图像也是直线”。由于采用主元角点检测与角点自动分类技术, 所以不需要限定棋格图案与内窥镜的相对姿态, 亦不需要用户交互, 具有灵活性和便捷性。同时该算法不需要拍摄完整的棋格图案, 因此角点可以均匀地分布在整个视野当中, 尤其是图像的边缘部分。由于图像边缘处的径向变形严重, 这些位于图像边缘的角点可以有效地捕捉到径向变形模型中的高维参数特征, 因此对图像边缘处的校正效果很好。由于只需要一幅图片, 因此大大节约了内窥镜图像变形参数估计的时间, 减少了实际应用的复杂度, 整个校正过程的时间包括图像采集共需大约不到 1 分钟, 这对于临床使用有着积极意义。影响本文算法精度的因素主要是角点数量和它们在视野内均匀分布的程度, 因此使用本算法时尽量保证较多的角点数和视野内较全面的角点分布。校正后的图像可以认为满足线性相机模型, 为后续处理打下了基础。本文算法虽然针对于内窥镜, 但是也适用于一般的相机, 只需根据需要修改图像变形模型和校正模型。

## 致谢

本文算法在动物实验中的验证是在东京大学工学系研究科佐久间研究室的大力支持下完成的。佐久间教授提供了动物实验的环境和相关的实验器材, 高田佑平博士设计了整个实验的流程, 作者在此表示衷心感谢。

## References

- 1 Shahidi R, Bax M R, Maurer C R, Johnson J A, Wilkinson E P, Wang B, West J B, Citardi M J, Manwaring K H, Khadem R. Implementation, calibration and accuracy testing of an image-enhanced endoscopy system. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, **21**(12): 1524–1535
- 2 Szpala S, Wierzbicki M, Guiraudon G, Peters T M. Real-time fusion of endoscopic views with dynamic 3-D cardiac images: a phantom study. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2005, **24**(9): 1207–1215
- 3 Helferty J P, Sherbondy A J, Kiraly A P, Higgins W E. Computer-based system for the virtual-endoscopic guidance of bronchoscopy. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, **108**(1–2): 171–187
- 4 Dey D, Gobbi D G, Slomka P J, Surry K J M, Peters T M. Automatic fusion of freehand endoscopic brain image to three-dimensional surfaces: creating stereoscopic panoramas. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, **21**(1): 23–30
- 5 Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1987, **3**(4): 323–344
- 6 Weng J, Cohen P, Herniou M. Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(10): 965–980
- 7 Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(11): 1330–1334
- 8 Devernay F, Faugeras O. Straight lines have to be straight: automatic calibration and removal of distortion from scenes of structured environments. *Machine Vision and Applications*, 2001, **13**(1): 14–24
- 9 Haneishi H, Yagihashi Y, Miyake Y. A new method for distortion correction of electronic endoscope images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1995, **14**(3): 548–555
- 10 Asari K V, Kumar S, Radhakrishnan D. A new approach for nonlinear distortion correction in endoscopic images based on least squares estimation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, **18**(4): 345–354
- 11 Helferty J P, Zhang C, McLennan G, Higgins W E. Videoendoscopic distortion correction and its application to virtual guidance of endoscopy. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2001, **20**(7): 605–617
- 12 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. In: *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. Manchester, UK: The University of Sheffield Printing Unit, 1988. 147–151

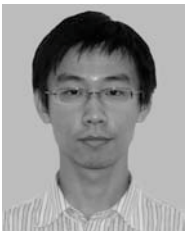
- 13 Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of interest point detectors. *International Journal of Computer Vision*, 2000, **37**(2): 151–172
- 14 Bouguet J Y. Camera calibration toolbox for matlab [Online], available: [http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc/](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/), July 24, 2011
- 15 Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision (Second Edition)*. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. 178–193



**王田苗** 北京航空航天大学教授. 主要研究方向为机器人技术及先进制造.

E-mail: wtm\_itm@263.net

(**WANG Tian-Miao** Professor at Beihang University. His research interest covers robotics and advanced manufacturing.)



**王君臣** 北京航空航天大学机器人研究所博士研究生. 2006 年获北京航空航天大学机械工程及自动化专业学士学位. 主要研究方向为医用机器人技术及图像引导下的手术介入. 本文通信作者.

E-mail: wangjunchen@gmail.com

(**WANG Jun-Chen** Ph.D. candidate at the Robotics Institute, Beihang

University. He received his bachelor degree from Beihang University in 2006. His research interest covers medical robotics and image guided surgical intervention. Corresponding author of this paper.)



**杨艳** 北京航空航天大学机器人研究所硕士研究生. 2009 年获山东理工大学机械工程及自动化专业学士学位. 主要研究方向为医用机器人技术, 医学图像处理, 机器视觉.

E-mail: yangyan870915@163.com

(**YANG Yan** Master student at the Robotics Institute, Beihang University.

She received her bachelor degree from Shandong University of Technology in 2009. Her research, interest covers medical robotics, medical image processing, and machine vision.)



**胡磊** 北京航空航天大学机器人研究所副教授. 主要研究方向为医用机器人技术, 智能医疗设备及骨科手术导航.

E-mail: hulei9971@sina.com

(**HU Lei** Associate professor at Beihang University. His research interest covers medical robotics, intelligent medical devices, and surgical navigation.)



**孙磊** 北京积水潭医院副教授. 主要研究方向为关节运动机理及前交叉韧带重建. E-mail: dr\_sunlei@263.net

(**SUN Lei** Associate professor at Beijing Jishuitan Hospital. His research interest covers mechanism of joint movement and anterior cruciate ligament reconstruction.)