

# 场景无关约束下的特征匹配算法

边后琴 苏剑波

(上海交通大学自动化系智能机器人研究中心, 上海 200030)

**摘要** 鉴于对极约束是立体图像中完全不依赖于场景的重要几何约束,因此在特征匹配中起着很重要的作用,而且由于同形映射描述了平面场景的立体图像之间的对应关系,故大量文献中利用它对平面场景的立体图像对进行特征匹配。为了提高立体图像匹配精度和速度,提出了一种改进的场景无关约束下的特征匹配算法,该算法针对用对极约束和同形映射来进行曲面场景匹配的过程中同形估计容易出现降阶的情况,通过引入区域面积检测法来避免降阶情况的发生,以改善匹配结果;同时,由于在同形矩阵估计中,通过加入基础矩阵和同形矩阵本质上的约束关系,可使得原本独立的同形约束和对极约束关系很好地融入到匹配的整个过程中,从而快速有效地抑制了错误匹配的发生。对真实图像的实验分析证明,该改进算法具有迭代次数少、速度更快和匹配精度高的良好性能。

**关键词** 图像校准 特征匹配 弱标定 同形矩阵 对极约束

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)03-0342-07

## Feature Correspondence Algorithm Based on Scene-independent Constraint

BIAN Hou-qin, SU Jian-bo

(Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

**Abstract** The epipolar geometry is the fundamental and important constraint between stereo image pair. It is independent of scene structure and plays a very important role in feature correspondence. Homography characterizes the correspondences between the two views due to the same plane scene which is extensively applied in plane scenes. To avoid the degenerate configuration when directly computing the homography given the epipolar geometry in curve scene, the area-detection approach is presented in this paper. In addition, the constraint relation between homography matrix and fundamental matrix is involved in the homography estimation. The two schemes can greatly improve the matching precision and efficiency of the algorithm. Experimental results with real image data have illustrate the performance of the schemes.

**Keywords** image rectification, feature correspondence, weakly calibrated, homography, epipolar constraint

## 1 引言

立体匹配问题是计算机视觉中的一个基本问题,也是图像处理最重要的问题之一,现正广泛地应用于不同的计算机视觉处理任务中,如离散运动估计、3维场景重构、目标识别、摄像机自标定和视觉伺服等。它的基本思想就是先给定图像  $I_1$  中的点  $\tilde{x}$ ,然后确定在图像  $I_2$  中哪一点  $\hat{x}$  与之对应, $\tilde{x}$  和  $\hat{x}$

对应于3维场景中同一物理点  $X^{[1]}$ 。

现有的匹配方法主要分为两大类:基于区域的匹配方法和基于特征的特征匹配方法。在匹配过程中,它们主要采用的约束有4种:相容性约束、唯一性约束、连续性约束和对极约束,由于其中对极约束是唯一不依赖于场景的约束,因此广泛地应用于匹配问题的研究中<sup>[2-4]</sup>。对极约束关系可以简单地描述为:对一幅图像上的任一特征点,它在另一幅图像上的匹配特征一定位于由这个特征和对极几何约束决

收稿日期:2005-03-29;改回日期:2005-05-13

第一作者简介:边后琴(1976~),女,1999年获华中科技大学学士学位,2002年获华中科技大学硕士学位,现为上海交通大学博士研究生。主要研究领域为立体匹配和3维重构。E-mail: hqbian@sjtu.edu.cn

定的一条对极线上。由此可见,如果立体图像对是弱标定的,即对极约束关系已知,则搜索一个特征在另一幅图像上的对应特征就可以从2维的整个图像空间变为沿着1维的对极线上进行,但由于受场景中的诸多因素,如光照条件、景物几何形状和物理特性、噪声干扰、畸变、遮挡以及摄像机特性等的影响,使得单一的对极约束并不能唯一地确定匹配对。大量的文献中通过引入上述几个与场景有关的约束来解决匹配在对极线上的不确定性问题<sup>[5-7]</sup>,但由于这种方法严格依赖于场景,因此存在一定的局限性。

同形映射(homography)反映了平面场景的立体图像对之间的对应关系,主要用于平面场景的检测<sup>[8-11]</sup>。文献[12]首次将同形映射用于曲面场景的特征匹配,并取得了较好的结果。该文在对极约束关系基础上,用同形映射代替场景相关约束建立立体图像的特征匹配,由于这种方法没有加入对场景的约束,因而对场景具有较强的通用性。但同时也可以看到,对于曲面场景,由于同形矩阵的准确估计和在匹配迭代过程中每次使用的同形矩阵的数量直接影响到整个匹配算法的精度和快速性,因此,本文通过全面的分析,在文献[12]的基础上,进一步研究了对极几何关系加同形矩阵约束用于以下立体图像特征匹配的问题:(1)在左右两幅图像中,通过采用对由估计同形矩阵的4对匹配点形成的三角形区域面积进行检测的方法来避免了降阶情况的发生;(2)在同形矩阵估计中,加入了基础矩阵和同形矩阵本质上的约束关系,从而使得原本独立的同形约束和对极几何关系很好地融入到整个匹配过程中。这两种策略的采用,能够有效地提高匹配算法的精度和迭代速度。通过对真实图像的实验分析证明,本文提出的算法具有速度快,迭代次数少和精度高的特点。

## 2 基本知识

对极几何关系是指同一场景的两幅图像的内投影几何关系,它独立于场景结构,而仅仅依赖于摄像机的内参数和相关姿态。在对极约束下,一幅图像中的任意一点 $x$ ,在另一幅图像中的对应点 $\hat{x}$ 必定位于对应的对极线 $\hat{l}$ 上,反之也成立,可表示为

$$\hat{x}^T F x = 0 \quad (1)$$

$$\hat{l} = F x \quad (2)$$

$$l = F^T \hat{x} \quad (3)$$

其中, $F$ 为 $3 \times 3$ 大小的秩为2的矩阵,被称为基础

矩阵, $l$ 和 $\hat{l}$ 分别为左、右图像的对极线。

同形映射关系可以描述为:空间一平面 $\pi$ 中的一点 $x_\pi$ ,在两幅图像中的投影点分别为 $x$ 和 $\hat{x}$ ,这两点之间满足同形映射关系

$$\hat{x} = H x \quad (4)$$

其中, $H$ 为 $3 \times 3$ 大小的矩阵,被称为同形矩阵。当空间平面坐标关系已知时,就可以通过空间平面的坐标关系来直接求解同形矩阵;反之,只能通过两幅图像中的匹配点对来确定同形矩阵。由于本文主要是研究弱标定情况下的场景匹配问题,因此采用后者来确定同形矩阵。由于 $H$ 矩阵有8个自由度,需要4对对应点才能确定矩阵大小。

同形矩阵和基础矩阵两者之间的约束关系式为<sup>[13]</sup>

$$H^T F + F^T H = 0 \quad (5)$$

图像校准就是通过对每幅图像进行一种变换,以使得变换后的两幅图像中对应的对极线在同一直线上,并且平行于图像平面的某个轴。图像校准最重要的优点是可以使立体匹配的计算简单化,因为匹配点的搜索仅仅沿着校准后图像的水平对极线方向进行。

## 3 同形矩阵估计的整体研究

### 3.1 同形矩阵的估计过程

同形矩阵 $H$ 是一个 $3 \times 3$ 矩阵,把其中元素写成向量形式就是 $\text{vec}(H)$ 。如果两个图像点 $\bar{x} = (x, y, 1)^T$ 和 $\hat{x} = (\hat{x}, \hat{y}, 1)^T$ 是匹配的,则式(4)可以写成

$$\begin{cases} (x \ y \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ -\hat{x}x \ -\hat{x}y \ -\hat{x}) \cdot \text{vec}(H) = 0 \\ (0 \ 0 \ 0 \ x \ y \ 1 \ -\hat{y}x \ -\hat{y}y \ -\hat{y}) \cdot \text{vec}(H) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

将4对匹配图像点 $\{(\bar{x}_i, \hat{x}_i), i = 1, 2, 3, 4\}$ ,代入式(6)中,其写成矩阵形式就是

$$M \cdot \text{vec}(H) = 0 \quad (7)$$

其中

$$M = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -\hat{x}_1 x_1 & -\hat{x}_1 y_1 & -\hat{x}_1 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 & -\hat{y}_1 x_1 & -\hat{y}_1 y_1 & -\hat{y}_1 \\ x_2 & y_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -\hat{x}_2 x_2 & -\hat{x}_2 y_2 & -\hat{x}_2 \\ 0 & 0 & 0 & x_2 & y_2 & 1 & -\hat{y}_2 x_2 & -\hat{y}_2 y_2 & -\hat{y}_2 \\ x_3 & y_3 & 1 & 0 & 0 & 0 & -\hat{x}_3 x_3 & -\hat{x}_3 y_3 & -\hat{x}_3 \\ 0 & 0 & 0 & x_3 & y_3 & 1 & -\hat{y}_3 x_3 & -\hat{y}_3 y_3 & -\hat{y}_3 \\ x_4 & y_4 & 1 & 0 & 0 & 0 & -\hat{x}_4 x_4 & -\hat{x}_4 y_4 & -\hat{x}_4 \\ 0 & 0 & 0 & x_4 & y_4 & 1 & -\hat{y}_4 x_4 & -\hat{y}_4 y_4 & -\hat{y}_4 \end{bmatrix}$$

如果增加匹配点对,对应地增加矩阵 $M$ 的行

数,增加一对点,矩阵  $M$  增加两行。由于(7)式一定有解,所以  $\text{rank}(M) \leq 8$ 。显然,为了计算出  $H$ ,至少需要 4 对匹配点,即  $N=4$ 。当匹配点对数  $N>4$  时,则可用最小二乘法求解。

### 3.2 降阶情况检测过程

从同形矩阵的估计过程可以看出,至少需要 4 对匹配点才能估计出同形矩阵,这 4 对匹配点分别对应于每幅图像中的 4 个点。如果在一幅图像中的 4 个点中有任意 3 点共线,则同形矩阵的行向量(或者列向量)之间将出现耦合,这种情况被称为降阶<sup>[13]</sup>。例如图 1 为对应空间点的图像点和对极点共线所引起的降阶情况(其中  $e$  和  $\hat{e}$  分别为左右对极点,它们确定的直线称为基线,  $l_e$  和  $\hat{l}_e$  分别为左右对极线,  $X_1$ 、 $X_2$  和  $X_3$  分别为空间的 3 点,它们在左右两幅图像中的像点集为  $\{(\bar{x}_i, \hat{x}_i) | i=1, \dots, 3\}$ , 深灰色的平面为对极平面)。

当降阶情况出现时,4 对对应的匹配点所反映的同形关系是不唯一的,或者它们之间根本就不存在同形约束关系<sup>[13]</sup>,如果用这样的匹配点对计算出的同形矩阵来对待匹配点进行映射,则会导致映射的匹配关系发生严重偏离和错误。同样如果一幅图像中的 4 个点中有 3 个点近似于共线,即由 3 点所形成的区域很小,那么同形矩阵本身的估计结果会很精确,从而也会影响特征匹配。由此可见,为

了提高匹配的准确性,必需消除降阶情况。

对于校准后的图像对,它们的对极点在无穷远处,所以对极点和另外 3 个图像点中的任意两个图像点形成的三角形面积都很大,此时在用对极点加另外 3 个图像点估计同形矩阵时,只需要检测到除对极点外的另外图像 3 个点所形成的三角形区域的面积大小即可;对于未校准的图像对,则必需对每幅图像中的 3 个图像点和对极点所形成的 4 个三角形进行面积检测,而且只要这 4 个三角形中有一个三角形的面积小于某个阈值,那么,这样的点对就不能用来估计同形矩阵。

整个面积检测过程可以表述为:4 对匹配点的集合表示为  $\{(\bar{x}_i, \hat{x}_i) | i=1, \dots, 4\}$ , 两幅图像的对极点分别为  $e$  和  $\hat{e}$ ,  $S(A, B, C)$  表示由  $A$ 、 $B$  和  $C$  3 点所形成的三角形的面积,然后,对于校准后的图像,如果

$$\begin{cases} S(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3) \leq \xi_1 \\ S(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3) \leq \xi_2 \end{cases} \quad (8)$$

中任一不等式成立,那么这样的 3 对点不能用来与对极点一起估计同形矩阵;对于未校准的图像对,如果

$$\begin{cases} S(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3) \leq \xi_1 \\ S(\bar{x}_1, \bar{x}_2, e) \leq \xi_1 \\ S(\bar{x}_1, e, \bar{x}_3) \leq \xi_1 \\ S(e, \bar{x}_2, \bar{x}_3) \leq \xi_1 \end{cases} \text{ 或者 } \begin{cases} S(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3) \leq \xi_2 \\ S(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{e}) \leq \xi_2 \\ S(\hat{x}_1, \hat{e}, \hat{x}_3) \leq \xi_2 \\ S(\hat{e}, \hat{x}_2, \hat{x}_3) \leq \xi_2 \end{cases} \quad (9)$$

中任一不等式成立,则不能用此 3 对点和对极点来估计同形矩阵(其中  $\xi_1$  和  $\xi_2$  分别为左右两幅图像三角形面积阈值,该阈值取所有同类三角形面积和的平均值的分数倍数)。

### 3.3 一致性约束分析

理论分析推导表明,同形矩阵和基础矩阵之间虽然存在一致性约束关系  $H^T F + F^T H = 0$ ,但是在实际计算过程中,由于对极约束关系本身估计得不准确,往往导致两矩阵的约束关系之间存在偏差。文献[14]在已知矩阵  $H$  的情况下,就是根据一致约束关系来估计矩阵  $F$ ,并取得了很好的效果。由于矩阵  $H$  用于曲面场景的立体图像匹配时,它的计算是在弱标定的情况下进行的,即在基础矩阵已知的前提下进行的,考虑到它与矩阵  $F$  的本质关系对它的估计精度起着约束作用,所以,在本文矩阵  $H$  的估计过程中,加入一致性约束的误差大小排序过程,以便能够更快地找到精度更好的矩阵  $H$  用于对待匹

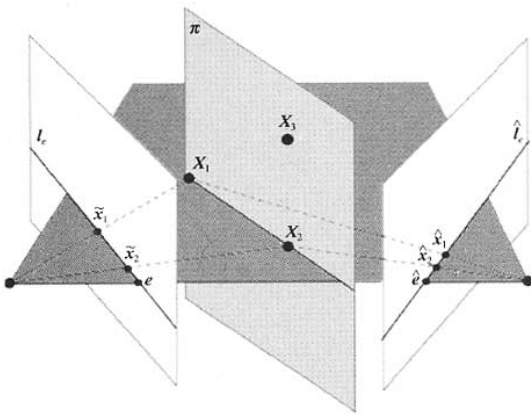


图 1 同形矩阵计算中的降阶几何

Fig. 1 Degenerate geometry for a computation of the homography

(空间 3 点  $X_1$ 、 $X_2$  和  $X_3$  确定平面  $\pi$ , 两点  $X_1$  和  $X_2$  确定的直线位于一个对极平面上,因此该直线和基线相交,  $X_1$  和  $X_2$  的左图像点  $\bar{x}_1$  和  $\bar{x}_2$  与对极点  $e$  共线,  $X_1$  和  $X_2$  的右图像点  $\hat{x}_1$  和  $\hat{x}_2$  与右对极点  $\hat{e}$  共线,所以同形矩阵  $H$  不能由已知的 4 个对应点  $\bar{x}_i \leftrightarrow \hat{x}_i, i \in \{1, \dots, 3\}, e \leftrightarrow \hat{e}$  唯一确定。)

配点进行映射。

## 4 算法

同形映射描述了平面场景的立体图像之间的对应关系。在主平面检测中,因为存在大量共面点,所以一般选择任意的4个共面点的像点来估计同形矩阵;而对于一般的曲面场景,在利用同形映射建立特征的匹配对应关系时,则需要先把曲面用一系列邻接的平面块进行分段近似,这些邻接的平面块既是对曲面的一种分割,同时又可以用于映射未匹配特征的匹配位置。

文献[12]给出了在弱标定情况下,即对极几何关系已知的情况下,用同形映射对曲面场景进行特征匹配的算法。但该算法中同形矩阵的估计精度和在匹配迭代过程中每次使用的同形矩阵的数量直接影响到整个匹配算法的精度和快速性,即同形矩阵的准确快速估计在整个匹配算法中起着至关重要的作用,为此,通过上一节的分析,本文给出新的算法,其算法步骤为:

- (1) 利用对极约束关系建立初始一一匹配;
- (2) 用 Delaunay 三角形形成法来对已匹配的特征点进行分割;
- (3) 用面积检测法排除产生降阶情况的三角形;
- (4) 用剩下的三角形的3个顶点加上对极点来计算同形矩阵;
- (5) 用估计得到的同形矩阵来计算误差  $E = H^T F + F^T H$ ;
- (6) 从误差最小的同形矩阵开始,对待匹配特征进行估计;
- (7) 将第6步中得到的一一对应匹配集加入到第1步中,重复第2至第6步,直到不能得到新的对应匹配为止。

考虑图像噪声和量化误差的影响,在第1步中,用对极约束建立匹配时,实际上一般是用下式来代替式(1)

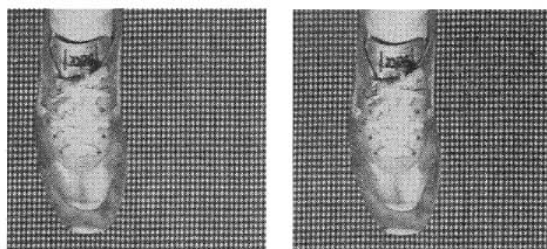
$$\hat{x}^T F \bar{x} \leq \varepsilon \quad (10)$$

其中,  $\varepsilon$  是预先确定的阈值,一般取为2个像素。

## 5 实验

为了验证本文算法的效果,选用校准了的真实

图像(见图2,该图像取自 <http://vasc.ri.cmu.edu/idb/html/stereo/shoe/>)来对本文算法进行了实验。实验中,首先用文献[3,4]中的方法获得弱标定关系,然后用 Harris 特征提取算法在图像中提取特征,为了集中体现算法的效果,事先滤去了背景特征和误对应的特征,只剩下80对特征点对(见图3);接着用对极约束得到14对严格的一一对应匹配作为初始匹配集合(见图4);并用 Delaunay 方法进行三角划分得到20个三角形,再通过三角形面积检测得到了15个三角形;最后进行误差排序,并从误差最小的同形矩阵开始对待匹配点进行映射,前4个同形矩阵得到映射结果如图5所示。从图5的4个图中可以看出,每个图的映射结果不一样,图5(a)、图5(c)和图5(d)除了右下方一个点映射不准确外,其他点都映射得很准确,而图5(b)尽管对鞋子中部的点映射不准确,但却将该点映射准确了,所以只需用第1次迭代中的1~2个同形矩阵即可准确完成整个场景的立体图像对之间的对应点匹配。另外,即使在4个图特征点都准确映射,即白色的特征点都位于小圆内的点中,那么白色的点与小圆的相对位置关系也还很不相同。



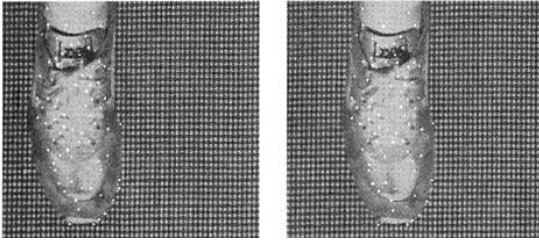
(a) 左图像

(b) 右图像

图2 鞋子原始图像对

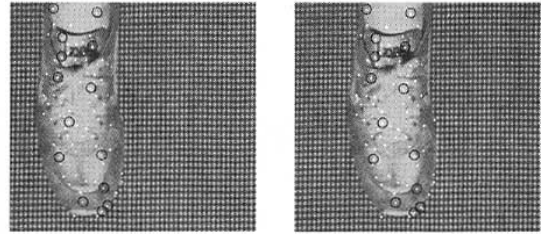
Fig. 2 Image pair for testing our algorithm

产生上述情况的主要原因是:由于不同的同形矩阵对应着3维空间中的不同平面,因此在保证同形矩阵本身精确的前提下,如果曲面场景里的空间点在同形矩阵所确定的平面上,那么该像点一定能够被该同形矩阵精确映射;反之,如果曲面场景里的空间点与平面之间存在着不同方向上的位置关系(这种情况大量存在),那么映射这些空间点的对应像点到另一幅图像中时,结果就会产生不同方向的偏差,若偏差大,则反映到映射结果上就是上面每幅图中某些点映射不准确;相反偏差小,则达到理想状态,就是每幅图中特征点都映射准确,其中偏差的方



(a) 左图像 (b) 右图像

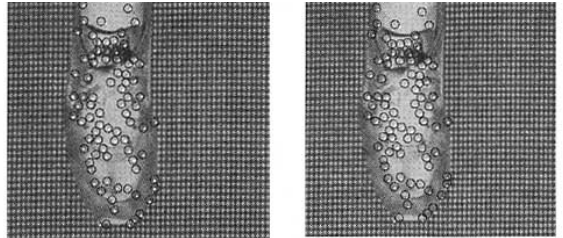
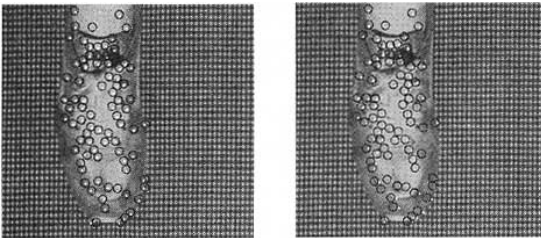
图 3 图像上 80 对特征点(白点表示特征点)  
Fig. 3 Extracted features on the shoe



(a) 左图像 (b) 右图像

图 4 对极约束下的初始匹配对  
(小圆表示建立的对应点,白点表示特征点)

Fig. 4 Initial correspondences under the epipolar constraint



(a) 第 1 个同形矩阵映射结果 (b) 第 2 个同形矩阵映射结果 (c) 第 3 个同形矩阵映射结果 (d) 第 4 个同形矩阵映射结果

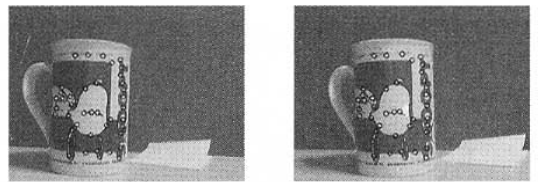
图 5 用 4 个同形矩阵分别将左图像中特征点映射到右图像的结果

(小圆表示映射结果,白点为原特征点,白色的特征点位于小圆内,表示匹配映射准确;反之匹配映射不准确)

Fig. 5 Four homographies predict the feature points in the left image to the right image

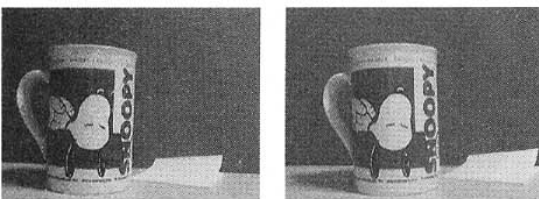
向反映了空间点和平面位置关系的方向。

为了进一步验证本文算法的效果,选用未校准的真实图像进行了实验,实验用的原始图像对如图 6 所示,该图像是未校准过的。实验中提取得到的 40 对特征点如图 7 所示。本实验在对极约束下得到的 17 对一一匹配点如图 8 所示。Delaunay 划分得到了 24 个三角形,经过面积检测得到 18 个三角形。进行映射时,首先计算同形矩阵,然后进行同形约束和对极约束的一致性检测,并从误差较小的同形矩阵开始对待匹配点进行映射。前 5 个同形矩阵



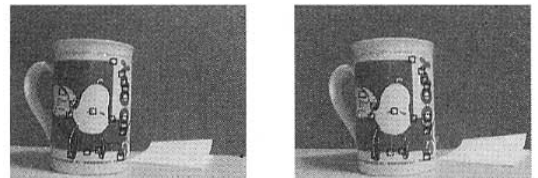
(a) 左图像 (b) 右图像

图 7 图像上 40 对特征点(小圆表示特征点)  
Fig. 7 Extracted features on the cup



(a) 左图像 (b) 右图像

图 6 杯子原始图像对  
Fig. 6 Image pair for testing our algorithm



(a) 左图像 (b) 右图像

图 8 对极约束下的初始匹配对(小方形表示建立的对应点)  
Fig. 8 Initial correspondences under the epipolar constraint



图9 5个同形矩阵分别将左图像中特征点映射到右图像的结果  
(小圆表示原来的特征点,大圆表示映射结果,小圆位于大圆之内,则匹配准确;反之则匹配不准确)

Fig.9 Five homographies predict the feature points in the left image to the right image

映射的结果如图9所示。由图9可见,图9(b)中仅正确映射了杯子左半部分的特征点,而其它4个图由于则只有少数几个特征点映射存在一定偏差,因此只需通过采用第1次迭代中的有限个同形矩阵即可准确匹配所有的特征点。与第1个实验一样,即使5个图特征点都准确映射,即小圆都位于大圆内的点中,而小圆和大圆之间的位置关系还不一样。另外,图9(b)结果与图9(c)、图9(d)和图9(e)结果相比,虽然它所用的同形矩阵在一致约束中的误差更小些,但整个图的整体偏差却更大,这是由于图9(b)中用来映射的同形矩阵本身所对应的空间平面与待匹配点所对应的空间点的相对位置差异太大所造成的。同样,图9(d)与图9(e)局部有些点的偏差间差异也较大,而且场景本身深度越丰富,这种情况就越明显,但是,如果能尽可能多地得到初始匹配,那么用本文的算法对较多的同形矩阵进行筛选,同样可以得到很好的匹配结果,本实验的结果也充分地证明了这一点。

而且从两个实验结果可看出,同形约束用于不同的曲面场景时,即使场景深度不一样,只要能够找到足够多的同形矩阵,将映射偏差控制在理想情况下,那么都能得到准确的匹配结果。相比于文献[12]的方法和结果,本文算法不仅速度快、迭代次数少,而且匹配精度也得到了极大地提高。

## 6 结论

本文着重分析了同形矩阵在匹配过程中出现的降阶情况,并采用区域检测方法有效地避免了降阶情况的发生,同时,由于在整个匹配过程中引入同形矩阵和基础矩阵的一致性约束,从而在提高算法速

度的同时,极大地改善了匹配的准确度。尽管两个真实场景图像的实验证实了本文方法的优越性,但值得指出的是,对于曲面深度变化更丰富的场景,还需要采用多次迭代或者在每次迭代过程中采用多个同形矩阵对图像进行分割,以便使本文的同形矩阵估计方法更显其作用。下一步的努力方向是将同形矩阵用于存在遮挡、畸变等更为复杂的曲面场景中;同时,对于深度变化更丰富的曲面场景采用更合理的分割方式,以提高算法的效率,也是一个值得研究的方向。

## 参考文献 (References)

- 1 Faugeras O D. Three-dimensional computer vision: a geometric viewpoint[M]. Cambridge, MA, USA: The MIT Press, 1993.
- 2 ZHANG Zheng-you, Deriche R, Faugeras O D, et al. A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry[J]. Artificial Intelligence, 1995, 78(10):87~119.
- 3 Han Joon Hee, Park Jong Seung. Contour matching using epipolar geometry[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(4): 358~370.
- 4 WU Fu-chao, HU Zhan-yi. 5-point and 4-point algorithm to determine of the fundamental matrix[J]. Acta Automation Sinica, 2003, 29(2): 175~180. [吴福朝, 胡占义. 基础矩阵的5点和4点算法[J]. 自动化学报, 2003, 29(2): 175~180.]
- 5 Eric W, Grimson L. Computational experiments with a feature based stereo algorithm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(1): 17~34.
- 6 Hoff W, Ahuja N. Surfaces from stereo: integrating feature matching, disparity estimation, and contour detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(2): 121~136.
- 7 Sun C M. Fast stereo matching using rectangular subregioning and 3D maximum-surface techniques[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/2/3): 99~117.
- 8 Fornland P, Schnorr C. A robust and convergent iterative approach

- for determining the dominant plane from two views without correspondence and calibration [ A ]. In: Proceedings IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition [ C ], San Juan, Puerto Rico, 1997:508 ~ 513.
- 9 Lourakis M, Argyros A, Orphanoudakis S. Detecting planes in and uncalibrated image pair[ A ]. In: Proceedings 13th British Machine Vision Conference[ C ], Cardiff, UK, 2002:587 ~ 596.
- 10 Lourakis M, Tzurbakis S, Argyros A, *et al.* Feature transfer and matching in disparate stereo views through the use of plane homographies [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, **25**(2): 271 ~ 276.
- 11 WU Fu-chao, HU Zhan-yi. Multi-view and multi-plane constraints on homographies[ J ]. Acta Automation Sinica, 2002, **28**(5): 690 ~ 699. [ 吴福朝, 胡占义. 多平面多视点单应矩阵间的约束[ J ]. 自动化学报, 2002, **28**(5): 690 ~ 699. ]
- 12 Chung Ronald, SU Jian-bo. Stereo vision for curved surface without using the smoothness constraint [ A ]. In: Proceedings the 3rd Conference Asian Control[ C ], Shanghai, China, 2000:2839 ~ 2845.
- 13 Hartley R I, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision [ M ]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2000.
- 14 Vincent E, Laganier R. Detecting planar homographies in an image pair[ A ]. In: Proceedings 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis [ C ], Pula, Croatia, June 2001:182 ~ 187.