

基于主动视觉系统的摄像机 自定标方法研究¹⁾

吴福朝^{1,2} 李 华¹ 胡占义¹

¹⁾(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080)

²⁾(安徽大学人工智能研究所 合肥 230039)

(E-mail: {huali, wufc, huzy}@nlpr.ia.ac.cn)

摘 要 提出了一种新的基于主动视觉系统的摄像机自定标方法,其主要特点是可以线性求解摄像机的所有 5 个内参数.该方法的基本原理是利用图像中平面场景的信息,通过控制摄像机作多组平面正交平移运动,由平面场景图像的单应性(homography)矩阵建立摄像机内参数线性约束方程组,来求解摄像机的内参数,同时给出约束方程组解的唯一性与平移运动组之间的关系.

关键词 摄像机自定标,主动视觉,单应性矩阵.

NEW ACTIVE VISION BASED CAMERA SELF-CALIBRATION TECHNIQUE

WU Fu-Chao^{1,2} LI Hua¹ HU Zhan-Yi¹

¹⁾(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

²⁾(Institute of Artificial Intelligence, Anhui University, Hefei 230039)
(E-mail: {huali, wfc, huzy}@nlpr.ia.ac.cn)

Abstract In this paper, a new active vision based camera self-calibration technique is proposed. The novelty of this new technique is that it can determine LINEARLY all the FIVE intrinsic parameters of the camera. The basic principle of our new calibration technique is to use the planar information in the scene and to control the camera to undergo several sets of orthogonal planar motions. Then, a set of linear constraints on the five intrinsic parameters is derived by means of homographies associated with scene planes. In addition, the uniqueness of the solution of the constraint set with respect to the configurations of the camera's planar motions is also investigated.

Key words Camera self-calibration, active vision, homography.

1) 国家重点基础研究发展规划(G19980305021)、国家自然科学基金(60033010,69975021,69875001)和中国科学院机器人学开放研究实验室(RL200010)资助项目.

收稿日期 1999-12-29 收修改稿日期 2000-05-10

1 引言

摄像机定标是从二维图像获取三维信息必不可少的步骤. 传统的方法是通过结构已知的物体(如定标块)在图像中的投影来计算摄像机的内参数. 这种方法的缺点是需要一个定标块,这在很多实际应用中难以实现. 基于主动视觉的自定标技术可以克服这个缺点,其特点是通过控制摄像机的运动获取多幅图像来标定内参数. Maybank 和 Faugeras^[1]首次提出基于 Kruppa 方程的摄像机自定标方法,继之很多研究人员提出了一些其它的类似方法^[2~10]. 在这些方法中都需要解一个非线性方程组,一般计算量都很大. 针对这一问题,马颂德研究员^[11]提出了一种基于主动视觉系统的摄像机自定标的线性方法. 这种方法通过控制摄像机在三维空间作两组平移运动,其中每组运动包括三次两两正交的平移运动,简称三正交平移运动,利用 FOE(Focus of Expansion)点建立一个线性方程组来求解摄像机内参数. 对此,杨长江等人^[12]提出了一种改进方法,要求摄像机作四组平移运动,其中每组包括两次相互正交的平移运动,利用 FOE 点仍可线性求解摄像机内参数. 文^[11,12]均是在四参数即畸变因子为零的摄像机模型下,实现线性自定标,在五参数的模型下,利用他们的方法,不可能线性求解. 由于线性方法计算简单,在数值上比非线性方法稳定,一直是摄像机定标所追求的目标. 本文提出一种基于主动视觉系统自定标的新方法,在五参数模型下仍可线性求解.

2 平面场景图像间的单应性(homography)矩阵

2.1 五参数模型

在本文中假定摄像机模型为经典的针孔模型,即假定摄像机内参数矩阵为 $K = \begin{bmatrix} f_u & s & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$,其中 (u_0, v_0) 为主点坐标, f_u 为图像 u 轴的尺度因子, f_v 为图像 v 轴的尺度因子, s 为畸变因子.

2.2 单应性矩阵

令 $m = (u, v, 1)^T$, $m' = (u', v', 1)^T$ 分别是平面 Π 上的点 x 在两幅图像上的像素齐次坐标,如果矩阵 H 使

$$sm' = Hm, \quad (1)$$

其中 s 为一未知的非零常数因子,称矩阵 H 为两幅图像之间的单应性矩阵. 单应性矩阵不是唯一的,它们之间相差一个非零常数因子.

令场景中平面 Π 的方程为 $n^T x = d$,其中 n 为平面的单位法向量, d 为坐标原点到平面的距离. 假定世界坐标系与第一幅图像摄像机坐标系重合,两幅图像摄像机坐标系之间的关系为 $x' = Rx + t$. 则

$$\lambda m = Kx, \quad \lambda' m' = Kx' = KRx + Kt = KRx + \frac{1}{d} Ktn^T x = \lambda \left(KRK^{-1} + K \frac{tn^T}{d} K^{-1} \right) m,$$

因此所有的单应性矩阵 H 均可表示为

$$H = \sigma \left(KRK^{-1} + K \frac{tn^T}{d} K^{-1} \right), \quad (2)$$

其中 σ 为一非零常数因子. 选取 4 对以上的匹配点可线性计算出单应性矩阵 H . 当摄像机为纯平移运动时, 即 $R=I$, 则有

$$H = \sigma \left(I + K \frac{tn^T}{d} K^{-1} \right). \quad (3)$$

2.3 给定单应性矩阵确定常数因子 σ

当摄像机为平移运动时, 由上述方法求得的单应性矩阵记为 \bar{H} , 由式(3)知存在一个非零常数 σ 使得

$$\bar{H} = \sigma \left(I + K \frac{tn^T}{d} K^{-1} \right). \quad (4)$$

由上式有 $\bar{H} - \sigma I = \sigma K \frac{tn^T}{d} K^{-1}$. 因 $\text{rank} \left(K \frac{tn^T}{d} K^{-1} \right) = 1$, 所以

$$\det(\bar{H} - \sigma I) = 0, \quad (5)$$

且

$$\det([\bar{H} - \sigma I]_{2 \times 2}) = 0, \quad \forall [\bar{H} - \sigma I]_{2 \times 2} \in \Omega(\bar{H} - \sigma I), \quad (6)$$

其中 $\Omega(\bar{H} - \sigma I)$ 表示矩阵 $(\bar{H} - \sigma I)$ 所有的 2 阶子矩阵. 因此 σ 是下述方程组的一个解

$$\begin{cases} \det(\bar{H} - \sigma I) = 0, \\ \det([\bar{H} - \sigma I]_{2 \times 2}) = 0, [\bar{H} - \sigma I]_{2 \times 2} \in \Omega(\bar{H} - \sigma I); \end{cases} \quad (7)$$

另一方面, 方程组(7)的第二组中包含有 6 个关于 σ 的一次方程, 所以它仅有唯一解 σ .

这样, 我们可以通过求解方程组(7)的第二组中所包含的 6 个关于 σ 的一次方程来确定非零常数因子 σ . 由于数据误差和数值计算误差等原因, 在实际计算中 σ 视为这 6 个线性方程的最小二乘解.

3 约束方程组与解的唯一性

3.1 约束方程

先导出摄像机在一组相互正交平移运动下关于内参数的约束方程.

令 $t^{(1)}, t^{(2)}$ 是摄像机一组相互正交的平移运动, 即 $(t^{(1)})^T t^{(2)} = 0$. 于是有

$$H_1 = \sigma_1 \left(I + K \frac{t^{(1)} n^T}{d} K^{-1} \right), \quad H_2 = \sigma_2 \left(I + K \frac{t^{(2)} n^T}{d} K^{-1} \right),$$

即

$$K^{-1}(H_1 - \sigma_1 I)K = \frac{\sigma_1}{d} t^{(1)} n^T, \quad K^{-1}(H_2 - \sigma_2 I)K = \frac{\sigma_2}{d} t^{(2)} n^T. \quad (8), (9)$$

将式(8)两边转置, 并左乘式(9), 则有

$$K^{-1}(H_1^T - \sigma_1 I)K^{-T}K^{-1}(H_2 - \sigma_2 I)K = \frac{\sigma_1 \sigma_2}{d^2} n (t^{(1)})^T t^{(2)} n^T = 0.$$

令 $\bar{C} = K^{-T}K^{-1} = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{12} & c_{22} & c_{23} \\ c_{13} & c_{23} & c_{33} \end{pmatrix}$ 是对称正定矩阵, 得到内参数的约束方程

$$(H_1^T - \sigma_1 I) \bar{C} (H_2 - \sigma_2 I) = 0. \quad (10)$$

由上节讨论知, σ_1, σ_2 分别由 H_1, H_2 所唯一确定. 令 $\mathbf{c} = (c_{11}, c_{12}, c_{13}, c_{22}, c_{23}, c_{33})^T$, 则式(10)可写成

$$A\mathbf{c} = 0. \quad (11)$$

由于 K 满秩, 由式(8), (9)知 $(H_1^T - \sigma_1 I)$ 和 $(H_2 - \sigma_2 I)$ 秩均为 1, 则必存在初等矩阵 P_1, P_2 , 使

$$P_1(H_1^T - \sigma_1 I) = \begin{bmatrix} a & b & c \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (H_2 - \sigma_2 I)P_2 = \begin{bmatrix} a' & 0 & 0 \\ b' & 0 & 0 \\ c' & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \text{其中 } a, b, c \text{ 和 } a', b', c' \text{ 不全为 } 0.$$

所以式(11)只能构成对 \mathbf{c} 的一个线性约束. 因此, 要唯一确定 \mathbf{c} , 至少需要 5 组以上形如式(10)的方程所构成的方程组, 才可能在相差一个常数因子的意义下确定 \bar{C} .

3.2 唯一性条件

3.2.1 两组三正交平移运动

设 $T_i = \{\mathbf{t}^{i1}, \mathbf{t}^{i2}, \mathbf{t}^{i3}\} (i=1, 2)$ 为两组三正交平移运动, 即 $\{\mathbf{t}^{i1}, \mathbf{t}^{i2}, \mathbf{t}^{i3}\}$ 是两两正交的平移向量组. 由此导入约束方程组

$$\begin{cases} (H_{i1} - \sigma_{i1} I)^T \bar{C} (H_{i2} - \sigma_{i2} I) = 0, \\ (H_{i2} - \sigma_{i2} I)^T \bar{C} (H_{i3} - \sigma_{i3} I) = 0, \quad i = 1, 2, \\ (H_{i3} - \sigma_{i3} I)^T \bar{C} (H_{i1} - \sigma_{i1} I) = 0, \end{cases} \quad (12)$$

其中 H_{ij} 为平移运动前后二图像间某一平面所对应的单应性矩阵. 由于

$$(H_{ij} - \sigma_{ij} I)^T \bar{C} (H_{ik} - \sigma_{ik} I) = \frac{\sigma_{ij} \sigma_{ik}}{d_i^2} K^{-T} \mathbf{n}_i ((\mathbf{t}^{ij})^T \hat{C} \mathbf{t}^{ik}) \mathbf{n}_i^T K^{-1},$$

其中 $\hat{C} = K^T \bar{C} K$. 所以方程组(12)在相差一个常数因子意义下有唯一对称矩阵解 $\bar{C} = K^{-T} K^{-1}$, 当且仅当方程组

$$\begin{cases} (\mathbf{t}^{i1})^T \hat{C} \mathbf{t}^{i2} = 0, \\ (\mathbf{t}^{i2})^T \hat{C} \mathbf{t}^{i3} = 0, \quad i = 1, 2 \\ (\mathbf{t}^{i3})^T \hat{C} \mathbf{t}^{i1} = 0, \end{cases} \quad (13)$$

在相差一个常数因子意义下有唯一对称矩阵解 $\hat{C} = I$.

由于式(13)的齐次性, 它的解仅与平移向量 \mathbf{t}^{ij} 的方向有关, 而与其长度无关, 因此我们以后总假定 \mathbf{t}^{ij} 为单位向量.

定义 1. 令 $T_i = \{\mathbf{t}^{i1}, \mathbf{t}^{i2}, \mathbf{t}^{i3}\} (i=1, 2)$ 为两组三正交平移运动, 若 $\forall 1 \leq j < k \leq 3, 1 \leq l < m \leq 3, \{\mathbf{t}^{1j}, \mathbf{t}^{1k}, \mathbf{t}^{2l}, \mathbf{t}^{2m}\}$ 是不共面的向量, 则称 $T_i (i=1, 2)$ 为独立的两组三正交平移运动.

由矩阵分析可知, 对任意两组三正交平移运动 $T_i = \{\mathbf{t}^{i1}, \mathbf{t}^{i2}, \mathbf{t}^{i3}\}, i=1, 2$, 必存在正交矩阵 Q 使得

$$[\mathbf{t}^{21} \quad \mathbf{t}^{22} \quad \mathbf{t}^{23}] = [\mathbf{t}^{11} \quad \mathbf{t}^{12} \quad \mathbf{t}^{13}] Q.$$

引理 1. $T_i (i=1, 2)$ 为独立的两组三正交平移运动, 当且仅当正交矩阵 Q 的每一行与每一列至多有一个元素为 0.

引理 2. $T = \{\mathbf{t}^1, \mathbf{t}^2, \mathbf{t}^3\}$ 为一组三正交平移运动, 方程组

$$\begin{cases} (\mathbf{t}^1)^T \hat{C} \mathbf{t}^2 = 0, \\ (\mathbf{t}^2)^T \hat{C} \mathbf{t}^3 = 0, \\ (\mathbf{t}^3)^T \hat{C} \mathbf{t}^1 = 0 \end{cases}$$

的所有对称矩阵的通解为

$$\hat{C} = [t^1 \ t^2 \ t^3] \text{diag}(\alpha_1, \alpha_4, \alpha_6) [t^1 \ t^2 \ t^3]^T, \alpha_1, \alpha_4, \alpha_6 \text{ 为任意实数.}$$

由引理 1 和 2, 可得下述命题.

命题 1. 方程组(13)在相差一个常数因子意义下有唯一解 $\hat{C}=I$, 即方程组(12)在相差一个常数因子意义下有唯一解 $\bar{C}=K^{-T}K^{-1}$, 当仅当 $T_i (i=1, 2)$ 为独立的两组三正交平移运动.

引理 1, 2 及命题 1 的证明见附录.

3. 2. 2 五组平面正交运动

给定五组平面正交运动 $T_i = \{t^{i1}, t^{i2}\}, i=1, 2, \dots, 5$, 下面讨论约束方程组

$$(H_{i1} - \sigma_{i1}I)^T \bar{C} (H_{i2} - \sigma_{i2}I) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, 5 \tag{14}$$

在相差一个常数因子意义下有唯一对称矩阵解 $\bar{C}=K^{-T}K^{-1}$ 的充要条件.

类似前面, 方程组(14)在相差一个常数因子意义下有唯一对称矩阵解当仅当方程组

$$(t^{i1})^T \hat{C} t^{i2} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, 5 \tag{15}$$

在相差一个常数因子意义下有唯一对称矩阵解 $\hat{C}=I$.

$$\text{令 } t^{ij} = \begin{pmatrix} t_1^{ij} \\ t_2^{ij} \\ t_3^{ij} \end{pmatrix}, T = \begin{bmatrix} a^1 & b^1 \\ a^2 & b^2 \\ \dots & \dots \\ a^5 & b^5 \end{bmatrix}, \text{ 其中 } a^i = (t_1^{i1}t_1^{i2}, t_2^{i1}t_2^{i2}), b^i = (t_1^{i1}t_2^{i2} + t_2^{i1}t_1^{i2}, t_1^{i1}t_3^{i2} + t_3^{i1}t_1^{i2}, t_2^{i1}t_3^{i2} + t_3^{i1}t_2^{i2}), i=1, 2, \dots, 5, \text{ 则有下列命题.}$$

命题 2. 方程组(15)在相差一个常数因子意义下有唯一解 $\hat{C}=I$, 即方程组(14)在相差一个常数因子意义下有唯一解 $\bar{C}=K^{-T}K^{-1}$, 当仅当 $\text{rank}(T)=5$.

定义 2. $\forall i \neq j, \{t^{i1}, t^{i2}, t^{j1}, t^{j2}\}$ 是不共面向量组, 则称 $T_i = \{t^{i1}, t^{i2}\} (i=1, 2, \dots, 5)$ 为独立的五组平面正交运动.

我们猜测下述命题成立.

命题 3. 若 $T_i = \{t^{i1}, t^{i2}\} (i=1, 2, \dots, 5)$ 为独立的五组不同平面上的正交运动, 则 $\text{rank}(T)=5$ 即方程组(14)在相差一个常数因子意义下有唯一对称矩阵解.

对于命题 3 目前我们还未有严格的数学证明, 但大量模拟实验均支持这一结论. 换言之, 在独立五组不同平面上做正交运动的条件下, 大量模拟实验表明方程组(14)有唯一解.

4 摄像机自定标算法

$$\text{令 } \bar{C} = \begin{pmatrix} \bar{c}_1 & \bar{c}_2 & \bar{c}_3 \\ \bar{c}_2 & \bar{c}_4 & \bar{c}_5 \\ \bar{c}_3 & \bar{c}_5 & \bar{c}_6 \end{pmatrix}, \bar{c} = (\bar{c}_1, \bar{c}_2, \bar{c}_3, \bar{c}_4, \bar{c}_5, \bar{c}_6)^T, \text{ 约束方程组可写成下述线性方程组的形式}$$

$$A\bar{c} = 0. \tag{16}$$

由命题 1, 2, 通过线性约束方程组(16), 可在相差一个常数因子意义下唯一确定 \bar{c} . 将 \bar{c} 写成矩阵形式记为 \bar{C} , 则在相差一个常数因子意义下 $\bar{C}^{-1}=KK^T$.

对 \bar{C}^{-1} 进行 cholesky 分解 $\bar{C}^{-1} = VV^T$, 再对 V 进行 RQ 分解 $V = K_0Q$, 其中 K_0 为对角元素均大于零的上三角阵, Q 为正交阵. 于是有 $\bar{C}^{-1} = VV^T = K_0Q(K_0Q)^T = K_0K_0^T$.

由于 cholesky 分解和满足所述条件的 RQ 分解是唯一的, 因此上述方法就唯一确定了 K_0 . 但此时 K_0 与内参数阵相差一个常数因子. 因内参数阵第三行第三列的元素为 1, 所以将该元素归一化即得内参数阵 K .

总结上述讨论, 有下述自标定算法:

- 1) 控制摄像机做 $N(N \geq 5)$ 组独立的正交平移运动;
- 2) 计算在每组正交平移运动下对应某一平面¹⁾的单应性矩阵 H ;
- 3) 由 H 确定对应的常数因子 σ ;
- 4) 将 N 组平移运动下所得的约束写成线性方程组 $A\bar{c} = 0$;
- 5) 求 $A\bar{c} = 0$ 的最小二乘解 \bar{c}^* (\bar{c}^* 为对应 $A^T A$ 最小特征值的单位特征向量);

$$6) \text{ 由 } \bar{C}^* = \begin{pmatrix} \bar{c}_1^* & \bar{c}_2^* & \bar{c}_3^* \\ \bar{c}_2^* & \bar{c}_4^* & \bar{c}_5^* \\ \bar{c}_3^* & \bar{c}_5^* & \bar{c}_6^* \end{pmatrix}, \text{ 求解内参数阵 } K$$

- 6.1) 计算 \bar{C}^* 的逆矩阵 \bar{C}^{*-1} ;
- 6.2) 对 \bar{C}^{*-1} 进行 cholesky 分解 $\bar{C}^{*-1} = VV^T$;
- 6.3) 对 V 进行 RQ 分解 $V = KQ$, 其中 K 的对角元素均大于零, Q 为正交阵;
- 6.4) 将 K 的最后一个元素归一化, 得内参数阵.

5 模拟与真实图像实验

5.1 噪声影响

为了检验算法的鲁棒性, 像素坐标加入均匀随机噪声, 噪声单位为像素. 模拟图像大小为 1024×1024 个像素, 内参数为 $f_u = 1000$, $f_v = 1000$, $s = 0.20$, $u_0 = 0$, $v_0 = 0$. 在计算单应矩阵时, 使用 20 个点, 以保证 H 的稳定性. 在不同噪声水平下均进行 100 次实验, 然后分别取均值和均方差. 实验结果见表 1 和表 2. 可以看出, 在有噪声的情况下, 本算法也可以得到较好的结果. 同时, 随着噪声的增大, 所得内参数均方差的值也是线性增大的.

表 1 各种不同噪声水平下实验结果的均值

噪声水平	f_u	f_v	s	u_0	v_0
0.1	999.620	999.705	0.535	0.108	0.117
0.2	999.524	999.627	-0.103	0.694	-0.164
0.3	997.178	998.711	-0.145	0.646	-2.838
0.4	1000.014	999.425	1.089	-0.521	0.972
0.6	997.965	998.322	-0.965	1.072	-2.249
0.8	999.079	994.869	1.826	5.065	7.403
1.0	996.211	993.771	-1.928	5.782	4.021
1.5	1025.636	986.579	7.314	19.065	65.364

注. 其中内参数的理论值为 $f_u = 1000$, $f_v = 1000$, $s = 0.2$, $u_0 = 0$, $v_0 = 0$.

1) 每组内必须是同一个平面, 各组之间可以是不同的平面.

表 2 各种不同噪声水平下实验结果的均方差

噪声水平	$ \Delta f_u $	$ \Delta f_v $	$ \Delta s $	$ \Delta u_0 $	$ \Delta v_0 $
0.1	4.420	1.419	1.629	1.227	6.690
0.2	11.247	3.839	3.025	3.036	15.045
0.3	16.233	5.129	4.891	4.594	23.082
0.4	19.662	6.172	5.843	5.909	27.659
0.6	31.783	10.069	11.292	8.081	41.883
0.8	45.845	16.051	12.733	12.589	63.160
1.0	51.048	17.803	15.346	15.013	70.404
1.5	82.179	29.546	26.543	31.442	141.292

注. 其中无噪声时的均方差理论值为 $\Delta f_u=0$, $\Delta f_v=0$, $\Delta s=0$, $\Delta u_0=0$, $\Delta v_0=0$.

5.2 正交性影响

为了检验正交性对算法的影响,我们进行了如下模拟实验.在模拟实验中,一组内两次平移运动之间的夹角允许在某一给定范围内随机变化.在不同给定范围下,均进行 100 次模拟实验,然后分别取均值和均方差.同时,还改变平移运动组的数量,进行了同样的实验.模拟图像大小为 1024×1024 个像素,在理想状态下(即组内两组平移运动夹角为正交 90°),对应的内参数为 $f_u=1000$, $f_v=1000$, $s=0.20$, $u_0=0$, $v_0=0$.实验结果见表 3,表中 X-Y 表示每组内两次平移之间夹角的随机取值范围.从表中可以看出,随着组的数目增大,所求得的内参数的均方差就越接近理想值.同时,组内两次平移运动之间的夹角越趋近于 90° ,所求得的内参数的均方差也就越理想.所以,在实验中为了获得好的结果,在可能的情况下,应当尽可能保证组内平移运动的正交性,并且多取几组正交平移运动.

表 3 在不同夹角情况下所得实验结果的均方差

X-Y		5 组	8 组	10 组	15 组
89~91	$ \Delta f_u $	68.675	22.476	14.833	12.223
	$ \Delta f_v $	95.449	20.111	15.430	12.137
	$ \Delta s $	89.769	24.096	15.750	12.298
	$ \Delta u_0 $	79.402	20.059	17.572	11.282
	$ \Delta v_0 $	93.204	23.037	15.660	12.774
88~92	$ \Delta f_u $	76.504	36.093	28.332	24.695
	$ \Delta f_v $	74.637	36.193	33.237	19.735
	$ \Delta s $	76.964	40.716	34.825	25.863
	$ \Delta u_0 $	76.272	37.052	36.785	29.878
	$ \Delta v_0 $	96.948	44.650	32.760	27.553
87~93	$ \Delta f_u $	116.353	56.076	51.361	33.932
	$ \Delta f_v $	117.717	54.311	42.966	37.355
	$ \Delta s $	137.267	69.961	49.458	40.116
	$ \Delta u_0 $	124.863	63.049	41.249	36.142
	$ \Delta v_0 $	131.662	69.823	50.069	33.646
86~94	$ \Delta f_u $	134.559	74.162	62.798	42.071
	$ \Delta f_v $	157.014	77.104	61.539	54.406
	$ \Delta s $	157.637	93.322	66.006	58.155
	$ \Delta u_0 $	147.420	101.423	77.876	58.146
	$ \Delta v_0 $	181.170	88.721	81.984	51.644
85~95	$ \Delta f_u $	146.971	82.832	88.394	64.677
	$ \Delta f_v $	193.981	100.698	87.937	77.262
	$ \Delta s $	186.325	111.342	104.461	68.707
	$ \Delta u_0 $	199.289	98.310	106.240	81.448
	$ \Delta v_0 $	163.040	99.643	94.143	78.437

注. 其中当 X-Y 夹角为 90° 时的均方差理论值为 $\Delta f_u=0$, $\Delta f_v=0$, $\Delta s=0$, $\Delta u_0=0$, $\Delta v_0=0$.

5.3 真实图像实验

5.3.1 标定内参数

在实际图像实验中使用的的是一个 CCD 摄像机. 我们选择了包含着一个平面的三维场景. 摄像机作 16 组独立的平面正交运动, 获取 16 组真实图像. 真实图像的大小为 384×288 个像素, 图 1 为其中的一组.

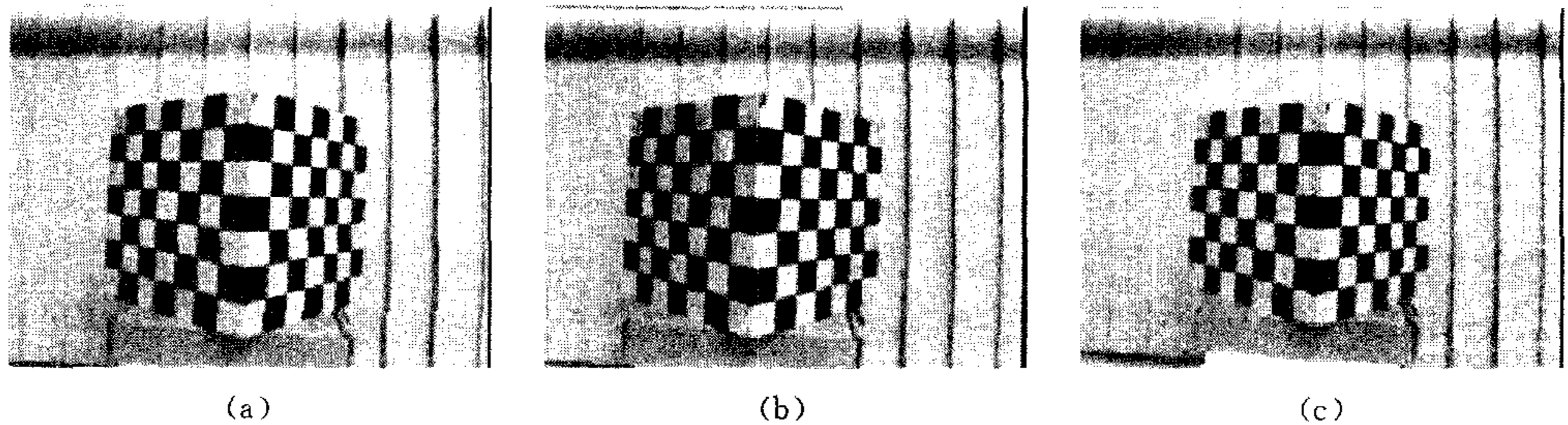


图 1 用于计算 CCD 摄像机内参数的一组图像

利用本文方法所获得的摄像机内参数见表 4.

表 4 本文方法得到的 CCD 摄像机的内参数

f_u	f_v	u_0	v_0	s
524.673 1	256.900 8	172.014 1	190.648 6	-0.822 0

5.3.2 重建验证所得内参数

用立体视觉的方法重建三维场景来检验所得到的摄像机内参数. 利用前面已定标出的摄像机拍摄定标块的两幅图像(如图 2 所示), 图像大小为 384×288 , 图中的亮点为在两个互相垂直的平面上所选取的对应点. 图 3 为重建结果, 其中(a)为俯视图, (b)为侧视图. 通过重建所求得两个平面之间的夹角为 90.4° , 与真实平面的夹角 90.0° 相当接近, 从而说明对

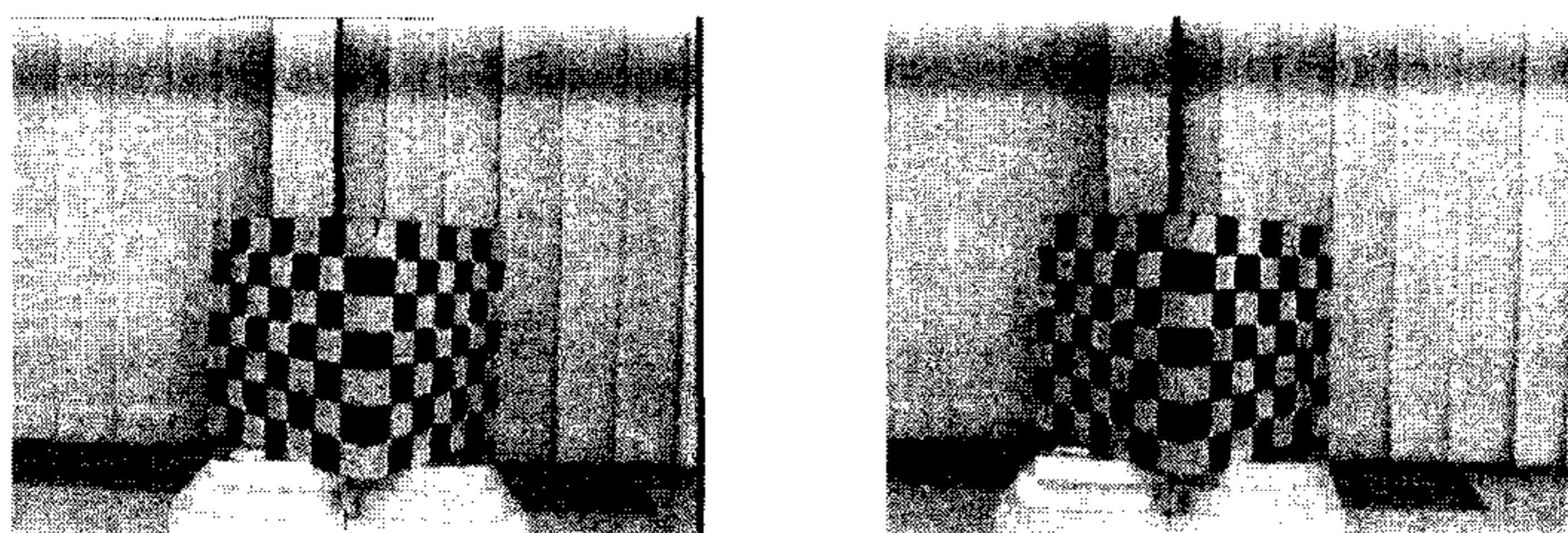


图 2 用于重建的两幅图像

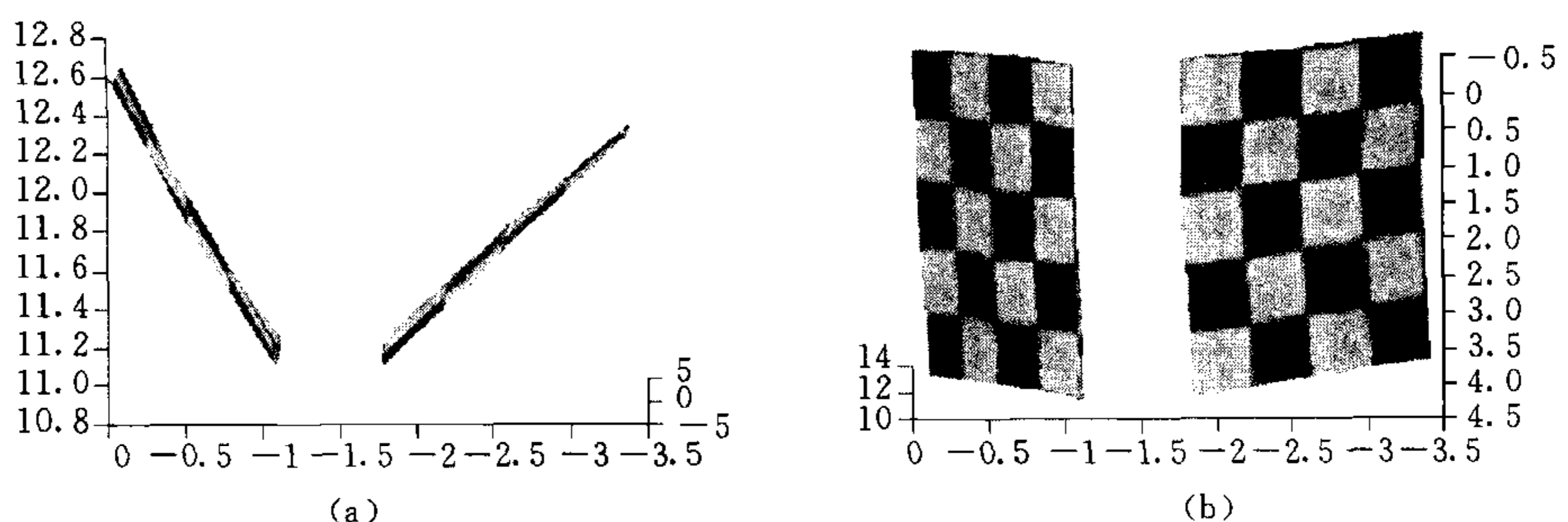


图 3 所选取点重建的结果

于真实图像利用上述方法求出的内参数进行重建,所得到的重建结果比较理想地反映了物体的真实结构.另外,本文方法所求得的内参数可以作为初值用于非线性方法对结果进行进一步优化.

6 结束语

本文给出了一种新的基于主动视觉平台的摄像机自定标方法,通过控制摄像机做多组正交平移运动,线性地求解摄像机的五个内参数.这种方法避免了一般求解摄像机内参数的非线性问题,同时也克服了以往基于主动视觉自定标方法无法线性求解摄像机畸变因子的问题.理论与实验均表明,本文介绍的方法是一种基于主动视觉系统自标定的可行方法,它在机器人视觉中具有一定的实用价值.

参 考 文 献

- 1 Maybank S J, Faugeras O. A theory of self-calibration of a moving camera. *Int. J. Comput. Vision*, 1992, **8**(2): 123~151
- 2 Lisa Dron. Dynamic camera self-calibration of from controlled motion sequences. In: Proc. CVPR'93, 1993. 501~506
- 3 Anup Basu. Active calibration: Alternative strategy and analysis. In: Proc. CVPR'93, 1993. 405~500
- 4 Fenglei Du, Michael Brady. Self-calibration of the intrinsic parameters of cameras for active vision systems. In: Proc. CVPR'93, 1993. 477~482
- 5 Luong Q T, Faugeras O D. Self-calibration of a moving camera from point correspondences and fundamental matrices. *Inter. J. of Computer Vision*, 1997, **27**(3):261~289
- 6 Peter Sturm. Self-calibration of a moving zoom-lens camera by pre-calibration. *Image and Vision Computing*, 1997, **15**:583~589
- 7 Reyes Enciso, Thierry Vieville. Self-calibration from four views with possibly varying intrinsic parameters. *Image and Vision Computing*, 1997, **15**:293~305
- 8 Brooks M J, Agapito L De, Huynh D Q, Baumela L. Direct methods for self-calibration for a moving stereo head. In: Proc. ECCV'96, 1996, **II**:415~426
- 9 Bill Triggs. Autocalibration and the absolute quadric. In: Proc. CVPR'97, 1997. 609~614
- 10 Zeller C, Faugeras O D. Camera self-calibration from video sequences: The kruppa equations revisited. In: Research Report 2793, INRIA, 1996
- 11 Ma S D. A self-calibration technique for active vision systems. *IEEE Trans. Robotics and Autom.*, 1996, **12**(1): 114~120
- 12 杨长江,汪威,胡占义.一种基于主动视觉的摄像机内参数自标定方法. *计算机学报*, 1998, **21**(5):428~435

附 录

引理 1 的证明.

$$\text{令 } Q = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{21} & q_{31} \\ q_{12} & q_{22} & q_{32} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix}.$$

(\Rightarrow) 反证:若 Q 的某一行有两个元素为 0.不妨假定 $q_{11}=q_{21}=0$,因 Q 为正交阵,所以必有 $q_{31}=\pm 1$, $q_{32}=q_{33}=0$,这样

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \pm 1 \\ q_{12} & q_{22} & 0 \\ q_{13} & q_{23} & 0 \end{bmatrix}.$$

因此, $[t^{21} \ t^{22} \ t^{23}] = [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}] Q = [q_{12}t^{12} + q_{13}t^{13} \ q_{22}t^{12} + q_{23}t^{13} \ \pm t^{11}]$, 即 $\{t^{12}, t^{13}, t^{21}, t^{22}\}$ 共面, 与 $T_i (i=1, 2)$ 独立相矛盾.

(\Leftarrow) 由于 $t^{21} = q_{11}t^{11} + q_{12}t^{12} + q_{13}t^{13}$, $t^{22} = q_{21}t^{11} + q_{22}t^{12} + q_{23}t^{13}$, $t^{23} = q_{31}t^{11} + q_{32}t^{12} + q_{33}t^{13}$, 且 Q 的每一行与每一列至多有一个元素为 0, 所以 $\forall t^{2l}, t^{2m} (l \neq m)$, $t^{1j}, t^{1k} (j \neq k)$, t^{2l}, t^{2m} 均不可能同时由 t^{1j}, t^{1k} 线性表示, 因此 $\{t^{2l}, t^{2m}, t^{1j}, t^{1k}\}$ 不共面. 故 $T_i (i=1, 2)$ 为独立的两组三正交平移运动. 证毕.

引理 2 的证明.

由于 $\{t^1, t^2, t^3\}$ 是两两正交的单位向量, 所以它构成 R^3 中的标准正交基, 于是有

$$\begin{cases} \hat{C}t^1 = \alpha_1 t^1 + \beta_1 t^2 + \gamma_1 t^3, \\ \hat{C}t^2 = \alpha_2 t^1 + \beta_2 t^2 + \gamma_2 t^3, \\ \hat{C}t^3 = \alpha_3 t^1 + \beta_3 t^2 + \gamma_3 t^3, \end{cases} \quad (\text{A1})$$

因此 $\hat{C} = [t^1 \ t^2 \ t^3] \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 \\ \beta_1 & \beta_2 & \beta_3 \\ \gamma_1 & \gamma_2 & \gamma_3 \end{bmatrix} [t^1 \ t^2 \ t^3]^T$. 由于 \hat{C}^T 为对称矩阵, 所以 $\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 \\ \beta_1 & \beta_2 & \beta_3 \\ \gamma_1 & \gamma_2 & \gamma_3 \end{bmatrix}$ 也为对称矩阵,

并记为 $\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 \\ \alpha_2 & \alpha_4 & \alpha_5 \\ \alpha_3 & \alpha_5 & \alpha_6 \end{bmatrix}$, 所以

$$\hat{C} = [t^1 \ t^2 \ t^3] \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 \\ \alpha_2 & \alpha_4 & \alpha_5 \\ \alpha_3 & \alpha_5 & \alpha_6 \end{bmatrix} [t^1 \ t^2 \ t^3]^T. \quad (\text{A2})$$

这样, 式(A1)化为 $\hat{C}t^1 = \alpha_1 t^1 + \alpha_2 t^2 + \alpha_3 t^3$, $\hat{C}t^2 = \alpha_2 t^1 + \alpha_4 t^2 + \alpha_5 t^3$, $\hat{C}t^3 = \alpha_3 t^1 + \alpha_5 t^2 + \alpha_6 t^3$, 因此有

$$\hat{C} = [t^1 \ t^2 \ t^3] \text{diag}(\alpha_1, \alpha_4, \alpha_6) [t^1 \ t^2 \ t^3]^T. \quad (\text{A3})$$

证毕.

命题 1 的证明.

由引理 2, T_1 所构成的约束方程组的所有对称矩阵的通解为

$$\hat{C} = \lambda_1 [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}] \text{diag}(\alpha_1, \alpha_4, \alpha_6) [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}]^T. \quad (\text{A4})$$

T_2 所构成的约束方程组的所有对称矩阵的通解为

$$\hat{C} = \lambda_2 [t^{21} \ t^{22} \ t^{23}] \text{diag}(\alpha'_1, \alpha'_4, \alpha'_6) [t^{21} \ t^{22} \ t^{23}]^T. \quad (\text{A5})$$

因 $[t^{21} \ t^{22} \ t^{23}]$, $[t^{11} \ t^{12} \ t^{13}]$ 均为正交阵, 所以存在正交阵 $Q = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{21} & q_{31} \\ q_{12} & q_{22} & q_{32} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix}$, 使 $[t^{21} \ t^{22} \ t^{23}] =$

$[t^{11} \ t^{12} \ t^{13}] Q$ 代入式(A5), 有 $\hat{C} = \lambda_2 [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}] Q \text{diag}(\alpha'_1, \alpha'_4, \alpha'_6) Q^T [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}]^T$, 再结合式(A4), 可得

$$\lambda_2 \text{diag}(\alpha'_1, \alpha'_4, \alpha'_6) = \lambda_1 Q^T \text{diag}(\alpha_1, \alpha_4, \alpha_6) Q, \quad (\text{A6})$$

其中 λ_1, λ_2 为非零常数因子. 令 $\lambda_0 = \lambda_2 / \lambda_1$, 则有

$$Q \text{diag}(\alpha'_1, \alpha'_4, \alpha'_6) = \text{diag}\left(\frac{\alpha_1}{\lambda_0}, \frac{\alpha_4}{\lambda_0}, \frac{\alpha_6}{\lambda_0}\right) Q. \quad (\text{A7})$$

由此可推知 $\lambda_0 \alpha'_1 = \lambda_0 \alpha'_4 = \lambda_0 \alpha'_6 = \alpha_1 = \alpha_4 = \alpha_6$, 于是 $\hat{C} = [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}] \text{diag}(\alpha_6, \alpha_6, \alpha_6) [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}]^T = \alpha_6 I$.

(\Rightarrow) $\exists 1 \leq j < k \leq 3, 1 \leq l < m \leq 3$, 使 $\{t^{1j}, t^{1k}, t^{2l}, t^{2m}\}$ 共面. 不失一般性, 假定 $\{t^{11}, t^{12}, t^{21}, t^{22}\}$ 共面, 于是有

$$\begin{cases} t^{21} = q_{11}t^{11} + q_{12}t^{12}, \\ t^{22} = q_{21}t^{11} + q_{22}t^{12}, \end{cases} \text{ 从而 } Q = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{21} & 0 \\ q_{12} & q_{22} & 0 \\ 0 & 0 & \pm 1 \end{bmatrix}, \text{ 于是式(A6)化为}$$

$$\lambda_2 \text{diag}(\alpha'_1, \alpha'_4, \alpha'_6) = \lambda_1 \begin{bmatrix} Q_1^T & 0 \\ 0 & \pm 1 \end{bmatrix} \text{diag}(\alpha_1, \alpha_4, \alpha_6) \begin{bmatrix} Q_1 & 0 \\ 0 & \pm 1 \end{bmatrix},$$

其中 $Q_1 = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{21} \\ q_{12} & q_{22} \end{bmatrix}$. 由此得 $\lambda_0 \alpha'_6 = \alpha_6$, $\text{diag}(\alpha'_1, \alpha'_4) = Q_1^T \text{diag}\left(\frac{\alpha_1}{\lambda_0}, \frac{\alpha_4}{\lambda_0}\right) Q_1$, 其中 $\lambda_0 = \lambda_2/\lambda_1$, λ_1, λ_2 为非零常数因子. 与充分性的类似讨论, 有 $\lambda_0 \alpha'_1 = \lambda_0 \alpha'_4 = \alpha_1 = \alpha_4$, 这样必有 $\hat{C} = [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}] \text{diag}(\alpha_4, \alpha_4, \alpha_6) [t^{11} \ t^{12} \ t^{13}]^T$, 其中 λ_0 为常数, α_4, α_6 为任意不为零的实数. 这与方程组(12)在相差一个常数因子意义下有唯一解 $\hat{C} = I$ 矛盾. 证毕.

吴福朝 1957年生,教授,博士生导师,现为中科院自动化所模式识别国家重点实验室客座研究员. 主要研究方向为三维视觉、主动视觉、模式识别及特征提取.

李 华 1997年获得北京理工大学工学学士学位,现在中科院自动化所模式识别国家重点实验室读硕士. 主要研究方向为计算机视觉、模式识别、特征提取及机器人导航.

胡占义 1961年生,1985年毕业于北方工业大学自动化系,1985年12月至1993年2月在比利时列日大学电子工程系读硕士及博士,1993年1月获比利时国家博士学位. 现任中科院自动化所研究员、博士生导师. 主要研究领域为机器人视觉,研究方向为三维视觉、机器人导航、主动视觉和特征提取等.

中国自动化学会第 17 届青年学术年会(YAC'2002) 征文通知

中国自动化学会第 17 届青年学术年会(YAC'2002)将于 2002 年 7 月初在避暑胜地北戴河海滨召开. 本次会议由中国自动化学会、中国自动化学会青年工作委员会主办,燕山大学和河北科技大学联合承办. 借此机会,热烈欢迎全国各高等院校教师、科研院所和企事业单位的青年科技工作者及博士生、硕士生积极参加. 会议设有优秀论文奖和优秀应用论文奖.

本届学术年会的主题:未来自动化领域的机遇和挑战.

一、征文范围

1. 广义系统、大系统、非线性系统、混沌系统、系统稳定与镇定; 2. 自适应、预测、变结构控制、 H_∞ 控制和鲁棒控制; 3. 智能控制、模糊控制、人工智能与专家系统; 4. 系统滤波、辨识与建模、参数估计; 5. 频域控制、最优控制、 H_∞ 优化、动态规划; 6. 故障诊断与容错控制; 7. 神经网络及应用; 8. 机器人与机器人控制; 9. 离散事件动态系统; 10. 混杂系统及控制; 11. 计算机视觉、图像处理与模式识别; 12. 自动化仪表与过程控制; 13. 电力系统及其自动化; 14. 电机驱动及运动控制; 15. 传感器与检测技术; 16. 软件工程、并行处理; 17. 计算机集成制造系统; 18. 计算机软硬件技术及其应用; 19. 系统工程理论、方法及应用; 20. 自动化指挥系统; 21. 数据融合与软测量; 22. 单片机控制及应用技术; 23. 企业改革、发展策略及管理决策; 24. 工业过程与生产管理; 25. 图书馆自动化与数字图书馆技术; 26. 其他.

二、征文要求

1. 被录用论文将由正式出版社出版《自动化理论技术及应用》(卷 9), 论文应具有一定的学术或实用价值, 未在国内外学术期刊或会议发表过; 2. 论文第一作者的年龄一般不超过 40 岁; 3. 来稿中英文皆可, 请用 Word97 文稿编排, A4 纸打印, 一式三份并附软盘; 4. 格式

(下转第 769 页)