

doi:10.3788/gzxb20184706.0612002

未知畸变参数时多视图三维重建相对位姿估计方法

薛俊诗¹, 舒奇泉², 郭宁博¹

(1 航天工程大学 研究生院, 北京 101416)

(2 中国人民解放军 78156 部队 111 分队, 兰州 730000)

摘 要:针对多视图三维重建中畸变影像的相对姿态估计问题,提出了一种高精度的鲁棒性估计方法.根据对极几何关系,推导了畸变中心未知时的畸变基础矩阵表达模型.在系数矩阵中引入加权矩阵,控制参与估计的匹配对应点,通过奇异值分解估计畸变基础矩阵.根据加权矩阵更新准则对加权矩阵进行更新,然后进行迭代计算,比较前后两次估计得到的内点数目及平均极线距离,得到畸变基础矩阵的最优解,并判断是否需要继续迭代.在得到最优畸变基础矩阵后,再分别对畸变中心、畸变参数以及焦距进行估计.仿真和真实实验表明该方法能有效提高相对姿态鲁棒估计速度,在噪声均方差为 2.5 时,畸变参数误差均值小于 2%,焦距估计误差小于 3.5%.

关键词:机器视觉;相对姿态;鲁棒性方法;基础矩阵;奇异值分解

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2018)06-0612002-10

Relative Pose Estimation Method in Multi-view 3D Reconstruction with Unknown Distortion

XUE Jun-shi¹, SHU Qi-quan², GUO Ning-bo¹

(1 Department of Postgraduate, Aerospace Engineering University, Beijing 101416, China)

(2 Troops 78156 Unit 111, PLA, Lanzhou 730000, China)

Abstract: To estimate a relative pose for uncalibrated cameras with unknown distortion in multi-view 3D reconstruction, a robust method with high precision was proposed. Based on the epipolar geometry relationship, the radial fundamental matrix with unknown center of distortion is deduced. The weighted matrix is introduced into the coefficient matrix to control the correspondences using to estimate the radial fundamental matrix by singular value decomposition. Then the weighted matrix is updated according to the proposed criterion, and the calculation is performed iteratively. By comparing number of inliers and average distance to epipolar line, the optimal result of the radial fundamental matrix is obtained, determining whether to continue the iterative calculation. After iterative optimization, the final radial fundamental matrix can be used to estimate the center of distortion, distortion parameters and focal length. Experimental results show the efficiency, high precision and numerical stability of the proposed solution and when the mean variance of the noise is 2.5, the mean of distortion parameter error is less than 2% and the focal length estimation error is less than 3.5%.

Key words: Machine vision; Relative pose; Robust method; Fundamental matrix; Singular value decomposition

OCIS Codes: 120.4640; 150.1488; 150.1135; 150.6910

0 引言

相对姿态估计是指根据两张影像之间的 2D-2D 匹配对应点计算相机相对运动的对极几何约束关系.在

基金项目:军队探索项目(No.7131145)资助

第一作者:薛俊诗(1988—),男,博士研究生,主要研究方向为机器视觉、三维重建. Email:xueao2015@sina.com

导师:陈向宁(1962—),男,教授,博士,主要研究方向为遥感图像处理. Email:laser115@126.com

收稿日期:2017-12-12;录用日期:2018-03-08

<http://www.photon.ac.cn>

多视图三维重建中,一旦确立了两张影像之间的对极几何约束关系,就能恢复出场景的几何结构和相机的运动参数.多视影像的相对姿态估计是大范围三维重建中的基本组成部分,同时也是计算机视觉中的一个基本问题,在即时地图构建、运动分割、图像拼接以及密集立体匹配等方面得到了广泛的应用.

Longuet 介绍了理想针孔模型下的本质矩阵估计问题^[1],该方法能够有效地描述两视图之间的相对姿态,但是必须对影像进行预标定.之后,Luong 等使用基础矩阵进行相机的相对姿态估计,消除了预标定限制,并开始投影重建中引入自标定理论^[2].归一化八点算法^[3]、七点算法^[4]以及五点算法^[5]是目前仍在广泛应用的线性相对位姿求解方法.在无匹配点或噪声干扰的情况下,该类算法能够获得较好的估计结果,且计算效率较高.但实际中往往存在一定数量的误匹配点或者噪声干扰,必须结合随机采样一致性估计(Random Sample Consensus, RANSAC)、最小平方中值法(Least-Median-Squares, LMedS)、最大似然采样一致性估计(Maximum Likelihood Estimation Sample Consensus, MLESAC)等^[6]鲁棒算法进行相对位姿求解.鲁棒算法是基于多次采样估计参数模型的方式实现误匹配点的剔除和噪声的抑制,会造成计算量较大的计算负担,效率较低.袁修孝等研究了基于基础矩阵的倾斜影像的相对定向方法^[19],可以根据基础矩阵直接导出相对方位元素.周凡等提出了基于直线特征的基础矩阵鲁棒求解方法,能够减少对特征点的依赖,解决稀缺特征点时基础矩阵求解问题.

以上方法都是假定成像模型符合针孔模型下进行的.随着大量廉价手机相机、无人机机载镜头、广角镜头的应用,多视图三维重建中的影像通常存在一定的畸变,造成成像模型的非线性变化.如果不对畸变进行处理,相对姿态估计的结果将出现较大偏差.存在畸变情况的相对位姿求解往往涉及最终解决方案是否为最小问题.所谓最小问题,是指使用最少的匹配点对来估计对极几何、相机标定参数以及畸变参数等.但是最小问题的求解一般需进行复杂的代数多项式求解,最初的算法都选择忽略几何限制直接使用更多的点对进行求解^[7].文献[8]提出了一种非最小求解方法,并首次采用畸变基础矩阵(Radial Fundamental Matrix, RFM)描述两视图之间的对应几何关系.

随着 Gröbner 基的应用,复杂多项式方程组的求解变得可行,推动了基于最小问题相对姿态估计的快速发展^[9].文献[10]提出了一种基于八个对应点的最小解决方案,可以估计未标定相机的基础矩阵以及单一畸变参数.文献[11]给出了两种相对姿态估计的最小问题,一种是在焦距已知,两个相机部分标定的情况下,计算本质矩阵以及畸变参数;另一个是在未标定情况下,求解基础矩阵以及两个不同的畸变参数.但是,这种求解模式造成求解效率较低.文献[12]对未知焦距及畸变参数下的本质矩阵估计的最小问题进行了详细的研究,提出了基于 Gröbner 基的多项式求解方法,该方法能够得到大量正确的匹配对应点并实现焦距及畸变参数的同时精确估计.为进一步提高效率,文献[13]通过 10 个点对构建了自由度为 10 的多项式方程,并利用 Strum 序列法进行求解,能够得到抗噪声、稳定的、快速的求解.除本质矩阵与基础矩阵外,单应矩阵也是描述对极几何关系的重要内容.文献[14]研究了畸变情况下单应矩阵的最小求解方法(使用五个对应点构建非线性方程组,并使用 Gröbner 基进行快速稳定求解)和非最小求解方法(是使用六个点构建二元二次线性方程组,进行线性求解).上述畸变参数的求解都是建立在已知畸变中心(Center of Distortion, CoD),或者假定畸变中心为影像中心下进行的.实际上,影像的畸变中心与影像中心并不重合.文献[15]论述了 CoD 估计的重要性,提出了单边 CoD 估计方法,在此基础上建立了有理模型,并使用内核决策法进行鲁棒估计,但未对包含 CoD 的畸变基础矩阵模型进行研究.文献[16]介绍了一种畸变条件下未知焦距的 CoD 的计算方法,可在任意的畸变模型下,通过从对极曲线集合中提取直线,实现 CoD 的估计.

本文建立了包含 CoD 的畸变基础矩阵表达模型,提出了一种基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)分解的鲁棒性估计方法,利用点到对极极线距离实现加权系数矩阵更新,从而剔除外点,并在一定程度上抑制噪声影响.在得到畸变基础矩阵后,通过求解对极曲线,得到 CoD 的精确解.

1 畸变基础矩阵

设 $m_u = [x_u, y_u, 1]^T$, $m_u^* = [x_u^*, y_u^*, 1]^T$ 分别为同一空间点在两张影像上的投影点.则 m_u^* 必定位于 m_u 在影像 I' 中的对应极线 l' 上,即

$$m_u^{*T} F m_u = 0 \quad (1)$$

$$\text{式中, } \mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix}.$$

文献[7]提出了畸变除法模型,在畸变参数估计中得到了广泛的应用,其基本形式为

$$\mathbf{m}_u = \begin{bmatrix} x_u \\ y_u \\ 1 \end{bmatrix} \cong \mathbf{m}_d = \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 + \lambda(x_d^2 + y_d^2) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, \cong 表示变尺度相等.在未知畸变中心时,得到广泛采用的二阶畸变模型^[17]为

$$\begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_u \\ y_u \end{bmatrix} + \lambda r^2 \left[\begin{pmatrix} x_u \\ y_u \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix} \right] \quad (3)$$

式中, $[d_x, d_y]^T$ 为畸变中心, λ 为畸变系数, $r^2 = \|(x_d, y_d)^T - (d_x, d_y)^T\|^2$ 为影像中心到畸变中心的欧式距离的平方.式(3)可以准确地描述点的畸变坐标与无畸变坐标之间的关系;当已知无畸变点坐标、畸变参数 λ 、以及畸变中心时,可以得到畸变点坐标.

式(3)经过整理可得

$$\begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} + \lambda r^2 \begin{bmatrix} d_x \\ d_y \end{bmatrix} = (1 + \lambda r^2) \begin{bmatrix} x_u \\ y_u \end{bmatrix} \quad (4)$$

将式(4)写为齐次坐标的形式,并参照除法模型将尺度因子 $1 + \lambda r^2$ 写入第三项,可得

$$\mathbf{m}_u = \begin{bmatrix} x_{ui} \\ y_{ui} \\ 1 \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} x_d + \lambda r^2 d_x \\ y_d + \lambda r^2 d_y \\ 1 + \lambda r^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & d_x \\ 0 & 1 & d_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d - d_x \\ y_d - d_y \\ 1 + \lambda r^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

将 $r^2 = (x_d - d_x)^2 + (y_d - d_y)^2$ 代入式(5),可以得到畸变点坐标表示的无畸变点坐标形式

$$\mathbf{m}_u \cong \begin{bmatrix} 1 & 0 & d_x \\ 0 & 1 & d_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d - d_x \\ y_d - d_y \\ 1 + \lambda((x_d - d_x)^2 + (y_d - d_y)^2) \end{bmatrix} \quad (6)$$

经过整理可得

$$\mathbf{m}_u \cong \begin{bmatrix} 1 & 0 & d_x \\ 0 & 1 & d_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & \lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & -2d_x & -2d_y & d_x^2 + d_y^2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 \\ x_d^2 + y_d^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

设 $\mathbf{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & d_x \\ 0 & 1 & d_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & \lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & -2d_x & -2d_y & d_x^2 + d_y^2 & 1 \end{bmatrix}$ 为 3×4 的畸变系数矩阵.显然 \mathbf{L} 只与畸变中心以及畸变参数有关.将式(7)代入式(1),可得

$$[x_d^* \quad y_d^* \quad 1] \mathbf{L}^{*T} \mathbf{F} \mathbf{L} \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 \\ x_d^2 + y_d^2 \end{bmatrix} = 0 \quad (8)$$

设 $\ddot{\mathbf{F}} = \mathbf{L}_{di}^{*T} \mathbf{F} \mathbf{L}_{di}$ 为 4×4 的畸变基础矩阵.式(8)可表示为

$$[x_d^* \quad y_d^* \quad 1 \quad x_d^{*2} + y_d^{*2}] \ddot{\mathbf{F}} \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 \\ x_d^2 + y_d^2 \end{bmatrix} = 0 \quad (9)$$

式中,畸变基础矩阵的秩与基础矩阵相同为 2,自由度为 11.式(9)可写为

$$[(x_{d_i}^*, y_{d_i}^*, 1, x_{d_i}^{*2} + y_{d_i}^{*2}) \otimes (x_{d_i}, y_{d_i}, 1, x_{d_i}^2 + y_{d_i}^2)] \mathbf{f} = 0 \quad (10)$$

式中, \otimes 表示 Kronecker 积, $\mathbf{f} = (\ddot{\mathbf{F}}_{11}, \dots, \ddot{\mathbf{F}}_{44})^T$ 为畸变基础矩阵向量化. 如果有 n 个对应点, 则有 $\mathbf{A}\mathbf{f} = 0$:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (x_{d_1}^*, y_{d_1}^*, 1, x_{d_1}^{*2} + y_{d_1}^{*2}) \otimes (x_{d_1}, y_{d_1}, 1, x_{d_1}^2 + y_{d_1}^2) \\ \vdots \\ (x_{d_n}^*, y_{d_n}^*, 1, x_{d_n}^{*2} + y_{d_n}^{*2}) \otimes (x_{d_n}, y_{d_n}, 1, x_{d_n}^2 + y_{d_n}^2) \end{bmatrix}, \text{这时, } \mathbf{A} \text{ 为 } n \times 16 \text{ 的矩阵.}$$

2 鲁棒求解方法

在理想情况下, 方程组系数矩阵 \mathbf{A} 的零空间的有效维度为 2, 但是实际中, 由于受噪声和误匹配点的影响, \mathbf{A} 的零空间的有效维度为 0, 即没有 0 奇异值. 为了有效消除噪声和外点的影响, 本文提出一种鲁棒的求解方法. 引入加权系数矩阵 \mathbf{W} , 将线性方程组的求解问题转化为下面的最小化问题

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{f}, \mathbf{W}} \|\mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{f}\|^2 \quad (11)$$

式中, $\mathbf{W} = \operatorname{diag}(\omega_1, \dots, \omega_n)$ 为 $n \times n$ 的对角阵. 当对应点为正确匹配内点时, $\omega_i = 1$; 当对应点为误匹配点或外点时, $\omega_i = 0$. 其主要求解步骤为:

Step1, 首先根据成像点坐标 m_i 与相机的标定矩阵 \mathbf{K} 计算归一化成像点坐标. 经过归一化可以消除坐标变化的影响, 使数据具备一定的尺度不变性, 提高估计结果的精度. 当未知标定参数或图像已裁剪时, 可使用焦距的估计值 $f_g = \frac{l/2}{\tan(\operatorname{fov}/2)}$ 进行归一化, 其中 l 为影像的宽度, $\operatorname{fov} = 50^\circ$ 为影像的先验估计.

Step2, 计算所有坐标点的扩展坐标, 并计算匹配对应点的 Kronecker 积, 形成系数矩阵 \mathbf{A} .

Step3, 进行全局计算, 将 \mathbf{W} 赋值为单位矩阵, 即所有的匹配对应点都参与求解. 赋值后, 直接对 $\mathbf{W}\mathbf{A}$ 进行 SVD 分解, 得到 \mathbf{f} 的解, 从而得到畸变基础矩阵 $\ddot{\mathbf{F}}$ 的估计值 $\hat{\mathbf{F}}_1$. 同时, 随机选取不少于 14 匹配对应点, 并根据索引对 \mathbf{W} 中对应的元素进行赋值, 然后计算畸变基础矩阵 $\hat{\mathbf{F}}_M$.

求解的具体过程为: 对 \mathbf{W} 初始化之后, 对系数矩阵进行 SVD 分解 $[\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{V}] = \operatorname{svd}(\mathbf{W}\mathbf{A})$; 其中, $\mathbf{V} = [v_1, \dots, v_{16}]$, $\mathbf{S} = \operatorname{diag}(s_1, \dots, s_{16})$; 于是可以获得畸变基础矩阵零空间的两个基向量: $f_1 \leftarrow v_k$, 其中 $k: s_k = \min(s_1, \dots, s_{16})$; $f_2 \leftarrow v_j$, 其中 $j: s_j = \min_{j \neq k}(s_1, \dots, s_{16})$.

设 $\hat{\mathbf{F}} = \kappa f_1 + (1 - \kappa) f_2$ 利用 $\det(\hat{\mathbf{F}}) = 0$ 可以求得 κ 的值, 从而得到 $\hat{\mathbf{F}}$. 为保证畸变基础矩阵的秩为 2, 对得到的 $\hat{\mathbf{F}}$ 进行奇异值分解, $[\hat{\mathbf{U}}, \hat{\mathbf{S}}, \hat{\mathbf{V}}] = \operatorname{svd}(\hat{\mathbf{F}})$, 令 $\hat{\mathbf{S}}(3, 3) = 0, \hat{\mathbf{S}}(4, 4) = 0$, 最终得到畸变基础矩阵估计值: $\hat{\mathbf{F}} = \hat{\mathbf{U}} \cdot \hat{\mathbf{S}} \cdot \hat{\mathbf{V}}'$.

Step4, 进行迭代计算, 获得最优畸变基础矩阵. 采用点到对应极线的距离计算所有匹配对应点的几何误差, 以区分匹配内点和外点, 即

$$\epsilon_i = \left(\frac{1}{\sqrt{(\hat{\mathbf{F}}\mathbf{x}_i)_1^2 + (\hat{\mathbf{F}}\mathbf{x}_i)_2^2}} + \frac{1}{\sqrt{(\hat{\mathbf{F}}^T\mathbf{x}_i^*)_1^2 + (\hat{\mathbf{F}}^T\mathbf{x}_i^*)_2^2}} \right) \|\mathbf{x}_i^* \hat{\mathbf{F}}\mathbf{x}_i\| \quad (12)$$

加权矩阵 \mathbf{W} 中的元素 ω_i 根据式(3)进行更新.

$$\omega_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \epsilon_i \leq \max(\epsilon_{\max}, \delta_{\max}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\epsilon_{\max} = Q_{15\%}(\epsilon_1, \dots, \epsilon_n)$ 为所有对应点的几何误差的最低 15% 分位数, 通过引入最大几何误差阈值 $\delta_{\max} = 3$, 可以有效地降低将内点划归为外点的概率, 同时加快迭代收敛速度.

根据全局计算结果 $\hat{\mathbf{F}}_1$ 更新后的系数加权矩阵为 \mathbf{W}_1 , 得到的内点集合为 \mathbf{P}_1 . 同样地, 根据随机采样计算结果 $\hat{\mathbf{F}}_M$ 更新后的系数加权矩阵为 \mathbf{W}_M , 得到的内点集合为 \mathbf{P}_M . 如果随机采样获得的内点数目小于全局估计获得的内点数目, 则重新进行随机采样后, 再次计算 $\hat{\mathbf{F}}_M$.

然后, 令 $\mathbf{W} = \mathbf{W}_1 \mathbf{W}_M$, 并计算畸变基础矩阵 $\hat{\mathbf{F}}_1$, 再次计算所有匹配对应点的几何误差, 并进行系数加权矩

阵更新,计算畸变基础矩阵 $\hat{\mathbf{F}}_2$.比较前后两次得到的内点数目以及平均极线距离,从中选择最佳的畸变基础矩阵估计值 $\hat{\mathbf{F}}_{\text{best}}$,以决定是否更新系数矩阵 \mathbf{W} .如此反复,直到得到畸变基础矩阵的最佳估计值.

Step5,求解 CoD 坐标,其主要内容见第 4 节.

Step6,求解畸变参数 λ_1, λ_2 .在得到 CoD 坐标后,可根据畸变系数矩阵 \mathbf{L} 的定义,得到消除 CoD 影响后的畸变基础矩阵 \mathbf{F}_λ .然后根据式(14)求得左右两张影像的畸变参数估计值 $\hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2$.

$$\begin{cases} \hat{\lambda}_1 = \frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 \frac{\mathbf{F}_\lambda(4, j)}{\mathbf{F}_\lambda(3, j)} \\ \hat{\lambda}_2 = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \frac{\mathbf{F}_\lambda(i, 4)}{\mathbf{F}_\lambda(i, 3)} \end{cases} \quad (14)$$

Step7,估计焦距 f .根据本质矩阵与基础矩阵的关系: $\mathbf{E} = \mathbf{K}^T \mathbf{F} \mathbf{K}$,当求得畸变中心与畸变参数后, $\mathbf{K} = \text{diag}(f, f, 1)$ 为 3×3 的对角阵.而本质矩阵 \mathbf{E} 满足 Demazure 公式: $2\mathbf{E}\mathbf{E}^T\mathbf{E} - \text{trace}(\mathbf{E}\mathbf{E}^T)\mathbf{E} = 0$.当已知基础矩阵时,可求得焦距 f .

3 CoD 估计

根据对极几何关系,能够得到关于畸变中心的限制:在任意畸变模型下,穿过畸变中心的直线仍然为直线.实质上,如果能够获得这样的两条直线,将两条直线相交,就可以得到畸变中心的坐标.如果影像 A 与 B 上的匹配对应点为 $\mathbf{m}_A \leftrightarrow \mathbf{m}_B$,根据式(9)可得: $\mathbf{m}_B^T \ddot{\mathbf{F}} \mathbf{m}_A = 0$,其中 $\mathbf{m}_A, \mathbf{m}_B$ 为畸变扩展坐标.对于影像 B 中的任意一点 \mathbf{m}_B ,可得: $l_A = \mathbf{m}_B^T \ddot{\mathbf{F}}$ 为影像 A 中的对极曲线.可见,对极曲线为畸变基础矩阵的行向量的线性组合.于是可根据下面两个条件,求得 CoD:

1) 极点一定位于 RFM 的零空间: $\ddot{\mathbf{F}} \cdot \mathbf{e}_r = \mathbf{e}_l^T \cdot \ddot{\mathbf{F}} = 0$,其中 $\mathbf{e}_r, \mathbf{e}_l$ 分别为左右极点.

2) 两条对极直线相交: $[\mathbf{e}_r \quad \mathbf{e}_l] \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha} \\ -\boldsymbol{\beta} \end{bmatrix} = 0$,其中 $\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}$ 分别为左右极点对应的系数矩阵.

具体来讲,首先根据条件 1) 对畸变基础矩阵进行 SVD 分解: $[\mathbf{U}_e, \mathbf{S}_e, \mathbf{V}_e] = \text{svd}(\hat{\mathbf{F}})$,取 $\mathbf{e}_r = \mathbf{V}_e(1:3, 3; 4), \mathbf{e}_l = \mathbf{U}_e(1:3, 3; 4)$,然后根据条件 2),对 $[\mathbf{e}_r \quad \mathbf{e}_l]$ 进行 SVD 分解: $[\mathbf{U}_c, \mathbf{S}_c, \mathbf{V}_c] = \text{svd}([\mathbf{e}_r \quad \mathbf{e}_l])$,以 C_r, C_l 表示左右两张影像的 CoD,则 CoD 的估计值为

$$\begin{cases} C_r = \mathbf{e}_r \cdot \mathbf{V}_c(1:2, 4) \\ C_l = \mathbf{e}_l \cdot \mathbf{V}_c(3:4, 4) \end{cases} \quad (15)$$

4 实验验证

为了有效评估本文算法的计算精度、计算效率及数值稳定性,分别用合成数据和真实影像进行下述实验.在实验中,将本文算法与加入 RANSAC 后文献[16]中算法进行了比较.算法选用 MATLAB 实现,在配置为 8 核 2.8GHz Intel Core i7-4900MQ CPU 的计算机上执行.

4.1 合成数据

假设合成影像的尺寸为 640×480 ,等效焦距为 800 像素,在 3D 空间范围 $[-2, 2] \times [-2, 2] \times [4, 8]$ 中随机生成 1000 个点.设定随机生成两张影像之间的参考偏移向量为 \mathbf{t}_{true} ,参考旋转矩阵为 \mathbf{R}_{true} ,两张影像的参考畸变参数分别为 $\lambda_{\text{true}} = [-0.245, -0.215]$.首先根据针孔成像模型生成影像的 2D 原始点,然后根据畸变除法模型,生成畸变点坐标.共进行三组实验:共进行三组合成数据实验.实验一分别添加比例为 10%、20%、30%的误匹配点,验证算法对存在一定误匹配点时的鲁棒性及计算精度,主要是通过最终获得的内点数目表现算法对误匹配点的剔除能力,用平均极线距离来表示算法的计算精度.实验二分别添加均值为零、均方差为 0.5 到 2.5 的高斯噪声,验证算法对存在一定噪声时的鲁棒性及计算精度.实验三主要是在噪声一定的情况下,分析算法的计算效率.,每次实验独立重复 500 次,实验结果如下:

第一组实验,假设噪声为零,畸变中心无偏移,按比例 10%、20%、30%添加不同程度的误匹配点,进行畸变基础估计,完成估计后,分别比较两种方法最终得到的内点数目以及平均极线距离.

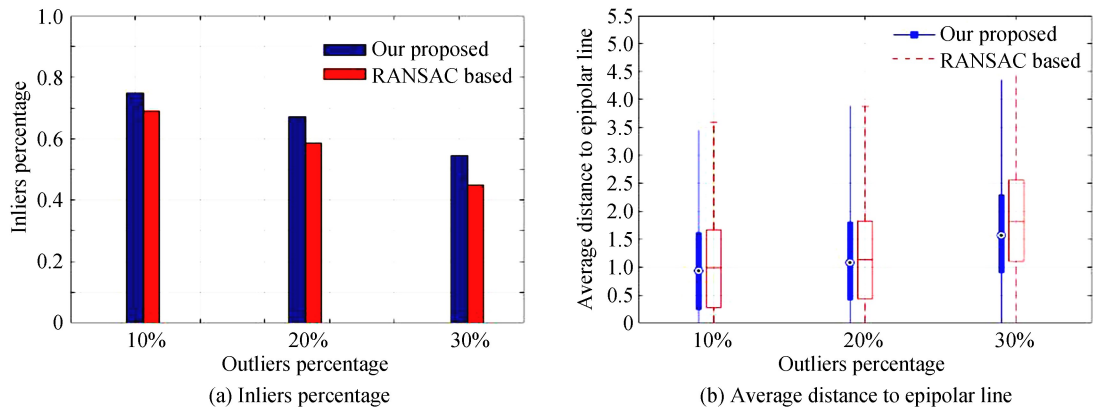


图1 获得内点比例与平均极线距离随外点比例的变化

Fig.1 Influence of outliers' percentage on inliers percentage and average distance to epipolar line

如图1所示,随着误匹配点比例的增加,得到的内点数目降低,平均极线距离增加.与基于RANSAC的文献[16]中的方法相比,本文提出的方法能够获得更多的内点,在添加30%误匹配点的情况下,仍能获得54.3%的内点,而文献[16]中的方法仅得到46.5%的内点,同时,本文提出的方法平均极线距离更小,平均极线距离为1.52,而文献[16]中的方法得到的最终平均极线距离为1.63.显然,使用本文方法进行多视图三维重建能够提高相对姿态估计的鲁棒性.

第二组实验,不添加误匹配点,在实验中添加均值为零、均方差为0.5到2.5的高斯噪声,得到的估计误差采用定义为: $e_{\lambda}(\%) = \|\lambda_{\text{true}} - \hat{\lambda}\| / |\lambda_{\text{true}}| \times 100\%$, 同样的焦距误差为: $e_{\text{focal}}(\%) = \|f_{\text{true}} - \hat{f}\| / \|\hat{f}\| \times 100\%$. 得到的估计误差随噪声水平变化的盒图如图2所示.

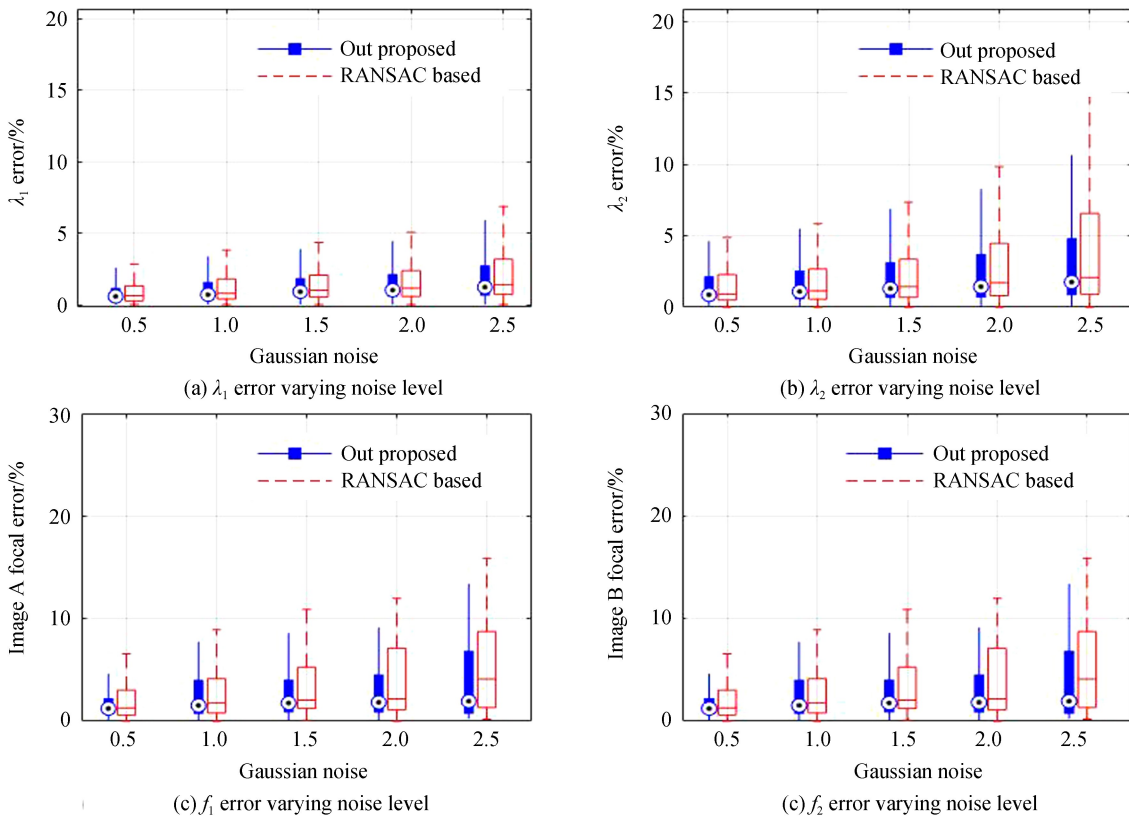


图2 畸变参数及焦距随高斯噪声变化

Fig.2 Distortion parameters and focal length estimation errors with respect to varying noise level

可见,随着噪声水平的升高,估计误差逐步增加.在噪声均方差为2.5时,本文方法得到的畸变参数误差均值小于2%,焦距估计误差小于3.5%.与基于RANSAC的文献[16]中的方法相比,本文提出的算法具有

更高的鲁棒性和数值稳定性,在噪声较高的水平下仍能得到较高精度的估计结果。

维持其他条件不变,添加 10% 的误匹配点以及均值为 0、均方差为 1 的噪声,从 14 到 1414 每隔 200 点统计一次计算时间,结果如图 3 所示。可见,本文算法具有更高的执行效率,主要是因为本文算法能够减少迭代次数,从而降低计算量。

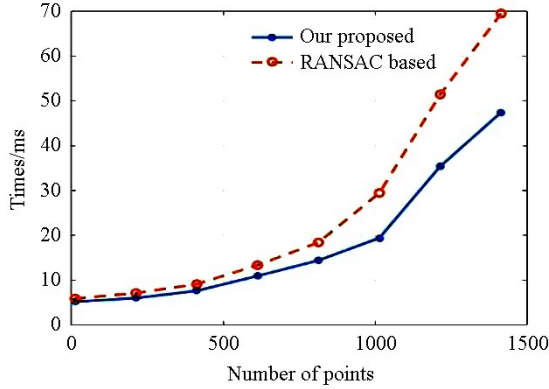


图 3 计算时间随点数变化

Fig.3 Computation time with respect to varying number of points

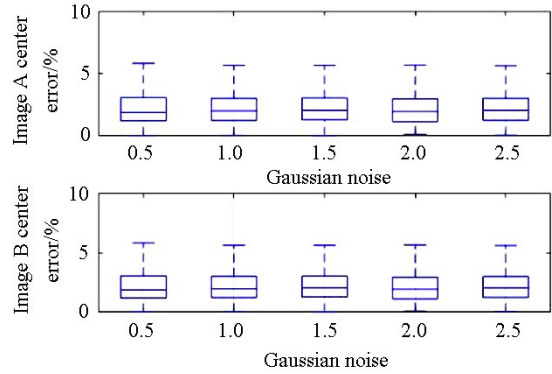


图 4 CoD 误差随噪声变化

Fig.4 CoD estimation error with respect to varying noise level

在实验二条件的基础上加上畸变中心的偏移,畸变中心的估计误差如图 4 所示。由图可见,畸变中心估计结果精度较高。当噪声均方差小于 2.5 时,估计误差随噪声变化较小,能够稳定在一定的范围内。

在完成畸变参数估计之后,根据式(4)对合成影像进行畸变校正,原始点、畸变点以及畸变校正点的分布情况如图 5 所示。

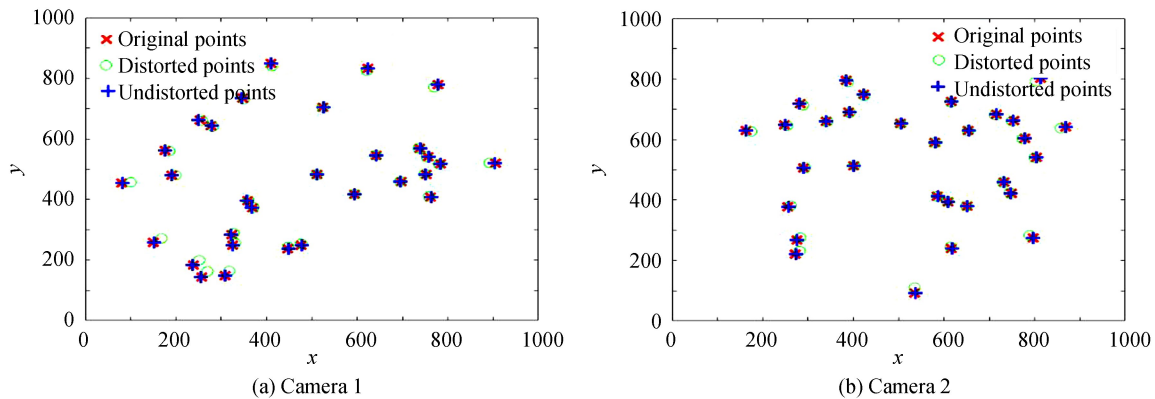


图 5 原始点、畸变点与畸变校正点分布情况

Fig.5 Distribution positions of original points, distorted points and undistorted points

可见,越远离影像中心,原始点与畸变点的偏差越大,符合径向畸变的一般规律。经过畸变校正之后,校正点与原始点坐标基本重合,表明两者之间的误差小于一个像素,能够满足后续三维重建的要求,同时,这进一步说明畸变参数估计的精度较高。

4.2 真实实验

使用工作场景的真实影像数据进行多视图三维重建及相机相对运动参数恢复,以进一步检验算法的有效性。Bundler 算法为进行多视图影像稀疏重建的经典算法,但是无法进行未知相机标定参数及影像存在畸变情况的三维重建,将本文相对姿态估计方法加入到 Bundler 中,能够实现该算法在上述情况下多视图三维重建。

实验中采用三星 S6 手机拍摄的 30 张工作场景的影像进行多视图三维重建,影像尺寸为 5312×2988 ,焦距及畸变参数未知。首先使用 SIFTGPU 获取影像的特征点,然后使用最近邻法进行特征点匹配,得到两两影像之间的匹配点对。挑选两张作为初始像对进行相对姿态估计,结果如图 6~图 8。

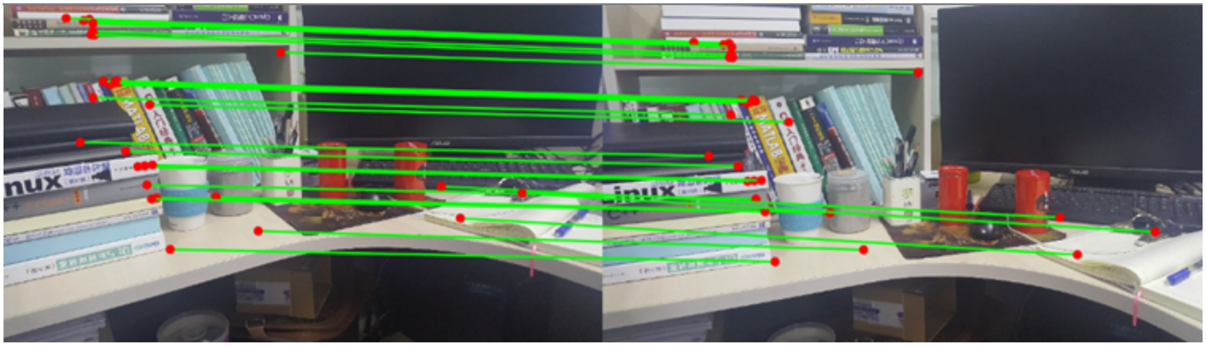


图6 完成像对姿态估计后随机挑选的部分匹配点对
Fig.6 Randomly selected partial corresponding inliers after relative pose estimation

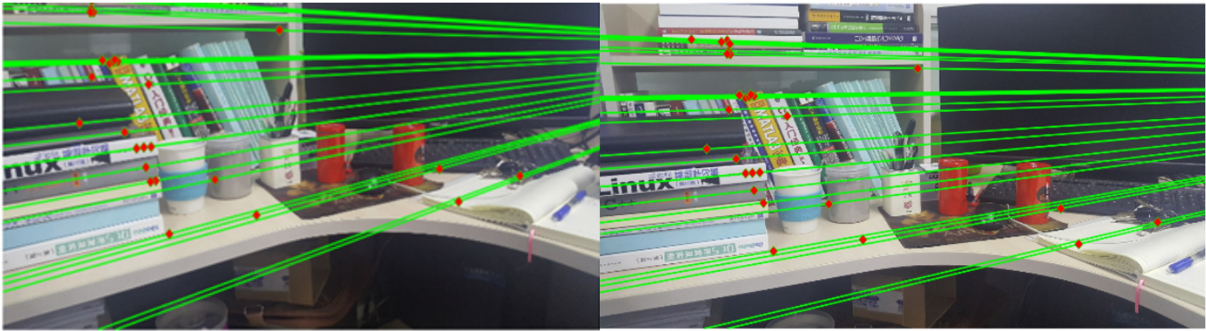


图7 对极曲线及匹配对应点分布
Fig.7 Epipolar lines and corresponding feature points

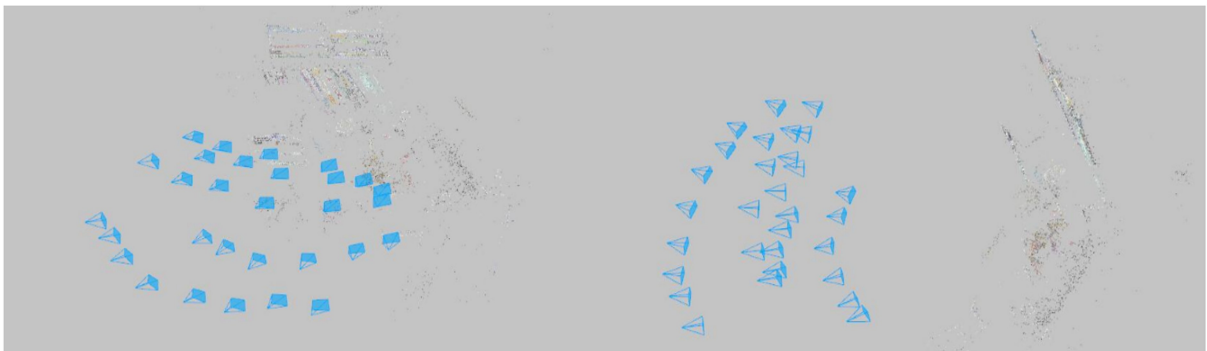


图8 不同视角下的相机相对运动参数估计结果
Fig.8 Camera relative pose estimation results from different angle of view

经过迭代优化后,参与解算的特征点之间具有严格的匹配关系,无误匹配点存在,特征点准确地落在其对应的极线上,精确表达了估计结果的对极几何关系.

图8中,锥体部分表示解算得到的相机位置与姿态,点云部分表示场景的稀疏结构.使用本文算法得到的相机位置排列有序、姿态准确,与拍摄时相机姿态一致性保持较好,同时,外点数目极少.

在完成重建后,可同时得到该组影像的畸变参数估计值,如表1所示,利用本文得到的畸变参数对影像进行畸变校正后,再利用 Bundler 算法进行重建,得到的重建结果对比如表2所示.可见,本文算法能够获得较高精度的相对位姿估计结果,并获取影像的畸变参数.

表1 畸变参数估计结果

Table 1 Distortion parameter estimation result

f_1	f_E	CoI	CoD	λ_E
3 944.19	3 907.29	(2 656,1 494)	(2 616.46,1 528.85)	-0.22

表中, f_1 表示初始焦距, f_E 表示焦距估计值,CoI表示影像中心, λ_E 表示焦距估计值.

表 2 本文算法与 Bundler 算法估计结果比较
 Tabel 2 Comparison of our proposed method and bundler

Image number	Bundler			Proposed method		
	D_A	T_P	T_A	D_A	T_P	T_A
30	0.657 pixel	17 s11 ms	3 min17 s	0.596 pixel	15 s57 ms	2 min35 s

表中, D_A 表示平均极限距离, T_P 表示姿态估计时间, T_A 表示三维重建总时间.

合成数据及真实影像实验结果表明:本文提出的算法适用于未标定畸变影像的多视图三维重建,对噪声和误匹配点具有较强的适用性,估计精度优于 RANSAC 算法,且实现简单,具有更快的执行效率.

5 结论

提出了一种快速、鲁棒的未标定畸变影像相对姿态估计方法,推导了未知畸变中心的畸变基础矩阵表达式;对该算法的实现步骤进行了详细的描述,分别使用合成数据及真实影像进行了实验验证,实验结果表明:该方法能够有效解决多视图三维重建中未标定畸变初始像对的相对姿态估计问题,对噪声和误匹配点都具有较强的适用性,且具有较高的估计精度和执行效率.

参考文献

- [1] LONGUET H C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections[J]. *Nature*, 1981, **293**(5828): 133-135.
- [2] LUONG Q T, FAUGERAS O D. The fundamental matrix: Theory, algorithms, and stability analysis[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1996, **17**(1): 43-75.
- [3] ARMANGUE X, SALVI J. Overall view regarding fundamental matrix estimation [J]. *Image & Vision Computing*, 2003, **21**(2): 205-220.
- [4] STEWENIUS H, NISTER D, KAHL F, *et al.* A minimal solution for relative pose with unknown focal length[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, 2005(2): 789-794.
- [5] STEWENIUS H, ENGELS C, NISTER D. Recent developments on direct relative orientation[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2006, **60**(4): 284-294.
- [6] ARMAMGUE X, SALVI J. Overall view regarding fundamental matrix estimation [J]. *Image & Vision Computing*, 2003, **21**(2): 205-220.
- [7] FITZGIBBON A W. Simultaneous linear estimation of multiple view geometry and lens distortion[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on IEEE*, 2001(1): 125-132.
- [8] BARRETO J P, DANIILIDIS K. Fundamental matrix for cameras with radial distortion[C]. *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE Computer Society*, 2005: 625-632.
- [9] KUKELOVA Z, BUJNAK M, PAJDLA T. Automatic generator of minimal problem solvers[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2008: 302-315.
- [10] BYROD M, KUKELOVA Z, JOSEPHSON K, *et al.* Fast and robust numerical solutions to minimal problems for cameras with radial distortion[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, 2010: 1-8.
- [11] KUANG Y, SOLEM J E, KAHL F, *et al.* Minimal solvers for relative pose with a single unknown radial distortion [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 33-40.
- [12] JIANG F, KUANG Y, SOLEM E, *et al.* A minimal solution to relative pose with unknown focal length and radial distortion[M]. *Computer Vision, ACCV 2014, Springer International Publishing*, 2014: 443-456.
- [13] KUKELOVA Z, HELLER J, BUNJNAK M, *et al.* Efficient solution to the epipolar geometry for radially distorted cameras[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015: 2309-2317.
- [14] KUKELOVA Z, HELLER J, BUJNAK M, *et al.* Radial distortion homography[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, 2015:639-647.
- [15] LI H, HARTLER R. A non-iterative method for correcting lens distortion from nine point correspondences[J]. *OMNIVIS*, 2005: 2-7.
- [16] HENRIQUE B J, ANGST R, KOSER K, *et al.* Radial distortion self-calibration[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013: 1368-1375.
- [17] BRITO J H, ANGST R, KOSER K, *et al.* Unknown radial distortion centers in multiple view geometry problems[C].

Asian Conference on Computer Vision, Springer, 2012: 136-149.

- [18] YUAN Xiao-yu, CHEN Shi-yu, ZHONG Can. Oblique aerial image relative orientation based on fundamental matrix [J]. *Geomatics & Information Science of Wuhan University*, 2016, **41**(8): 995-1000.
袁修孝, 陈时雨, 钟灿. 基于基础矩阵的倾斜航摄影像相对定向方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, **41**(8): 995-1000.
- [19] ZHOU Fan, SHAO Shi-xiong, WU Jian-hua. Method for fundamental matrix estimation combined with line features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, **33**(10): 188-195.
周凡, 邵世维, 吴建华. 一种联合直线特征的基础矩阵计算方法[J]. 光学学报, 2013, **33**(10):188-195.

Foundation item: The Exploration Project of the Army (No.7131145)

引用格式: XUE Jun-shi, SHU Qi-quan, GUO Ning-bo. Relative Pose Estimation Method in Multi-view 3D Reconstruction with Unknown Distortion[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(6):0612002

薛俊诗, 舒奇泉, 郭宁博. 未知畸变参数时多视图三维重建相对位姿估计方法[J]. 光子学报, 2018, **47**(6):0612002