

一种基于无人机序列成像的地形地貌重建方法

李立春, 张 恒, 李 由, 于起峰

(国防科技大学航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:以无人机平台上普通摄像机获取的序列图像为对象,提出了一种对地三维重建的自动化处理方法。首先提出了基于视差分析的序列图像关键帧选择方法,对关键帧图像特征点进行鲁棒性的提取与匹配;第二步用加权的 RANSAC 算法估计基础矩阵,同时获取准确匹配的內点集。根据已标定的像机内参数,解算相对运动并进行优化。最后对待重建的目标点提出几何约束和单应约束融合的方法实现快速准确匹配,通过三角交会完成目标形貌三维重建。仿真实验结果表明该算法对序列图像具有较好的自动化程度和鲁棒性。

关 键 词:无人机;序列图像;地形地貌;三维重建

中图分类号:P237.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2008)05-0505-06

1 引 言

无人机对地观测系统以廉价的轻小型无人驾驶飞机为平台,装载对地成像小型传感器,对地面目标及其周围环境进行观测成像。在成像方面,无人机对地观测系统的显著特点是可以做到近地、多角度观测提高分辨率,通过视频或连续成像形成时间和空间重叠度高的序列图像,所含信息量丰富,特别适合对特定区域、特定目标观测,在测绘、监控、军事侦察等方面具有广泛的应用^[1,2]。目前对无人机图像的应用多为二维成像的直接判读、识别。从无人机序列图像获取地面三维信息是无人机图像应用的更高层次,通常多需要专业的无人机遥感平台,经过航线规划,利用专门的遥感像机,由专业人员来处理完成,处理周期长,对人员要求高^[1~4]。

无人机机载普通像机在战场侦察、目标识别、地形勘测等领域应用广泛,可方便获得大量序列图像。对这些无人机平台普通像机的序列图像进行处理,从中获得目标的三维信息将使无人机普通像机观测系统提供的信息产生质的提高,具有重要意义。目前这方面的研究多依赖于地面信息,自动化程度低,对观测成像条件要求严格^[2,3,5]。

本文针对从无人机平台普通像机成像对地形地貌及目标结构三维测量和重建这一应用,综合摄影测量、计算机视觉、图像分析的原理方法,对无人机

序列图像处理中的关键帧选择、图像匹配、相对几何关系解算等关键技术进行分析,提出了适用的算法完成了三维重建,并进行了仿真模拟实验。

2 无人机机载普通摄像机对地三维重建的算法原理

无人机对地序列成像过程如图 1 所示,它可以获取具有重叠覆盖区域的序列图像。无人机序列成像对地测量的特点是对无人机平台运动规律要求低,图像重叠度大,存在空间上的冗余信息。本文主要针对这种无像机定位信息、无地面控制点的普通像机成像条件,提出了相应的算法实现对目标和地形地貌场景的三维结构测量与形貌重建。如果具有成像传感器的定位信息或者地面控制点信息则可以直接获得地面目标的绝对位置或形貌信息。

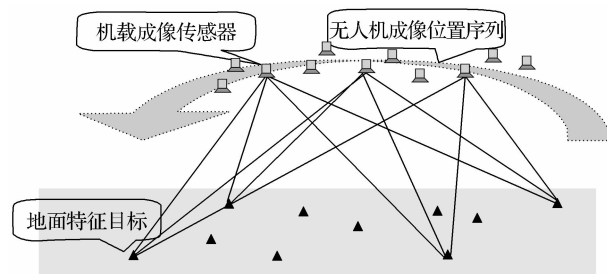


图 1 无人机时序图像对地三维重建示意图
Fig. 1 The illustration chart of 3D reconstruction from UAV image sequence

无人机序列图像三维重建在技术实现上分为图像分析处理和三维解算两个方面。图像分析处理的目的是取得不同图像上的同名目标点的对应,包括关键帧图像选择、图像增强、特征点提取与匹配。三维解算以序列图像同名点匹配结果作为输入,解算场景的三维结构,包括图像间相对运动解算、平差优化等内容。

根据无人机序列图像的空间重叠度高、像机姿态变化较缓慢等特点,本文提出了一种无人机序列图像三维重建的方法,该方法采用基于视差分析进行关键帧选择,基于匹配测度加权进行双视图相对几何关系解算,采用对极几何与单应约束融合的方法实现特征点匹配。三维重建系统的实现流程如图 2 所示。其中特征点的提取与匹配、相对定位关系的鲁棒性解算、高精度实现是本文算法的关键,给予了重点分析。

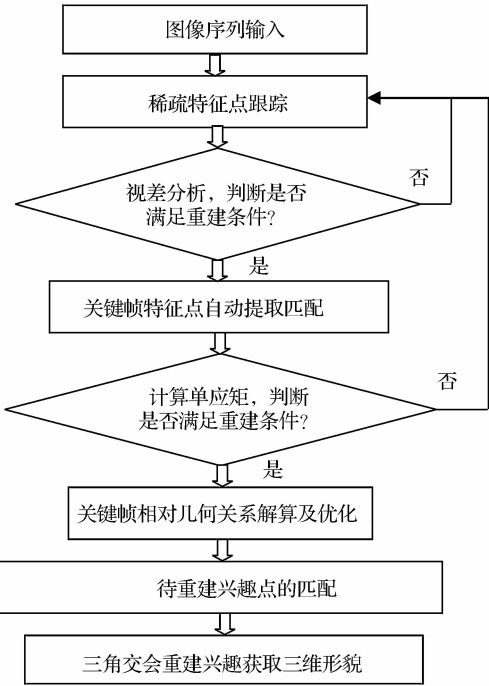


图 2 无人机序列图像重建算法流程图
Fig. 2 The flow chart of 3D reconstruction from UAV image sequence

3 无人机机载普通摄像机对地三维重建算法实现

3.1 关键帧图像选择

关键帧是序列图像中参与三维解算的图像,仅选择关键帧进行处理可以减少整个图像序列的处理时间。实现三维重建,关键帧图像要具有足够的重

叠区域,同时成像距要满足重建的要求。

本文提出采用特征点视差分析的方法来确定关键帧。在序列图像中选择 N 个全图均匀分布的特征点 $p(x_i, y_i), i = 1 \cdots N$,对 N 个特征点实时跟踪,分析特征点在不同图像上的视差来确定关键帧。在无人机飞行过程中,其摄像机姿态基本稳定,地形地貌对应像点的位置变化主要由像机的运动引起,视差反映了飞机的运动位置关系,视差大则相对距离较远。基于这一原则,关键帧选择算法可以通过以下步骤完成:

(1) 关键帧图像中选择极稀疏特征点并在全序列图像中跟踪。起始帧图像作为第一幅关键帧图像,以均匀分布并具有可跟踪性为原则选取 N 个特征点(考虑实时性 $N = 15$ 较宜)。自动跟踪 N 个特征点直到确定下一幅关键帧图像。在跟踪过程中由于视场变化、噪声干扰等原因跟踪失败的特征点算法自动舍弃。为保证跟踪精度,本文采用了最小二乘匹配(LSM)方法跟踪。

(2) 进行视差估计。对跟踪成功的 N' 个特征点,评估其与关键帧中对应点的视差。以 N' 个点的平均视差 d_m 作为判断依据,若视差满足条件式(1)则当前图像选为关键帧,否则继续进行跟踪并估计视差。

$$d_m > d_m$$

(1)

3.2 特征提取与匹配

无人机序列图像的匹配特征点可以分为两类,第一类是用于求解相对几何关系的,这类特征用 Forstner 算法在全图提取,这些特征在匹配中没有几何约束关系引导,本文提出了 SIFT 描述与最小二乘结合的鲁棒高精度匹配方法;另一部分是需要重建的场景结构关键点和密集点,这一类特征匹配在图像的相对几何关系解算以后进行,针对结构点的匹配本文提出了用对极几何关系和单应约束结合的方法,对密集点应用了全图校正的匹配方法。

3.2.1 特征提取

特征点在无人机序列图像中变化要相对较小,容易识别匹配。基于图像灰度的特征提取算法通过计算曲率及梯度来检测,所检测的特征点是局部范围内灰度和梯度变化剧烈的极值点,适于无人机对地序列图像的处理。采用 Forstner 算法对无人机图图像处理中进行特征提取比较合适。

Forstner 算法精度和稳定度都较好,适用于基于图像的测量。算法首先计算各像素的 Robert 梯度 g_u 和 g_v ,并用式(2)计算梯度 $l \times l$ 窗口中灰度的

协方差矩阵,在此基础上利用式(3)计算兴趣值 q 与 w ,根据窗口内兴趣值的局部极值确定特征点。Forstner算子较复杂,它能给出特征点的类型,精度也较高。

$$Q = N^{-1} = \begin{bmatrix} \sum g_u^2 & \sum g_u g_v \\ \sum g_v g_u & \sum g_v^2 \end{bmatrix}^{-1} \quad (2)$$

$$q = \frac{4 \text{Det} N}{(\text{tr} N)^2}, w = \frac{1}{\text{tr} Q} = \frac{\text{Det} N}{\text{tr} N} \quad (3)$$

3.2.2 基于 SIFT 特征描述的鲁棒性匹配与最小二乘精确匹配

针对无人机序列图像特征匹配中需要解决的自动化、高精度和可靠性3个重要问题,本文提出了将SIFT不变量特征描述鲁棒性匹配和最小二乘精确匹配相结合的匹配算法进行同名特征匹配。

(1) SIFT 鲁棒性匹配算法

图像特征的描述是能否实现鲁棒性匹配的关键,SIFT算法利用人类视觉的注意机理,将图像梯度方向、强度以及尺度信息综合考虑来描述特征^[6]。

特征点附近的局部区域内所有像素点梯度方向和强度的分布是特征的一个不变量描述。SIFT算法综合统计这些梯度分布得到特征的主方向和特征描述的多维向量 V 。特征描述如图3所示。建立两幅图像上特征点的SIFT特征描述,则通过向量间的距离比较就可以实现特征的鲁棒匹配。

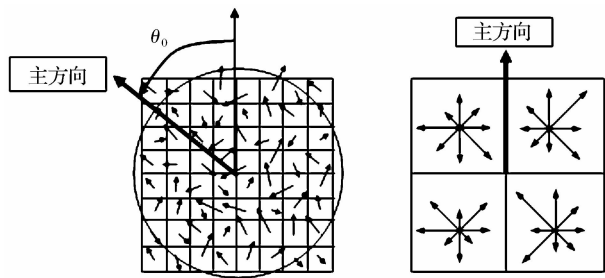


图3 SIFT特征描述示意图

Fig. 3 The illustration chart of SIFT feature description

特征距离比较匹配方法是比较特征点间的特征距离,选择距离最小的作为同名匹配点。式(4)为特征距离计算公式,其中 V 和 V' 为两视图中特征点的向量描述。

$$d = \|V - V'\| = \sqrt{\sum_i (v_i - v'_i)(v_i - v'_i)} \quad (4)$$

(2) 最小二乘精确匹配

最小二乘匹配以图像(相关)匹配中的灰度差平方和最小的相似测度为基础,考虑图像成像的灰

度几何变形和辐射变形两大类变形。将两幅图像对应特征的区域进行几何形状和亮度变换进行精确对应,通过迭代实现特征之间的精确匹配^[7]。

通常待匹配的当前图与参考图的特征区域之间的几何变形可用仿射变换表示,而辐射变形可用一次函数近似,同时综合考虑随机误差,当前图与参考图特征区域之间的灰度分布关系可用如下模型近似表示:

$$g_1(x, y) + n_1(x, y) = h_0 + h_1 g_2(a_0 + a_1 x + a_2 y, a_3 + a_4 x + a_5 y) + n_2(x, y) \quad (5)$$

其中: $a_0 \sim a_5$ 为几何畸变参数, h_0, h_1 为灰度变形参数, n_1, n_2 为随机噪声, g_1, g_2 分别为基准图与当前图的灰度分布函数, (x, y) 分别为参考图的特征点位置坐标。

最小二乘匹配通过对上式(5)泰勒展开,根据对应点灰度之差平方和最小的原理列出误差方程,通过迭代求解几何变形和灰度变形参数的迭代解,实现特征之间精确匹配。最小二乘匹配充分利用了图像窗口的信息进行平差计算,匹配精度可达到亚像素级。

3.2.3 对极几何约束图像匹配

自动提取、匹配的特征点用于图像之间相对几何关系的解算,这些特征点多数不完全是需要测量与重建的目标点。对于兴趣目标结构,地形地貌场景等需要测量重建的特征点则在第一步相对关系建立后通过对极约束、特征的极线局部变换和单应约束融合的方法实现快速的自动提取。

对于兴趣目标结构点的匹配,本文提出了单应约束与对极约束融合的匹配算法;对于地形地貌密集点匹配本文采用图像校正的全图密集匹配方法。

(1) 兴趣目标结构点的单应约束与对极约束融合匹配算法

对极约束匹配^[8]根据对极几何中匹配同名点满足对极关系 $x'^T F x = 0$ 的原理,在图像上沿着对应极线搜索目标匹配点,减小搜索范围,同时采取视差约束,唯一性约束等提高匹配效率。

无人机地面场景在一定误差范围内可近似为共面场景,利用这一原则,我们估计关键帧之间的单应矩阵 H ,利用关系式(6)预测图像点在第二幅图像的匹配点粗测位置,在预测位置附近用极线约束搜索匹配点。

$$x' = Hx \quad (6)$$

在对极约束的基础上针对无人机序列图像成像之间像机姿态差别较小的特点本文采用基于极线局部校正的图像匹配算法^[9]。算法如图4所示,算法

根据待匹配特征所在两个图像上对应极线的关系,将待匹配局部区域进行校正使对应极线平行,匹配

位置初值由(6)式单应矩阵预测来提供,实现了自动化的高精度可靠图像匹配。

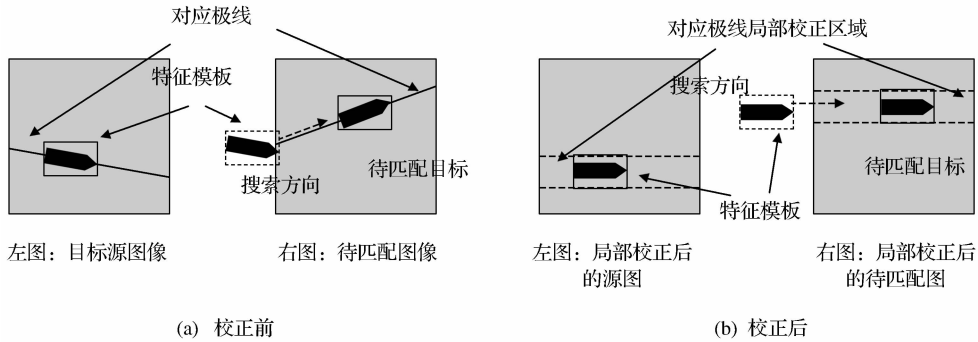


图 4 极线局部校正目标匹配示意图

Fig. 4 The illustration chart of matching with rectified epipolar-line region

(2) 地形地貌密集点的校正匹配

对于地形地貌等场景密集重建的需求,利用文献[8]的方法将图像校正后实施密集匹配来提高效率。算法第一步利用匹配特征点计算待匹配两图像各自的校正矩阵,并对两幅图像进行校正使两图所有的极线平行;第二步,在校正图上进行特征点匹配,并将结果转换到原始图像的坐标系。由于无人机序列图像各成像时刻的光轴接近于平行,用上述办法密集匹配可以取得有效的结果。

3.3 相对运动解算、优化及三维重建

本文重建算法针对像机内参数不变并且已知的情况,根据两图像间的基础矩阵分解出两次成像之间像机的运动,从而组成两个状态下成像的投影矩阵,通过三角交会实现三维重建。算法引入最优化技术解决两视图中运动分析对噪声敏感的问题。为实现稳定性和高精度的相对关系求解,采用加权和RANSAC联合的 F 求解算法。

在三维解算之前,利用配准同名点解算两图的单应矩阵,考察同名点与单应矩阵的符合程度。如果所用同名点符合单应矩阵程度超过一定阈值则不进行重建,而继续进行关键帧选择步骤,否则进行三维解算和重建。

基于双视图的无人机序列图像三维重建由以下的3个步骤组成。

(1) 基础矩阵解算

基础矩阵 F 与匹配点 $x \rightarrow x'$ 的关系为: $x'^T F x = 0$,给定不少于8组对应的匹配点时,求解 F 的归一化线性算法通过对匹配点平移和尺度变换进行数据归一化,使线性方程保持了数值良性,减少了噪声干扰,精度上达到了与优化方法相接近的程

度,应用非常广泛[8]。

为了保证求解 F 的精度和鲁棒性,本文利用了匹配测度加权的鲁棒性 F 求解算法,算法用匹配点的匹配准确度对数据归一化过程进行加权,同时利用RANSAC鲁棒方法,克服误匹配点的影响,实现了高精度鲁棒性解算,并且获得了用于运动优化的匹配内点集合。

匹配测度加权的基础矩阵鲁棒线性解法流程为:

- ① 多视图特征提取与匹配,计算所有同名匹配点的匹配测度函数 $E(x_i, x'_i)$;
- ② 在保证取点距离大于一定阈值情况下从匹配点对中任取8对匹配点;
- ③ 对每一对匹配点 (x_i, x'_i) 根据匹配测度函数计算权重值 w_i ;
- ④ 匹配测度加权的算法归一化参与计算的匹配点,线性解算 F 矩阵;
- ⑤ 计算所有匹配点与 F 之间的距离 d_f ,统计距离小于距离阈值的匹配点即内点;
- ⑥ 重复②~⑥步骤 M 次,记录每次的解算结果 F 以及相应的内点;
- ⑦ 选择内点数最多的 F 对应的点集合,计算集合内所有点的匹配测度权值,用匹配测度加权线性算法计算 F 作为输出结果。

(2) 像对间相对运动的解算及优化

根据像机内参数和基础矩阵可以直接求解本质矩阵 E ,求解关系式为: $E = K^T F K$,其中 K 为像机内参数矩阵。而本质矩阵只与相对旋转和平移有关,即 $E = [t]_{\times} R$,则由 E 可以分解得到像机旋转运动 R 和平移运动 t 。

为实现高精度的相对运动 R 、 t 解算,算法对 R 、 t 的结果进行优化。优化目标函数为所有准确匹配的内点对对应极线距离的和函数,如式(7)所示:

$$f(R, t) = \sum_{i=1}^N (x_i^T [t]_{\times} R x_i^T)^2 \left(\frac{1}{\alpha_i^2 + \beta_i^2} + \frac{1}{\alpha_i'^2 + \beta_i'^2} \right) \quad (7)$$

其中: α_i 、 β_i 和 α_i' 、 β_i' 分别为左图和右图上为对应极线方程的变量系数。用 L-M 算法最小化该目标函数可得到 R 、 t 的高精度最优解。

(3) 三维重建

根据 R 、 t 计算投影矩阵 $Q_1 = K(I \ 0)$, $Q_2 = K(R \ t)$ 。对已匹配的目标点利用成像关系(8)式三角交会重建目标点 X 。

$$\begin{aligned} \mu_1 x_1 &= Q_1 X \\ \mu_2 x_2 &= Q_2 X \end{aligned} \quad (8)$$

对三维结构重建仅需要对关键特征点三角交会,而对地形地貌等场景的重建则需要密集匹配点三角交会。

本文算法针对无人机普通像机成像情况,在没有其它信息情况下,求解的平移向量 t 与实际平移运动相差一个非零常数因子,重建的目标保持形状,不能获得实际尺寸。在具有像机定位信息或者控制点信息时可以获得重建目标的绝对三维定位和形貌信息。

4 实验结果

用本文算法进行了实验室实物目标结构和地形地貌场景三维重建仿真实验。实验采用内参数已事先标定的普通数码像机固定焦距进行拍摄,模拟了无人机载普通摄像机对地面成像的过程。首先对图像序列进行关键帧提取并实现特征自动提取和匹配,用本文算法高精度解算相对运动,第二步对重建点进行匹配,最后进行三维交会。限于篇幅这里只给出了沙盘地形密集重建的结果。图5(见图版Ⅲ)显示了地形沙盘序列图像中两幅关键帧图像特征自动提取与匹配的结果,利用这些特征进行相对关系解算,校正后的图像为图6(见图版Ⅲ)所示,图7(见图版Ⅲ)为校正后图像密集点自动匹配形成的视差图像,图8(见图版Ⅲ)给出了重叠区域重建结果在不同视角下的三维显示。仿真验证实验结果表明了本文算法可以实现利用普通像机从序列图像进行较高精度的场景重建,算法用于无人机平台的普通像机序列图像对地三维重建系统是可行的。

5 结 语

针对无人机机载普通像机对地观测序列成像

的三维测量重建,本文提出的算法可自动化地完成序列图像关键帧选择、图像匹配、相对几何关系定位,能够以高精度鲁棒性地进行目标和场景三维重建。在具有像机绝对运动参数或者地面目标控制点信息情况下本文算法则可以直接用于三维绝对位置和形貌的测量。由于序列图像密集特征点匹配的计算量较大,应用于地形地貌的重建时本文算法更加适合序列图像的离线处理。对于无人机飞行成像的实时处理,则本文方法对少量的关键特征点的重建容易实时实现,而大量密集点实时重建则需要研究简化的匹配方法同时选取较高配置的机载处理器。

参考文献:

- [1] Yan L, Lv S Q, Zhao H Y, *et al.* Research on Key Techniques of Aerial Remote Sensing System for Unmanned Aerial Vehicles[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2004, 37(6): 67-70. [晏磊, 吕书强, 赵红颖, 等. 无人机航空遥感系统关键技术研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2004, 37(6): 67-70.]
- [2] Cui H X, Lin Z J, Sun J. The Research of 3D Modeling Based on High-overlap UAV Images[J]. Science of Surveying and Mapping, 2005, 30(2): 36-38. [崔红霞, 林宗坚, 孙杰. 大重叠度无人机遥感影像的三维建模方法研究[J]. 测绘科学, 2005, 30(2): 36-38.]
- [3] Jia J J, Shu R, Wang B Y. Large Frame CCD Camera System for Unmanned Aircraft Remote Sensing[J]. Opto-Electronic Engineering, 2006, 33(8): 90-93. [贾建军, 舒嵘, 王斌永. 无人机大面阵 CCD 相机遥感系统[J]. 光电工程, 2006, 33(8): 90-93.]
- [4] Chen A J, Xu G Y, Shi Y C. Automated 3D Building Modeling Based on Urban Aerial Stereopair[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2002, 31(1): 54-59. [陈爱军, 徐光祐, 史元春. 基于城市航空立体像对的全自动 3 维建筑物建模[J]. 测绘学报, 2002, 31(1): 54-59.]
- [5] Sun M, Ma A N, Chen J. Review on Three-Dimensional City Model Research[J]. Journal of Remote Sensing, 2002, 6(2): 155-160. [孙敏, 马蒿乃, 陈军. 三维城市模型的研究现状评述[J]. 遥感学报, 2002, 6(2): 155-160.]
- [6] Lowe D G. Object Recognition from Local Scale-invariant Features[C]. International Conference on Computer Vision. Corfu, Greece, 1999, 1150-1157.
- [7] Xiaohu Zhang, Lichun Li, Xianwei Zhu, *et al.* A Weighted Least Squares Image Matching Based Target Tracking Algorithm[C]. 27th International Congress on High-Speed Photography and Photonics. Proc. of SPIE, 2006, (9): 6279-6279J1-6.
- [8] Richard Hartley A Z. Multiple View Geometry in Computer Vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [9] Li L C, Zhang X H, Fu D, *et al.* Feature Matching Algorithm

Based on Rectification of Epipolar-line Region[J]. Optical Technique,2008,34(2):285-288. [李立春,张小虎,傅丹,等. 基于极线局部校正的特征匹配方法[J]. 光学技术,2008,34(2):285-288.]

[10] Yu Q F,Lu H W,Liu X L. Precisely Measurement and Motion Metric Based on Image[M]. Beijing: Science Press, 2002. [于起峰,陆宏伟,刘肖琳. 基于图像的精密测量与运动测量[M]. 北京:科学出版社,2002.]

A 3D Landform Reconstruction Method Based
on UAV Image Sequences

LI Li-chun,ZHANG Heng,LI You,YU Qi-feng

(College of Aerospace and Material Engineering ,National University.
of Defense Technology,Changsha 410073,China)

Abstract: To generate 3D information from the image sequence of the normal UAV(Unmanned Aerial Vehicle) loading camera,a reconstruction method is proposed. At the first step,the key frame selecting from the sequence,the robust features extracting and corresponding of multi-images of sequence are accomplished. At the second step,two views which are far away enough and sharing lots of correspondences are selected. With the correspondences the RANSAC algorithm estimates the fundamental matrix robust and then the more accurate correspondences with less outliers are gotten,which are called as inliers. Basing on the calibrated camera parameters,the motions R and T of the view is computed by decomposition of the fundamental matrix,and then it is optimized with the correct correspondences. At last,3D reconstruction is realized by the method of triangle communicating. Experiment results show that the algorithm is efficient and it improves the robustness and accuracy of the reconstruction.

Key words: UAV; Image sequence; Topography and landform; 3D reconstruction