

# 一种无需基础矩阵的鲁棒性极线校正算法

林国余 张为公

(东南大学仪器科学与工程系, 南京 210096)

**摘要** 立体视觉校正也称为极线校正, 它的目的是使得立体图像的对应极线平行于水平方向, 消除垂直方向上的视差, 从而使得在立体匹配过程中可以更为快速准确地寻找对应点。在传统的投影校正算法的基础上提出了一种鲁棒性校正算法, 直接通过原始匹配点计算投影变换矩阵, 利用遗传算法良好的全局搜索能力和 Levenberg-Marquardt 算法稳定快速的局部搜索功能进行分步优化计算, 同时本算法采用了随机抽样一致算法 (RANSAC) 鲁棒估计思想, 避免了由于对应点噪声引起的误差。此外, 还针对两个平行放置的摄像机之间具有较小运动的情况, 提出了一种鲁棒的优化函数。实验结果说明, 该算法是一种有效的极线校正方法。

**关键词** 极线校正 对极几何 基础矩阵 随机抽样一致算法 (RANSAC)

**中图分类号**: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)02-0203-07

## An Effective Robust Rectification Method for Stereo Vision

LIN Guo-yu, ZHANG Wei-gong

(Instrument Science and Engineer Department, Southeast University, Nanjing 210096)

**Abstract** Rectification of stereo vision is also called rectification of Epipolar Lines. To search the corresponding points rapidly and accurately, the rectification is used to make the epipolar lines of stereo images be parallel to the horizontal direction and to remove the parallax in vertical direction. A robust algorithm is presented to rectify the stereo images based on the traditional projective rectification algorithm. In this method, the projective matrix is calculated by corresponding points and then is optimized by Levenberg-Marquardt and GA algorithm. And meanwhile the RANSAC algorithm is used to avoid the error caused by the noise. Furthermore, a robust optimization function is proposed for the situation with slight movement of two cameras. Experiments with real images show that the method is an effective rectification method.

**Keywords** epipolar rectification, epipolar geometry, fundamental matrix, random sampling consensus (RANSAC)

## 1 引言

双目立体匹配是计算机视觉领域中的一个难题, 它的目的是在一对立体图像对中找到对应点的过程。目前文献中介绍的许多立体匹配算法都是基于以下的几何假定, 即进行图像采集的摄像机是并行排列并且其主轴相互平行。在这种理想的几何假定下, 图像平面的外极线在同一行水平线上, 这样理想立体图像对的匹配只要沿着图像的水平扫描线搜

索对应点即可。这个理想几何约定大大加快了立体像对的匹配速度。然而在实际应用中, 由于结构的误差很难保证两个摄像机的主轴是完全理想平行的, 有时候根本是完全不平行的, 因而外极线不满足上面的几何假设, 利用传统的基于平行投影的立体匹配算法很难得到正确的对应匹配点。

所谓极线校正, 就是指通过对两幅图像各进行一次射影变换, 使得图像投影到一个公共的平行于两个摄像机基线的空间平面, 从而使两幅图像对应的极线在同一行水平线上, 并且不存在垂直视差, 使得匹配问题变为在 1 维扫描线上的搜索问题。这就

收稿日期: 2004-11-04; 改回日期: 2005-04-29

第一作者简介: 林国余 (1979 ~ ), 男。现为东南大学仪器科学与工程系在读博士研究生。从事基于计算机视觉的汽车测量系统以及 3 维重构的研究。E-mail: linhappy@tom.com

从软件上校正了机械上的偏差,满足了上述的几何假定。因此为了满足平行双目立体匹配算法的理想几何假定,有必要事先对立体图像进行极线校正预处理。

当前已经有很多文献提出了各种极线校正算法。如将图像的变换矩阵分为射影矩阵和仿射矩阵两部分<sup>[1]</sup>,以减少图像校正后的失真;通过将基础矩阵分解,利用对应点距离最小以及视差最小的约束进行图像校正<sup>[2]</sup>,其中大部分都是依赖于基础矩阵的精确求解,当基础矩阵估计不稳定时,会引起校正精度的下降和图像的严重失真;一种简单的线性校正算法<sup>[3]</sup>,利用标定后的摄像机矩阵进行极线校正,但是该方法在校正之前需要进行摄像机标定,增加了校正的复杂度,限制了其应用范围。以上 3 种极线校正算法往往局限于两个摄像机之间具有较大旋转和平移的情况,而对于两个摄像机已经平行放置且具有较小运动的情况往往没有考虑,因此校正后具有较大的变形。

本文在 Hartley 和 Francesco 算法<sup>[2,4]</sup>的基础上,提出一种有效的鲁棒性极线校正算法,通过对两幅图像进行平移变换,旋转变换,标准投影变换以及竖直坐标变换,直接利用已知的图像特征匹配点的齐次坐标进行优化计算,并结合 RANSAC (random sampling consensus) 鲁棒估计思想对输入的匹配点进行筛选,以提高校正精度,同时根据摄像机不同的运动情况采用不同的优化函数,以减少校正后图像的变形。该算法不仅适应于两个摄像机具有较大旋转和平移的情况,而且对于两个平行放置摄像机之间具有较小运动的情况也有很好的校正效果。

## 2 立体图像的对极几何关系

### 2.1 对极几何

对极几何<sup>[5]</sup>关系在立体视觉中占据着重要的地位。假设  $m_1$  和  $m_2$  (齐次坐标) 是空间中一点  $M$  在立体像对  $I_1, I_2$  上的成像点,  $F$  是秩为 2 的基础矩阵,则它们之间满足基本极线方程:

$$m_2^T F m_1 = 0 \quad (1)$$

如果将  $l_1 = F m_1$  看成是投影平面上的的一条直线,由平面几何原理可知,式(1)说明  $m_2$  必然在  $l_1$  上,  $l_1$  又称为  $m_1$  在  $I_2$  上的极线,反之亦然。同一幅图像中的所有极线必然汇聚于一点,此点称之为极点。设图像  $I_1$  中的极点为  $e_1$ , 图像  $I_2$  中的极点为

$e_2$ , 则满足:

$$F e_1 = 0, F^T e_2 = 0$$

### 2.2 极线校正后的对极几何和基础矩阵

经过极线校正之后,立体像对中的极线平行于水平方向,且相互平行,因而此时图像的极点必然处于水平方向无穷远处,此时极点坐标表示为

$$e_1 = e_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

通过对极几何关系很容易得到校正后的基础矩阵为

$$\hat{F} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

经过投影校正的立体像对中的对应点应仍然满足基本极线方程,设  $H_1, H_2$  为进行极线校正的投影变换矩阵,则校正后极线方程为

$$(H_2 m_2)^T \hat{F} H_1 m_1 = 0 \quad (2)$$

## 3 极线校正的投影变换矩阵分解

在极线校正算法中,根据 Gluckman 的极线校正过程<sup>[6]</sup>,如图 1 所示,将校正过程分为 4 个阶段,其中,图 1(a)为未校正的原始图像极线示意图。

第 1 阶段 将两幅图像的坐标轴原点分别平移至事先选定的一点,一般而言,这个点选图像的中心点。由于可以通过配置摄像机使得两幅图像的尺寸几乎大小相同,因此本文理想地认为两幅图像的图像中心点相同,即它们的平移变换矩阵相同,即为

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & x_0 \\ 0 & 1 & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中,  $(x_0, y_0)$  表示为图像的中心位置坐标。为减少后面矩阵计算的复杂度,将其进行简化,假设  $(x_0, y_0) = (0, 0)$ 。

第 2 阶段 由于校正后图像的极点位于水平方向无穷远处,因而,先分别对两幅图像进行一次旋转映射,将坐标轴旋转一个角度  $\theta$ ,从而使得极点落在  $x$  轴上,成为  $x$  轴上一点,其坐标为  $(f, 0, 1)^T$  (图 1(b)),则此旋转矩阵为

$$R_1 = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

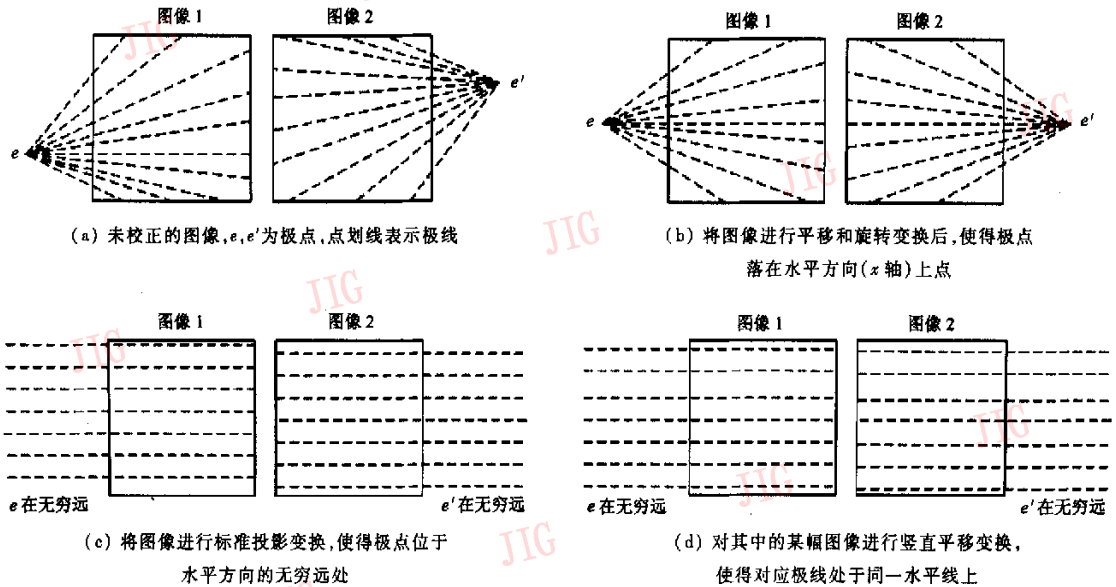


图 1 极线校正的 4 个过程

Fig. 1 The four procedure of the epipolar rectification

$$R_2 = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & \sin(\beta) & 0 \\ -\sin(\beta) & \cos(\beta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

第 3 阶段 将已经变换到  $x$  轴上的极点  $(f, 0, 1)^T$  通过一个标准投影变换矩阵变换投影到水平方向无穷远点  $(f, 0, 0)^T$ , 此时两幅图像的所有极线都与扫描线平行, 且相互平行 (图 1(c))。对两幅图像而言, 由于每幅图像在第 2 阶段变换后其在  $x$  轴上的坐标是不一样的, 所以变换矩阵也不一样, 则此标准投影变换矩阵为

$$K_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1/f_1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$K_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1/f_2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

第 4 阶段 经过以上 3 个阶段的校正, 此时两幅图像的所有极线已经相互平行, 由图 1(c) 可见, 此时对应极线虽然平行, 但并不在同一扫描线上, 即对应极线还存在着垂直视差, 因此必须对其中一幅图像进行竖直平移变换, 使对应极线纵坐标相同 (图 1(d))。因而对其中一幅图像进行竖直平移变换, 使得与另外一幅图像对应极线无垂直视差, 其竖直平移变换矩阵为

其中,  $t$  表示纵坐标的移动分量。

从以上的分析, 可以看出这些参数的物理意义:  $\alpha, \beta$  表示每幅图像旋转的角度;  $f_1, f_2$  表示图像透视变形量, 即图像失真;  $t$  表示图像在  $y$  方向的平移分量。

从以上校正的 4 个阶段分析可知, 校正过程的分解同时也是投影变换矩阵  $H_1, H_2$  的分解, 假设只对第 1 幅图像进行竖直平移变换, 则  $H_1, H_2$  可以写成

$$H_1 = GK_1R_1T$$

$$= \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ -t\cos(\alpha)/f_1 - \sin(\alpha) & -t\sin(\alpha)/f_1 + \cos(\alpha) & t \\ -\cos(\alpha)/f_1 & -\sin(\alpha)/f_1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_2 = K_2R_2T = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & \sin(\beta) & 0 \\ -\sin(\beta) & \cos(\beta) & 0 \\ -\cos(\beta)/f_2 & -\sin(\beta)/f_2 & 1 \end{bmatrix}$$

这里取  $x_0 = 0$  和  $y_0 = 0$ 。

#### 4 校正投影矩阵的鲁棒性估计

由于本文算法直接利用图像特征匹配点进行投

影变化矩阵的估计,因此数据噪声的存在,使得匹配点中同时包含正确匹配点集和虚假匹配点集。尤其在摄像机自标定中往往是自动寻找匹配点,这就不可避免地引进了相当数量的虚假匹配点,而这些虚假匹配点往往会严重干扰校正投影矩阵的估计,因而应该从所有匹配点中选择出正确匹配的点集,以得到校正投影矩阵的正确估计。

#### 4.1 RANSAC 算法

RANSAC 是由 Fischler 和 Bolles 提出的一种鲁棒性的参数估计方法<sup>[7]</sup>,它可以应付较大比例的错匹配点。RANSAC 算法的基本思想是:首先根据具体问题设计出某种判断准则,然后根据该准则迭代剔除掉那些所谓的“外点”(outliers,即不满足判断准则的点),从而选择出“内点”(inliers,即满足判断准则的点),最后反过来利用“内点”进行参数的重新估计。这样可以大大加强算法的鲁棒性。

#### 4.2 校正投影矩阵参数的数学求解

经过以上 4 个阶段的平移变换、旋转变换、标准投影变换和竖直坐标变换,已经将立体图像对转换为极线处于水平方向,相互平行,且消除垂直误差的理想图像对。因此,下一步就是要根据这些变换矩阵确定投影变换矩阵  $H_1, H_2$ 。

校正后的图像对仍然满足基本极线方程,形式为

$$(H_2 m_2)^T \hat{F} H_1 m_1 = 0$$

从上述投影矩阵的具体形式可以看到,此时的待求参数有 5 个,即  $f_1, f_2, \alpha, \beta, t$ 。由于图像存在着噪声,为了提高校正精度,不能用线性代数求方程未知量的方法求取参数。因此通过在给定有限个数的匹配点对的条件下,使下式最小化,

$$S = \sum_{i=1}^N [(H_2 m_{2i})^T \hat{F} H_1 m_{1i}]^2 \quad (3)$$

其中,  $N$  表示  $N$  对匹配点坐标,  $m_{1i}, m_{2i}$  为对应点的齐次坐标。极线方程式(3)已经包括了校正后对应点纵坐标相同这个约束。方程(3)又称为优化函数,使这个优化函数最小的  $H_1, H_2$  就是所要求的投影变换矩阵。

然而在很多实际应用场合中,为了能够在应用那些基于摄像机光轴平行假设的立体匹配算法,往往已经使得左右两个摄像机并行排列。在这种情况下,在图像校正的第 2 阶段对图像进行旋转映射时,其坐标轴旋转的角度很小,透视变形小且竖直平移分量小,如果此时采用式(3)作为优化函数,虽然可

以很好地最小化优化函数式(3),但所求得的参数则有可能使得校正后的图像存在较大的变形。因此有必要为式(3)增加一个旋转角度约束和一个竖直平移分量约束,将优化函数变为

$$\sum_{i=1}^N [(H_2 m_{2i})^T \hat{F} H_1 m_{1i}]^2 + \alpha^2 + \beta^2 + \frac{1}{f_1^2} + \frac{1}{f_2^2} + t^2 \quad (4)$$

从式(3)和式(4)可见,这是典型的无约束极小化平方和函数问题,它的解具有不唯一性,即  $H_1, H_2$  存在多解,物理解释为虽然有可能存在  $H_1$  和  $H_2$  很好满足了优化函数最小化,但会出现校正后图像变形等问题。因此在用极值优化算法如遗传算法<sup>[8]</sup>和 Levenberg-Marquardt 算法<sup>[9]</sup>进行计算时,应根据不同的应用场合,采用不同的优化函数使得计算出的参数  $f_1, f_2, \alpha, \beta, t$  不仅使优化函数取最小值,而且校正后效果好、变形小,进而求得最优投影变换矩阵  $H_1$  和  $H_2$ 。

#### 4.3 校正投影矩阵参数的鲁棒性估计算法

根据 RANSAC 方法思想和校正投影矩阵参数的数学求解,可以得到校正投影矩阵参数的鲁棒性估计算法,其算法如下:

(1) 由于 Levenberg-Marquardt 算法求解对初值十分敏感,只有在最终解附近才能够找出正确的全局解。因此在算法最开始,利用改进遗传算法的全局寻优的特性,在全部匹配点的范围内,进行一次校正投影矩阵参数的粗估计,将粗估计得到的参数作为 Levenberg-Marquardt 算法的初始值进行精细估计。

(2) 在全部匹配点集中随机选择  $M$  组匹配点(这里选择  $M=7$ ),组成一个随机样本,利用遗传算法得到的粗估计参数值作为参数的初始值,再由 Levenberg-Marquardt 算法和优化函数进行参数由粗到细的估计,从而计算出  $H_1, H_2$ 。

(3) 对所有  $N$  对匹配点计算:  $m'_{1i} = H_1 m_{1i}$  和  $m'_{2i} = H_2 m_{2i}$ , 其中,  $i=1, \dots, N$ 。这里的  $m_{1i}, m_{2i}$  是齐次坐标,将  $m'_{1i}$  和  $m'_{2i}$  归一化为  $(x, y, 1)$  形式。记为

$$e_{ij} = |m'_{1i}, m'_{2i} \text{ 纵坐标的差值}|$$

其中,  $j$  表示第  $j$  次 ( $j=1, \dots, K$ ) 随机选择  $M$  组匹配点集计算。

(4) 如果某匹配点的  $e_{ij}$  小于某一个阈值  $T$ ,则认为它是正确匹配点,否则认为它是错匹配点。重复此操作直至计算出所有的正确匹配点的  $e_{ij}$ ,并记

$$e_j = \sum_{i=1}^l e_{ij}, \text{ 其中, } l \text{ 表示正确匹配点的个数。同时记}$$

录下将所有的正确匹配点。

(5) 重复 2~4 步  $K$  次(这里取  $K=N$ ), 计算出所有的  $e_j (j=1, \dots, K)$ 。

(6) 找出所有  $e_j$  中最小的, 记为  $e$ , 利用它所对应的正确匹配点集合重新估计校正投影矩阵。采用 Levenberg-Marquardt 算法来最小化优化函数, 重新估计投影矩阵中的参数  $f_1, f_2, \alpha, \beta, t$ 。此时计算得到的投影矩阵就是最终的校正投影变化矩阵。

## 5 实验结果及分析

实验中采用 UNC 大学的城堡图和 CMU 大学理想立体像对 (<http://www.cs.cmu.edu:8001/usr0/anon/project/cil/html/cil-ster.html>) 作为比较对象, 分别对目前实际应用中常用的 3 种极线校正算法即本文提出的极线校正算法、Francesco<sup>[4]</sup> 算法、Hartley<sup>[2]</sup> 算法进行了比较。

### 5.1 3 种算法对错误匹配点的抗干扰性

为了观察虚假匹配点对 3 种算法的影响, 人为地选出 50 组匹配点作为正确点集, 然后分别加入一定数量的虚假匹配点进行以下实验。

(1) 根据 50 组正确的匹配点进行极线校正, 比较 3 种校正算法的平均校正精度和校正后的变形程度, 对比数据如表 1 所示。

表 1 数据正确时 3 种校正算法的校正精度和变形

Tab. 1 The rectification precision and deformation effect of the three algorithms of rectification using right data

算法	每像素平均校正精度	图像变形
本文算法	0.6703	小
Francesco 算法	0.5936	大
Hartley 算法	0.7943	中

其中, 图像校正精度利用对应点的垂直视差来衡量。从表 1 可以看出 3 种算法效果相当, Hartley 算法校正精度最差, 本文算法次之, Francesco 算法最好, 但与本文算法相差不大, 多次实验结果表明, 两者精度相差在 0.1 个像素内; 而就图像变形方面而言, Francesco 算法校正后变形最大, 而本文算法变形最小。

(2) 在 50 组匹配点中加入 10 组错误匹配点进行极线校正。比较 3 种校正算法的平均校正精度和校正后的变形程度, 对比数据如表 2 所示。

表 2 有虚假数据时 3 种校正算法的校正精度和变形  
Tab. 2 The rectification precision and deformation effect of the three algorithms of rectification using wrong data

算法	每像素平均校正精度	图像变形
本文算法	0.7912	小
Francesco 算法	1.2293	大
Hartley 算法	2.0185	中

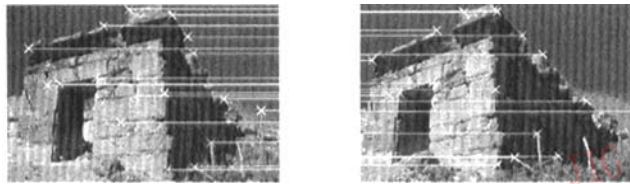
从表 2 可知, 在有虚假匹配点的情况下, 3 种算法的校正精度比起实验 1 中校正精度都有不同程度的下降, 其中, Francesco 算法和 Hartley 算法由于没有对虚假匹配点的处理, 因而精度下降较为明显。而本文算法由于利用了基于 RANSAC 框架的鲁棒性算法, 校正的效果和完全由正确匹配点校正的效果相当接近(多次实验结果表明误差在 0.2 个像素内), 而且平均误差小于 1 个像素。这是由于 RANSAC 算法不是利用所有的输入数据进行优化, 而是在某种判断准则下, 不断进行数据的选择和淘汰的迭代过程, 最终剔除掉大量虚假匹配, 留下正确匹配点参与参数估计, 从而可以得到较为精确的结果。可见该算法在存在一定数量虚假匹配的情况下比其他两种算法更具有鲁棒性, 可以得到相对准确的结果。

### 5.2 3 种算法校正后变形对比实验

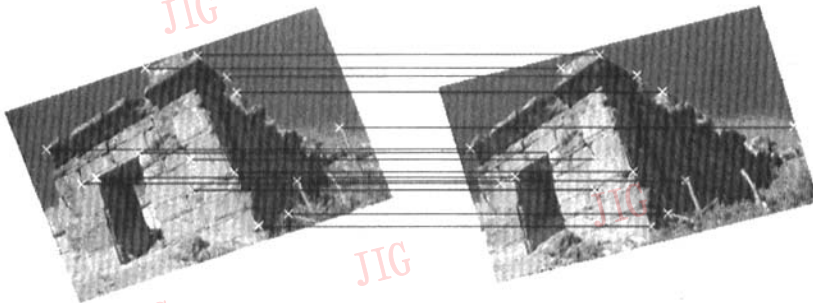
为了明显看出 3 种校正算法校正后的变形情况以及本文算法不同优化函数的作用, 将实验分为以下两组。

(1) 对摄像机没有平行摆放所拍摄的图像进行分析, 此时两个摄像机之间存在较为明显的运动。原图如图 2(a) 所示, 很明显, 匹配点纵坐标不等。此时本文算法采用式(3)作为优化函数, 3 种校正算法效果相当, 同 5.1 节的实验精度基本吻合, 校正结果如图 2(b) 所示(由于 3 种算法的校正效果相当, 因此只是列出本文算法的校正结果。为了看清楚, 仅画出少数明显的匹配点)。从图中可见, 对于这种情况, 本算法的校正效果还是有效的, 校正后图像匹配点的纵坐标几乎相等(误差约为 0.6977 像素), 实现了校正后图像的极线平行, 而且校正后图像的变形也较小。

(2) 对已经平行摆放的摄像机所拍摄的图像进行分析。为了更好地比较不同优化函数效果, 采用标准的理想立体像对作为操作对象, 即理想立体像对极线可以认为“几乎”平行于水平方向, 且无垂直视差(如图 3(a) 所示, 以下全部仅以左图为例)。此时 Francesco 算法以及 Hartley 算法中只是考虑校



(a) 古建筑的原始图像(打叉的为匹配点)



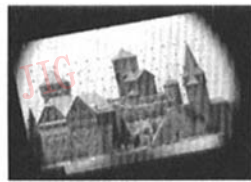
(b) 古建筑进行极线校正后的图像(打叉的为匹配点)

图 2 极线校正后的示意图

Fig. 2 The image after the epipolar rectification



(a) 理想立体像对城堡的左图像



(b) 式(3)作为优化函数校正后的左图像



(c) 式(4)作为优化函数校正后的左图像

图 3 采用不同优化函数极线校正后的示意图

Fig. 3 The image after the epipolar rectification with different optimal function

正后的精度问题,而对校正后变形情况没有进行分析和比较,因此它们在校正后,图像明显存在较大变形,其变形程度与采用式(3)作为优化函数的本文算法效果相当。虽然它们也可以保证对应点的垂直视差很小(实验中,3种算法垂直视差都在0.1个像素之内),然而图像却存在着较大的旋转变形,校正结果如图3(b)所示(只以本文算法得出结果为例);而本文算法采用式(4)作为优化函数,校正结果如图3(c)所示。从中可以看出校正后几乎不存在变形。利用两种优化函数进行多次估计得到参数的平均数比较结果如表3所示,可看出采用式(4)时,其估计出的参数都很小,有效避免了校正后产生的图像变形。从图3(b),图3(c)比较可知,对于这

表 3 本文算法采用不同优化函数的变形实验对比

Tab. 3 The deformation comparison with different optimal functions

优化函数	$1/f_1$	$1/f_2$	$\alpha$ (度)	$\beta$ (度)	$t$
式(3)	0.0	1.0	8.96	8.96	1.953
式(4)	0.0	0.0	0.021	0.017	0.000

种情况,采用式(3)的本文算法,Francesco算法以及Hartley算法只是保证了优化函数的最小化,但是由于没有对旋转角度等约束,所以校正后图像不仅有可能破坏了极线平行,而且图像有一定的变形。而采用式(4)作为优化函数,由于加入了对旋转角度

等约束,则很好地保留了原图极线平行的特征,而且几乎没有变形,和原图几乎一摸一样,校正后的参数几乎全为零。可见在这种两个平行放置的摄像机之间具有较小运动的应用环境下更适合将式(4)作为优化函数。

## 6 结 论

在传统极线校正的基础上提出了一种改进的算法,首先利用基于RANSAC框架的鲁棒性估计算法对原始匹配点进行筛选,剔除错误匹配点,将筛选出的正确匹配点作为有效点集进行计算。其次针对不同的应用环境,特别是实际中常见两个平行放置的摄像机之间具有较小运动的应用环境,提出一种有效的优化函数用于估计投影校正矩阵。实验结果说明该算法的有效性,是一种鲁棒性的算法,具有一定的应用范围。

### 参考文献 (References)

- 1 Loop C, Zhang Z Y. Computing rectifying homographies for stereo vision [A]. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Collins, Colorado, USA, 1999, 1: 125 ~ 131.
- 2 Hartley R. Theory and practice of projective rectification [J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 35(2): 115 ~ 127.
- 3 Fusiello, Trucco, Verri. A compact algorithm for rectification of stereo pairs [J]. Machine Vision and Applications, 2000, 12(1): 16 ~ 22.
- 4 Francesco Isgro, Trucco. Projective rectification without epipolar geometry [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Fort Collins, Colorado, USA, 1999, 1: 94 ~ 99.
- 5 Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. Cambridge, Network, Britain: Cambridge University Press, 2000.
- 6 Gluckman J, Nayar S. Rectifying transformations that minimize resampling effects [A]. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Los Angeles, USA, 2001, 1: 111 ~ 117.
- 7 Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Graphics and Image Processing, 1981, 26(4): 381 ~ 395.
- 8 Takashima E, Murata Y, Shibata N, et al. Self adaptive island GA [A]. In: Proceedings of 2003 Congress Evolutionary Computation [C], Canberra, Australia, 2003, 2: 1072 ~ 1079.
- 9 Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T, et al. Numerical Recipes in C [M]. Cambridge, Network, Britain: Cambridge University Press, 1992: 681 ~ 688.