

# 基于辅助信息的无人机图像批处理三维重建方法

郭复胜<sup>1</sup> 高伟<sup>1</sup>

**摘要** 随着我国低空空域对民用的开放, 无人机 (Unmanned aerial vehicles, UAVs) 的应用将是一个巨大的潜在市场. 目前, 如何对轻便的无人机获取的图像进行全自动处理, 是一项急需解决的瓶颈技术. 本文将探索如何将近年来在视频、图像领域获得巨大成功的三维重建技术应用到无人机图像处理领域, 对无人机图像进行全自动的大场景三维重建. 本文首先给出了经典增量式三维重建方法 Bundler 在无人机图像处理中存在的问题, 然后通过分析无人机图像的辅助信息的特点, 提出了一种基于批处理重建 (Batch reconstruction) 框架下的鲁棒无人机图像三维重建方法. 多组无人机图像三维重建实验表明: 本文提出的方法在算法鲁棒性、三维重建效率与精度等方面都具有很好的结果.

**关键词** 三维重建, 无人机, 批处理重建, 辅助信息

**引用格式** 郭复胜, 高伟. 基于辅助信息的无人机图像批处理三维重建方法. 自动化学报, 2013, 39(6): 834–845

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2013.00834

## Batch Reconstruction from UAV Images with Prior Information

GUO Fu-Sheng<sup>1</sup> GAO Wei<sup>1</sup>

**Abstract** With the latest deregulation and opening-up policy of Chinese government on low altitude airspace to private sectors, the applications of unmanned aerial vehicles (UAVs) will be a huge potential market. Currently the automatic processing technology of UAV images is far behind the market demand, and has become the bottleneck of various applications. This work is meant to apply hugely successful scene reconstruction techniques in computer vision field to large scene reconstruction from UAV images. To this end, at first, specific problems of direct application of the Bundler, a popular increment reconstruction technique in computer vision are investigated. Then a batch reconstruction method from UAV images is proposed by fully taking into account various pieces of prior information which are usually available in UAV images, such as those from GPS, IMU, DSM, etc. Our method is tested with several sets of UAV images, and the experiments show that our method performs satisfactorily in terms of robustness, accuracy and scalability for UAV images.

**Key words** 3D reconstruction, unmanned aerial vehicles (UAVs), batch reconstruction, prior information

**Citation** Guo Fu-Sheng, Gao Wei. Batch reconstruction from UAV images with prior information. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(6): 834–845

随着空间信息科学技术的迅速发展, 遥感影像数据被越来越多地应用于社会各个领域. 无人机 (Unmanned aerial vehicles, UAVs) 遥感以其灵活性强、操作方便、投入低、适用范围广等优势, 填补了卫星、航空遥感在一些特定应用范围快速获取高分辨率影像需求上的空白. 近年来, 随着我国低空域对民用的开放, 无人机遥感技术已逐步从研究开发阶段发展到实际应用阶段, 无人机的应用将是一个

巨大的潜在市场. 目前, 如何对轻便无人机获取的大数据量图像进行快速鲁棒地全自动三维处理, 是一项亟需解决的瓶颈技术<sup>[1–2]</sup>.

在过去的二十多年里, 随着特征点检测和匹配算法<sup>[3–4]</sup>、鲁棒性估计算法<sup>[5–6]</sup>、自标定算法<sup>[7–9]</sup>、运动恢复结构重建算法 (Structure from motion, SfM)<sup>[10–11]</sup> 以及多视图立体匹配算法 (Multi-view stereopsis, MVS)<sup>[12–13]</sup> 等技术的不断进步和完善, 基于图像的三维重建技术有了突飞猛进的发展. 这也使得基于图像的自动三维重建技术受到了越来越多的关注, 并在诸多领域得到了广泛的应用.

运动恢复结构重建算法是指由图像匹配恢复摄像机投影矩阵和场景三维结构的方法, 是三维重建过程中最核心的关键技术. 当前运动恢复结构重建的研究, 最具有代表性和影响力工作的当属 Snavely 等发布的 Photo tourism system<sup>[10]</sup>, 其中发布的核心系统 Bundler 完成了由不同视点的二维图像构建相应的三维点坐标和恢复拍摄图像的相机内参数、

收稿日期 2012-04-20 录用日期 2012-07-25  
Manuscript received April 20, 2012; accepted July 25, 2012  
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2012CB316302), 中国科学院战略性先导科技专项计划 (XDA06030300), 国家自然科学基金 (61203278) 资助  
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2012CB316302) and the Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (XDA06030300), and National Natural Science Foundation of China (61203278)  
本文责任编辑 贾云得  
Recommended by Associate Editor JIA Yun-De  
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 100190  
1. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

位置以及方向信息的整个流程. 由于 Bundler 开放了源代码, 同时系统具有全自动和鲁棒性等特点, 以及该系统在 Internet 网络社区图像重建的成功应用, 该工作受到了广泛关注. 目前较为成熟的运动恢复结构算法很多, 总结起来大体可以分为三类: 增量式重建方法 (Incremental reconstruction)、分步重建方法 (Hierarchical reconstruction)<sup>[14-15]</sup> 和批处理重建方法 (Batch reconstruction)<sup>[16-18]</sup>. 增量式重建方法从一个小的“种子”重建出发, 通过不断地添加新的相机和三维点并进行不断地优化, 实现运动恢复结构重建, Bundler 即为一种增量式重建系统. 分步重建方法是将一个大场景重建问题通过分解为许多子场景的重建问题, 然后通过子场景重建的融合实现大场景三维重建. 与前两种方法依赖的迭代优化架构不同, 批处理重建方法只需要一次性优化即可完成场景的三维重建. 因此, 批处理重建方法更加适合于大数据量无人机图像的三维重建处理.

批处理三维重建方法首先由 Tomasi 等<sup>[18]</sup> 针对仿射相机模型进行了研究, 后来由 Sturm 等<sup>[17]</sup> 推广到透视相机. 但是由于数据缺失和外点的存在, 使得对于一般的三维重建问题不存在闭合解. Kahl 等<sup>[19]</sup> 通过将问题转化为范数下的最小化问题, 利用二阶锥规划 (Second order cone programming, SOCP) 方法推导出一种闭合近似解, 在已知相机旋转的情况下, 可以同时求解相机的平移量和三维点位置. 但是该方法对错误的特征点匹配非常敏感, 甚至一个错误的外点就会导致失败. Martinec 等<sup>[16]</sup> 提出了一种只依赖于 4 个内点 (点对应) 的二阶锥规划方法. Sim 等<sup>[20]</sup> 提出了一种更为鲁棒的求解方法, 该方法不依赖于单独的点对应, 而是利用了两个相机之间的相对平移方向进行求解. 但是如果两幅图像的相对位姿估计不准, 会导致算法失败.

近年, 已经有研究人员<sup>[21-24]</sup> 尝试将计算机视觉的方法引入无人机图像重建领域<sup>[21]</sup>. 首先从图像序列提取关键帧, 然后两两图像通过内点匹配恢复摄像机间的旋转和平移, 最后通过三角化完成三维点的重建. 文献 [22] 采用了仿射投影模型作为透视投影模型的近似模型求解初标定的始值, 然后再基于透视投影模型进行优化, 该方法的优点是考虑了无人机图像属于远景图像, 通过仿射近似减少参数个数, 但文章只是进行了模拟实验, 并且实际精度并未有显著提高. 文献 [23] 所采用的方法是增量式重建的方法. Irschara 等<sup>[24]</sup> 的方法与本文最相似, 也利用了无人机的辅助信息, 并采用了批处理的重建架构求解姿态信息, 但是该文在特征匹配的鲁棒处理的工作不多, 并且该文对摄像机位置直接采用了 GPS 的坐标, 过于简单且精度无法保障.

本文主要工作是针对无人机图像数据的特点, 利用其辅助信息, 提出了一种鲁棒的批处理三维重

建方法, 从而实现了大数据量无人机图像的快速三维重建. 本文的结构如下: 第 1 节给出了增量式重建方法的简单介绍, 以及在无人机图像重建应用上存在的问题; 第 2 节给出本文提出的基于辅助信息的无人机图像批处理三维重建方法; 第 3 节是实验与结果分析; 第 4 节对存在的问题及需要进一步开展的工作进行了讨论.

## 1 Bundler 及其在无人机图像重建中存在的问题

这里首先简单介绍在计算机视觉中广泛应用的增量式重建算法 Bundler 的主要流程, 随后介绍该算法直接应用于无人机图像三维重建过程中存在的问题.

### 1.1 增量式重建 Bundler 简介

目前, Snavely 等<sup>[10]</sup> 发布的 Bundler 以及以 Bundler 为核心算法的微软商业网络软件 Photosynth 是现行 SfM 中比较优秀的系统集成, 该系统集成了当时最优秀的特征点检测、匹配和捆绑调整优化的算法, 最终可以得到很好的重建效果. 这里简单介绍一下 Bundler 算法的主要流程 (如图 1 所示).

Bundler 算法首先选择用于重建的初始图像对, 通过迭代地增加单幅 (或少量几幅) 图像, 对新的公共匹配点进行三角化, 并对新加入的图像进行标定. 该算法运行稳定的重要原因在于精心地选择了初始重建的图像对, 并设计了较好的图像加入策略, 每一步加入图像完成之后, 会进行捆绑调整以优化相机的位置姿态信息.

### 1.2 增量式重建在无人机图像重建应用中存在的问题

无人机图像获取与网络下载图像的获取方式不同, 获取的图像具有自身的数据特点, 因此不宜简单地套用网络下载图像的重建方法对无人机图像进行重建. 文献 [23] 直接采用了 Bundler 对无人机图像进行重建, 发现存在以下一些问题:

1) 对于大数据量的无人机图像, 增量式重建算法效率低

原始增量式重建算法中, 特征点匹配和迭代式的捆绑调整, 是整个算法最费时的环节<sup>[25]</sup>. 由于必须进行两两图像间的特征点匹配, 图像特征点匹配的时间复杂度为  $O(n^2)$ , 其中  $n$  为处理的图像个数. 而文献 [15] 分析中指出, 在捆绑调整过程中, 捆绑调整过程的时间复杂度达到了  $O(n^4)$ . 解决效率低下问题的一种有效方法就是通过并行加速, 最近的一些研究在增量式重建基础上进行了 GPU 加速, 比较有代表性的工作是 Sinha 等<sup>[26]</sup> 和 Wu 等<sup>[27]</sup> 对 SIFT 特征点检测和匹配的 GPU 并行算法, 和 Wu

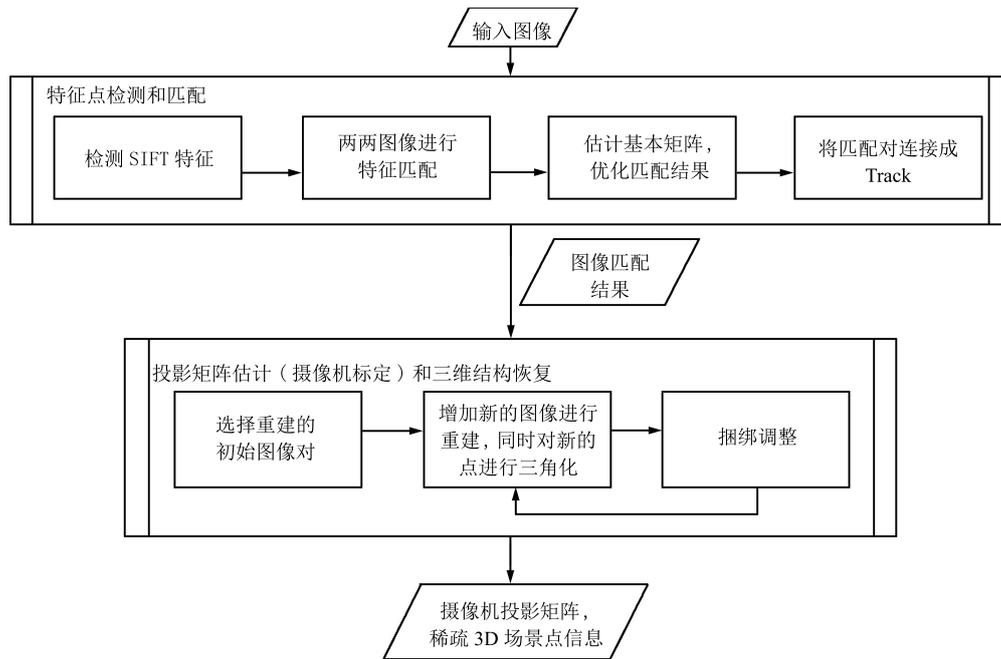


图 1 增量式重建算法 Bundler 的算法流程

Fig. 1 The flow chart of Bundler

等<sup>[28]</sup>对增量式重建算法中稀疏捆绑调整进行 GPU 和多核 CPU 并行的优化. 虽然该工作使得处理速度有所提高, 但依然无法改善增量式重建算法的本质问题.

2) 对初始图像对选择的依赖, 引起的算法稳定性问题

由图 1 可知, 增量式重建方法首先需要选取一对较好的图像对作为参考的图像对进行重建, 然后依次加入剩余的图像进行摄像机矩阵估计和三维结构恢复, 直到所有图像遍历结束. 该算法依赖于初始图像对的选取, 同时新的相机的加入是一个迭代的过程, 这就使得最终的重建结果依赖于初始图像对的选取和相机的增加次序. 另外, 在对地形场景等数据的重建中, 某些纯平面或接近纯平面的场景也会引起重建结果不稳定, 甚至出现严重的错误.

3) 没有利用辅助信息

对无人机图像数据, 在图像获取过程中, 一般事先已知了相机的畸变信息和内参数信息, 同时会有一些精度不高的其他辅助先验信息, 如航线设计、无人机导航数据以及稳定平台的姿态等信息, 充分利用这些辅助信息有望提高重建的精度和效率. 文献<sup>[23]</sup>在灾场图像场景的重建应用中通过实验发现, 直接用 Bundler 而没有用到这些辅助信息进行重建时, 有些数据的实验结果很不理想.

## 2 基于辅助信息的鲁棒无人机图像批处理三维重建方法

由于无人机数据不同于无序下载的网络图像数据, 也不同于连续帧间的视频数据, 同时由无人机的

飞行方式、平台搭载的辅助传感器等特点, 决定针对无人机图像的快速三维重建, 有必要设计具有针对性的算法流程. 本文基于辅助信息的鲁棒批处理三维重建方法是基于批处理三维重建架构. 在介绍本文重建算法之前, 首先介绍无人机图像数据的特点.

### 2.1 无人机图像数据特点分析

无人机搭载的相机一般为固定镜头的非量测型的普通数码相机, 在获取图像同时, 会同步记录该图像对应的经纬度坐标 (导航 GPS 提供), 以及飞行速度、高度和方向角信息, 部分无人机为了保证飞行的稳定, 设计了稳定平台信息, 同时提供了横滚角和俯仰角信息. 由于无人机电荷以及成本限制, 装载的导航 GPS 精度只有十米左右的精度, 同时辅助数据记录的角信息精度也较低. 无人机飞行之前, 会设计航线规划的轨迹, 而实际的航飞轨迹并不规则, 部分飞行任务会偏离原设计的航线, 同时飞行过程不能保证姿态稳定, 倾斜较大. 对拍摄的地形, 可以通过 Google Earth 数据或者公开的 DSM 数据<sup>[29-30]</sup>, 获得该区域对应的精度在 30 米左右的粗略的地形高程数据. 为了保证飞行过程不产生漏拍, 无人机影像重叠率较高, 做重建的图像获取航向重叠一般超过 70%, 旁向重叠超过 30%, 一次飞行任务获取的影像张数较多, 一般以百计, 部分大场景的应用会拍摄获取上千张影像.

对无人机图像数据特点的总结, 可以发现无人机图像数据具有以下几个特点: 1) 大部分应用中, 获取无人机图像的相机为定焦镜头, 其焦距值固定, 同时可以通过严格的标定, 消除畸变, 获得相机的内

参数信息; 2) 有大约 10 米左右精度的位置辅助信息; 3) 有精度不高的姿态辅助信息, 一般在 10 度以内; 4) 有粗略的地形高程数据; 5) 保证了高重叠率(航向重叠和旁向重叠); 6) 地面图像数据纹理丰富, 适合自动匹配重建。

本文基于辅助信息的鲁棒批处理三维重建方法正是利用了无人机数据的上述特点, 实现了具有针对性的鲁棒批处理重建系统。

## 2.2 批处理三维重建架构

批处理三维重建方法由于不依赖于迭代优化重建架构, 只需要一次性优化即可完成整个三维重建过程, 因此特别适合于大数据量的三维场景重建。算法核心是在给定两两视图  $i$  和  $j$  间的相对旋转矩阵  $R_{ij}$  和平移  $\mathbf{T}_{ij}$  下, 如何获取全局一致性的旋转矩阵  $R_i$  和平移量  $\mathbf{T}_i$ , 并保持  $T_i$  尺度的一致性。主要包括两部分内容: 1) 由相对旋转估计绝对旋转(在全局坐标系下); 2) 在给定绝对旋转情况下, 由相对位移估计绝对位移(在全局坐标系下)。具体步骤见图 2。

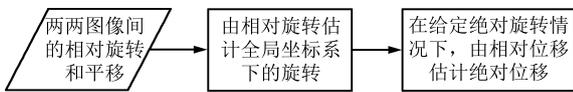


图 2 批处理重建框架流程图

Fig. 2 The flow chart of the batch reconstruction method

这里相机的内参数已知, 由两两图像匹配可以获得的相对旋转矩阵和平移量, 它们与最后重建结果绝对空间的结构相差一个相似变换。

### 2.2.1 绝对旋转估计

两幅图像  $i, j$  之间的相对旋转用  $R_{ij}$  表示, 图像  $i$  的绝对旋转用  $R_i$  表示。给定相对旋转  $R_{ij}$  的情况下, 我们需要估计绝对旋转  $R_i, i = 1, 2, \dots, m$ , 使其满足如下两个条件:

$$\begin{aligned} R_j &= R_{ij} * R_i, \quad \forall i, j \\ R_i * R_i^T &= I, \quad |R_i| = 1, \\ & i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (1)$$

当至少有  $m$  个相对旋转已知的话, 需要求解在满足条件 (2) 情况下的最小二乘解, 本文采用文献 [16] 给出基于 SVD 分解的估计方法。

### 2.2.2 绝对位移估计

图像  $i$  和图像  $j$  之间的相对位移用  $\mathbf{T}_{ij}$  表示, 图像  $i$  的绝对位移用  $\mathbf{T}_i$  表示。  $\mathbf{C}_{ij}$  表示相机光心分别在  $\mathbf{C}_i, \mathbf{C}_j$  (在全局坐标系下) 的单位相对位移,  $\mathbf{C}_{ij} = \frac{\mathbf{C}_j - \mathbf{C}_i}{\|\mathbf{C}_j - \mathbf{C}_i\|}$ 。由于  $\mathbf{C}_{ij} = -R_{ij}^T * \mathbf{T}_{ij}$ ,  $\mathbf{C}_i = -R_i^T * \mathbf{T}_i$ , 因此可以将给定相对位移  $\mathbf{T}_{ij}$ , 估计绝对位移  $\mathbf{T}_i$  的问题转化为给定单位相对位移  $\mathbf{C}_{ij}$ , 估计相机光心位

置  $\mathbf{C}_i$  的问题。

由于位移估计在相差一个尺度情况下是相等的, 所以不存在  $\mathbf{C}_{ik} = \mathbf{C}_{ij} + \mathbf{C}_{jk}$  的关系。因此, 无法采用类似估计绝对旋转的最小二乘解法。同时, 由于噪声的影响, 并不存在精确解。在  $L_\infty$  架构下, 将该问题转化为给定单位相对位移  $\mathbf{C}_{ij}$ , 求解  $x = (\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_m)^T$  的最小最大化问题, 即:

$$\text{find } \min_x \max_{i,j} \tan \theta_{ji} \quad (2)$$

这里,  $\theta_{ji}$  表示向量  $\mathbf{C}_{ji}$  和  $\hat{\mathbf{C}}_{ji} = \mathbf{C}_i - \mathbf{C}_j$  之间的夹角。文献 [20] 在给定绝对旋转的情况下, 将该问题转化为二阶锥规划进行求解。

为了改进绝对位移的估计精度, 还可以采用三视图之间的三焦张量 (Trifocal tensor) 信息估计相对位移对  $(\mathbf{C}_{ji}, \mathbf{C}_{ik})$ 。令单位方向向量  $\mathbf{C}_{jik} = \frac{(\mathbf{C}_{ji}^T, \mathbf{C}_{ik}^T)^T}{\|(\mathbf{C}_{ji}^T, \mathbf{C}_{ik}^T)^T\|}$ , 给定  $\mathbf{C}_{jik}$ , 求解  $x = (\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_m)^T$ , 即:

$$\text{find } \min_x \max_{j,i,k} \tan \theta_{jik} \quad (3)$$

这里,  $\theta_{jik}$  表示向量  $\mathbf{C}_{jik}$  和  $\hat{\mathbf{C}}_{jik} = ((\mathbf{C}_i - \mathbf{C}_j)^T, (\mathbf{C}_k - \mathbf{C}_i)^T)^T$  之间的夹角。这里采用文献 [20] 的二阶锥规划可以进行求解。

批处理三维重建方法虽然具有处理速度快的优点, 但是当图像匹配错误(两幅图像之间本身不匹配而进行了匹配)或者图像相对位姿错误(由两幅图像之间的特征点错误匹配导致的错误位姿估计), 都会使得批处理三维重建失败, 因此需要鲁棒的批处理三维重建方法。

## 2.3 基于辅助信息的鲁棒的批处理三维重建方法

由于批处理三维重建方法受外点影响较大, 本文提出了一种基于辅助信息的鲁棒的批处理三维重建方法, 该方法的基本步骤如下:

- 1) 利用辅助信息对每两幅图像进行特征点提取与匹配, 并在 RANSAC 架构下利用五点算法估计每两幅图像之间的相对位姿;
- 2) 利用三视图匹配, 剔除错误图像匹配或图像相对位姿错误;
- 3) 估计绝对位姿, 进行三维点云重建并利用捆绑调整方法进行一次性优化。

具体流程图如图 3 所示, 下面将详细介绍算法的各步骤。

### 2.3.1 利用辅助信息进行两两图像间的特征点匹配和位姿计算

首先, 我们充分利用无人机平台的辅助信息, 包括低精度的位置、姿态信息以及已知的粗略地形高程数据, 可以获得粗略的图像匹配集合。

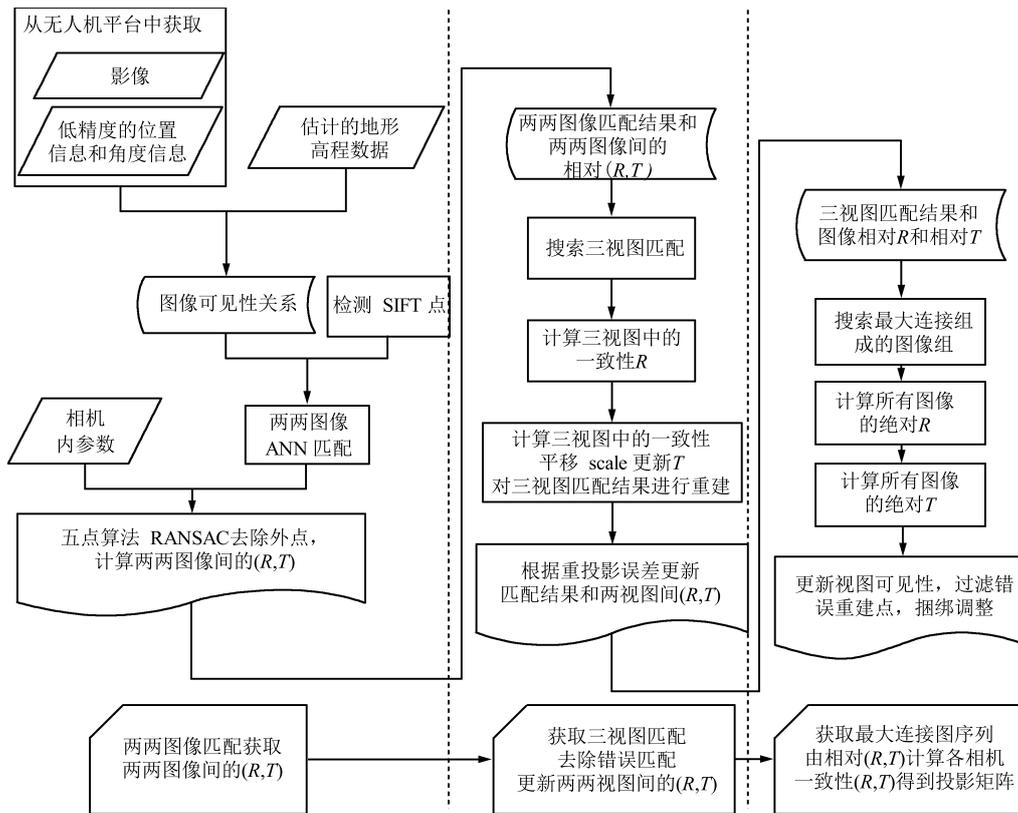


图3 基于辅助信息的鲁棒的批处理三维重建方法

Fig. 3 The flow chart of our robust batch reconstruction of UAV images with prior information

$$S = \{\langle i, j \rangle | i, j = 1, \dots, m\} \quad (4)$$

具体做法是: 在已知每幅图像拍摄时刻的 GPS 信息和 IMU 信息情况下, 可以获取到每幅图像近似的投影矩阵信息. 又在确定飞行区域情况下, 通过一些公开的网络地理数据<sup>[29-30]</sup>, 可以获取该地区的近似高程信息. 利用无人机平台的这些辅助信息, 将无人机图像的四个图像角点投影到与地平面平行的平面, 且保证该平面是所获取的地形高程最高值所在的平面. 如图 4 所示, 图像  $i, j$  投影到地形最高所在的地平面上, 判断所投影的地平面信息上, 图像投影四边形区域是否有重叠, 如果存在一定的重叠区域, 就认为对应的两幅图像 (记为  $i, j$  图像) 具有匹配关系, 并将  $\langle i, j \rangle$  加入集合  $S$ .

虽然这里所用的辅助信息并不十分精确, 计算得到的图像匹配关系仅是一个粗略值. 然而由于在计算的过程中放宽了重叠度的要求, 因此真实的图像匹配集合  $S^-$  是该图像匹配集合  $S$  的一个子集.

然后在每幅图像上分别检测 SIFT 特征点, 并在图像匹配集合  $S$  中进行特征点匹配. 利用图像的待匹配集合取代原来的穷举匹配 (每幅图像与其他所有图像进行匹配), 在匹配过程中限定了图像的匹配范围, 总的图像匹配的计算复杂度由  $O(n^2)$  减少到  $O(n)$ , 提高了匹配效率. 又因为匹配过程只是选取

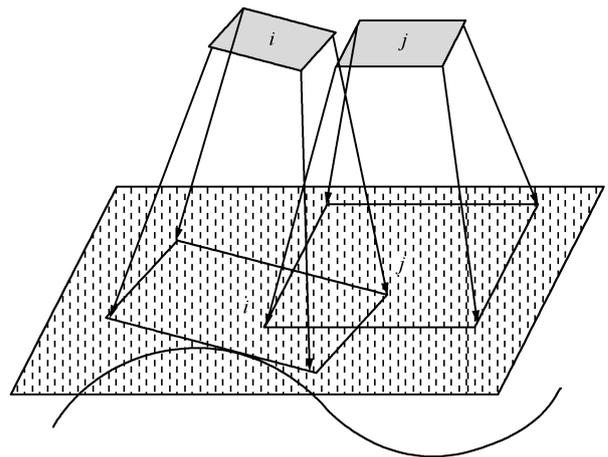


图4 利用辅助信息计算图像间的重叠与匹配子集

Fig. 4 The image overlap estimation by projecting the image on the highest parallel plane

有可能重叠的图像进行匹配, 可以排除非关联图像的干扰, 可以从理论上减少了由于不存在的图像匹配产生的误匹配, 提高匹配的准确率, 从而提高重建系统的鲁棒性.

如果两幅图像  $i, j$  的匹配点个数少于  $a_1$ , 则认为这两幅图像不匹配, 将  $\langle i, j \rangle$  从集合  $S$  中删除. 否

则, 在内参数已知情况下, 利用 RANSAC 架构的五点算法计算本质矩阵, 同时分解得到相对位姿  $(R_{ij}, T_{ij})$ . 当计算相对位姿的内点个数少于  $a_2$  时, 则认为该相对位姿不准确, 将  $\langle i, j \rangle$  从集合  $S$  中删除.

### 2.3.2 利用三视图匹配, 剔除错误图像匹配或图像相对位姿错误

有了图像匹配集合  $S$ , 就可以构造一个无向图  $G = (V, E)$ ,  $V$  表示节点的集合,  $E$  表示边的集合. 无向图  $G$  中的每一个节点  $v_i \in V$  表示一幅图像,  $i = 1, 2, \dots, m$ . 如果集合  $S$  中存在元素  $\langle i, j \rangle$ , 则认为节点  $i, j$  之间存在一条边  $e_{ij} \in E$ . 如果节点  $i, j, k$  之间同时存在边  $e_{ij}, e_{jk}, e_{ik}$ , 那么认为  $i, j, k$  为三视匹配关系, 记为  $\langle i, j, k \rangle$ . 无向图  $G$  中的所有三视匹配关系构成的集合记为  $S'$ .

对于每一个三视匹配关系  $\langle i, j, k \rangle \in S'$ , 可以利用  $i, j, k$  之间的相对位姿关系的冗余信息进行错误图像匹配或者是错误相对位姿的剔除. 如果图像  $i, j, k$  的公共匹配点个数小于  $a_3$ , 则将  $\langle i, j, k \rangle$  从集合  $S'$  中删除; 否则, 利用相对旋转  $(R_{ij}, R_{jk}, R_{ik})$ , 根据第 2.2.1 节计算三视图中的 consistency 旋转  $(R_i, R_j, R_k)$ . 然后在给定绝对旋转的前提下, 由相对位移  $(T_{ij}, T_{jk}, T_{ik})$ , 根据第 2.2.2 节计算三视图中的 consistency 位移  $(T_i, T_j, T_k)$ . 对三视图的公共匹配点进行三维重建, 如果三维点的重投影误差大于  $\beta_1$ , 则剔除该公共匹配点. 进一步, 如果当公共匹配点个数小于  $a_3$ , 则将  $\langle i, j, k \rangle$  从集合  $S'$  中删除.

### 2.3.3 估计绝对位姿

根据三视匹配集合  $S'$ , 构造新的无向图  $G' = (V', E')$ . 节点集合  $V'$  依然是由所有图像构成. 如果集合  $S'$  中存在元素  $\langle i, j, k \rangle$ , 则认为节点  $i, j, k$  之间分别存在边  $e_{ij}, e_{jk}, e_{ik}$ . 由于不能保证所拍摄的图像都能通过图像匹配建立一个完整的连通关系, 又第 2.3.2 节中通过匹配的阈值设置剔除了一些错误图像匹配, 因此无向图  $G'$  有可能是一个非连通图. 本文采用深度优先 (Depth first search) 方法搜索连通分量 (Connected component), 并将具有最多节点个数的连通分量记为  $G'_{\text{sub}} = (V'_{\text{sub}}, E'_{\text{sub}})$ .

对于集合  $S'$  中的元素  $\langle i, j, k \rangle$ , 如果  $i, j, k$  中任意一个不属于  $V'_{\text{sub}}$ , 则将  $\langle i, j, k \rangle$  从集合  $S'$  中删除; 否则, 根据第 2.2.2 节, 由三视图一致性的  $(R_i, R_j, R_k)$  和  $(T_i, T_j, T_k)$  估计向量对应  $E'_{\text{sub}}$  中的  $(R_{ij}, R_{jk}, R_{ik})$  和  $C_{jik} = \frac{(C_{ji}^T, C_{jk}^T)^T}{\|(C_{ji}^T, C_{jk}^T)^T\|}$ .

下面我们通过相对位姿关系估计包含在  $V'_{\text{sub}}$  中图像的绝对位姿. 由已知的相对旋转  $R_{ij}$ ,  $i, j \in V'_{\text{sub}}$ , 根据第 2.2.1 节计算绝对旋转  $R_i$ ,  $i \in V'_{\text{sub}}$ . 在给定绝对旋转的情况下, 根据第 2.2.2 节, 这里采用三视匹配关系  $C_{jik}$ , 可以得到各摄像机光心  $x = (C_1, C_2, \dots, C_m)^T$  的估计, 并计算得到绝对位移

$T_i$ ,  $i \in V'_{\text{sub}}$ .

根据绝对位姿和特征点匹配进行三维重建, 如果三维点的重投影误差大于  $\beta_2$ , 则剔除该匹配点. 最后将三维重建点云与绝对位姿利用捆绑调整方法进行一次性优化.

## 2.4 摄像机的绝对定向

得到解算后的位置和姿态信息后, 该信息和摄像机自身的真实位置相差一个相似变换, 即由摄像机坐标系到世界坐标系的相似变换. 如果有地面控制点, 可以采用地面控制点完成, 最少需要三个点. 本文利用记录下的 GPS 位置信息进行相似变换, 由于已知的 GPS 坐标个数远多于三个, 这里需要进行最小二乘求解, 考虑部分求解的摄像机位置可能存在错误, 本文采用了 RANSAC 框架的鲁棒估计方法.

## 3 实验结果及结果分析

本文对多种无人机系统数据进行了实验, 提供本文实验数据的低空无人机系统包括灾害测量系统、资源调查系统以及部分环境调查系统, 采用了各种不同小型固定翼无人机的飞行平台, 无人机飞行高度在 200 米~2000 米之间高度不等, 无人机平台上挂载了定位精度在 5 米~15 米左右的动态单点定位的 GPS 和精度在 10 度以内的陀螺仪. 飞行之前, 由航线规划软件可以对拍摄的航向重叠和旁向重叠进行设置, 提供的数据预设的航向重叠在 80% 以上, 旁向重叠在 40% 以上. 采集的数据有单航带数据, 也有多航带数据. 为了保证获取图像不模糊, 相机的曝光时间在 1/500 秒以下. 我们对十多组数据进行了实验, 以验证算法的稳定性和有效性. 这里给出其中两组具有代表性的实验数据的结果以及结果分析.

### 3.1 实验结果

本文实现了第 2 节介绍的批处理方法, 同时对 Bundler 也进行了 GPU 的并行化, 这里将比较增量式重建方法和批处理方法之间的标定结果的差异. 给出的实验数据中, 其中一组数据包含了由专业摄影测量软件 Inpho 的标定结果<sup>[31]</sup>, 以此结果作为参考依据, 将批处理方法的实验结果与此进行了对比. 下面分别从效率、稳定性、精度等方面对这两组数据进行分析. 实验中, 第 3 节中各参数固定, 其中  $a_1$  取值为 80,  $a_2$  取值为 50,  $a_3$  取值为 30,  $\beta_1$  取值为 10,  $\beta_2$  取值为 8.

本文实验环境为 64 位的 Win7 系统, 内存 24 G, 处理器为 Intel Xeon(R) X5550@2.67 GHz, 4 处理器, 同时利用的 GPU 是显存为 4 G 的 Tesla C1060.

### 3.1.1 与摄影测量软件 Inpho 的比较

与摄影测量软件 Inpho 的比较实验采用了吉林九台的数据, 该组数据一共获取图像 2037 幅, 飞行高度在 1000 米左右, 航向重叠 > 80%, 旁向重叠 > 30%. 获取图像的相机类型为 Canon EOS 5D Mark II, 像素为 5616 × 3744, 像元大小为 6.41 μm, 挂载的镜头是 24mm 的定焦镜头 (3814.2308 像素), 并经过严格的相机检校, 完成了图像畸变校正, 即摄影测量学中所指的内定向已经完成. 表 1 是获取图像数据时, 同时记录的部分辅助数据.

表 1 中, 每幅图像 (PhotoID) 对应一组 GPS 记录的 XYZ 坐标和一组旋偏角, 旋偏角的精度并不高. 由 Google Earth 数据<sup>[29]</sup> 或公开的 DSM 数据<sup>[30]</sup>, 可以得到图像投影到地面的大体覆盖范围和图像的可见性信息, 如图 5(a) 所示, 图 5(b) 给出了吉林九台数据中的一张典型图像.

按照第 2 节部分的批处理方法, 我们得到了正确的标定结果, SfM 整个过程大约在 4 个小时左右. 然后由第 2.4 节的方法, 利用记录下的 GPS 位置信息进行绝对定向, 将批处理方法得到的标定结果统一到 Inpho 软件解算的世界坐标系框架下. 图 6 为批处理方法标定的结果和摄影测量软件 Inpho 解算的结果的比较.

图 7 分别给出了批处理方法与 Inpho 标定结果位置结果对比和角度结果比较, 需要说明的是由于本文进行绝对定向所采用方法是用标定的位置信息和辅助信息中的 GPS 位置信息进行的绝对定向, 因此 GPS 的位置信息本身存在误差, 图 7 显示批处理方法的标定结果和 Inpho 标定结果相差大约 10 米左右, 这和记录的 GPS 坐标精度相当, 因此可以认为标定结果在合理误差范围, 而图 7(b) 角度对比跳跃异常之处为标定错误的图像. 图 8 给出了批处理方法与 Inpho 标定结果位置偏差的结果统计, 分别统计了相机位置在 X, Y, Z 三个分量差值, 以及坐标绝对值的差值.

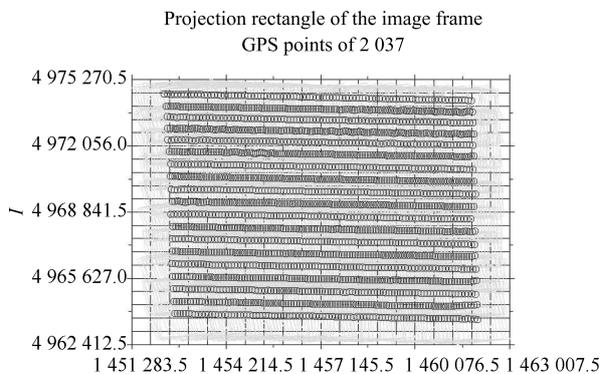
表 2 以表格的形式给出了批处理方法与 Inpho 标定结果位置和角度偏差结果的统计信息, 分别统计了相机位置信息的各分量, 方向角信息的各分量误差的最大值、均值、外点个数和 90% 的误差范围. 其中, 外点信息指误差大于均值误差 5 倍的误差个数, 90% 误差范围指 90% 的误差的最大误差值.

需要补充说明的是, 本组数据在 CPU 版本的 Bundler 运行时间超过 10 天, 并且该组数据在利用 CPU 版本的 Bundler 运行过程中出错, 标定过程发生中断, 结果发生了严重错误. 推测产生错误的原因是由于增加某幅图像进行位姿估计优化时出现了错误, 导致了加入后续图像时, 整个结构出错. 而 GPU

表 1 吉林九台数据部分辅助信息

Table 1 Some of the recorded meta-data of the UAV images of Jiutai

PhotoID	X	Y	Z	俯仰角	横滚角	旋偏角
10609	1 452 613.4950	4 963 923.6640	1 330	0	0	-105.00000
10611	1 452 692.7630	4 963 918.9430	1 330	0	0	-108.00000
10613	1 452 778.7950	4 963 913.3000	1 330	0	0	-100.00000
10615	1 452 872.3510	4 963 912.8190	1 330	0	0	-94.00000



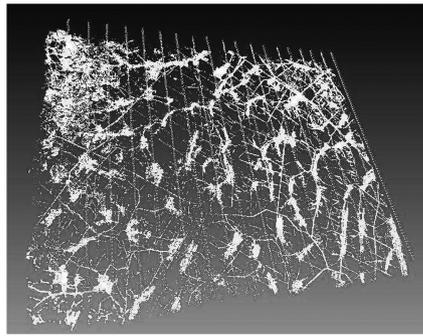
(a) 图像投影到地面的大体覆盖范围  
(a) Overlap information of projected image onto the ground



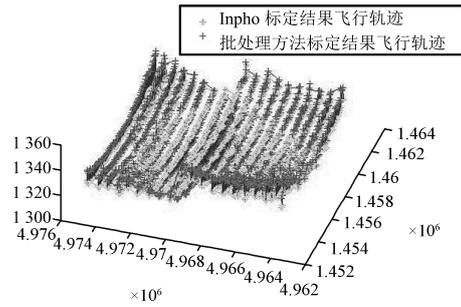
(b) 吉林九台数据中的一张典型图像  
(b) A typical image of Jiutai image data-set

图 5 吉林九台数据中图像大体覆盖范围和其中一幅图像

Fig. 5 The rough overlap of Jiutai images and one of the images



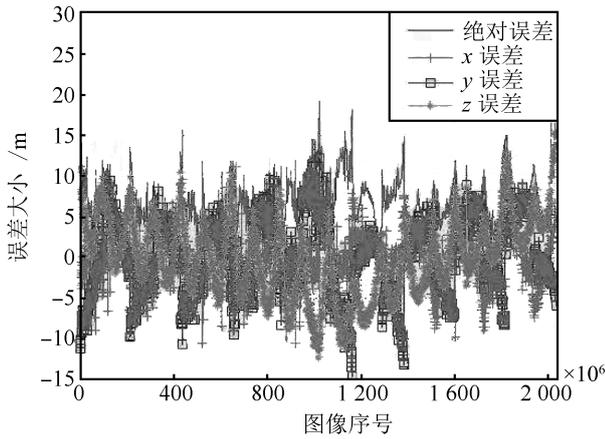
(a) 批处理方法标定的结果  
(a) Calibration results by our batch method



(b) 批处理方法标定的结果和 Inpho 标定结果的轨迹比较  
(b) The comparison of the flying routine results between our batch method and the Inpho

图 6 批处理方法标定结果以及与 Inpho 标定结果的比较

Fig. 6 The comparison of the calibration results between our batch method and the Inpho



(a) 批处理方法与 Inpho 标定结果位置误差图  
(a) The calibration position errors between our batch method and the Inpho

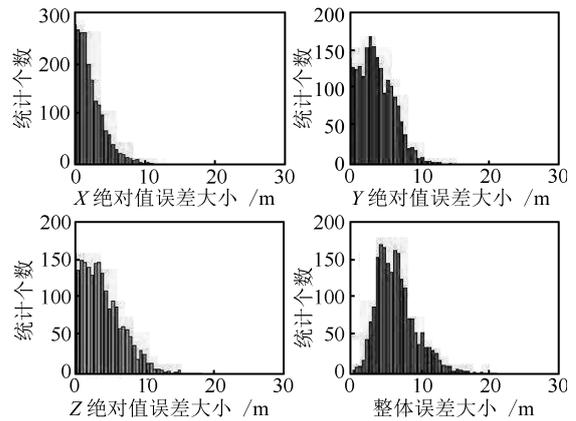
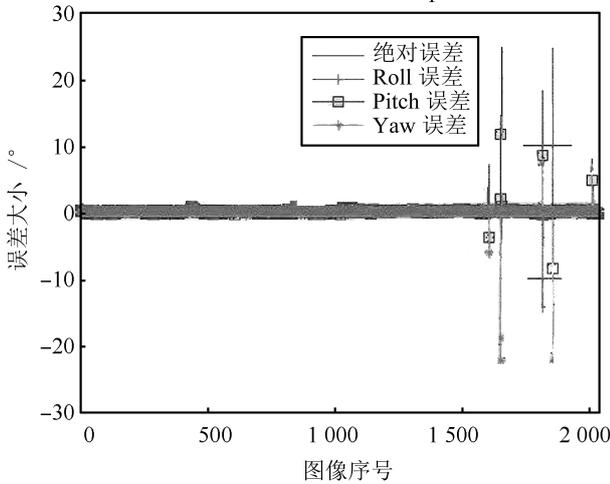


图 8 批处理方法与 Inpho 标定结果位置误差统计图  
Fig. 8 The statistics of the position errors between our batch method and the Inpho



(b) 批处理方法与 Inpho 标定结果位置误差统计图  
(b) The statistics of the position errors between our batch method and the Inpho

图 7 批处理方法与 Inpho 标定结果误差图  
Fig. 7 The calibration errors between our batch method and the Inpho

版本的 Bundler, 由于显存原因, 在进行捆绑调整的过程中, 无法运行通过, 也就是说本组实验采用增量式重建的方法无法进行标定. 处理该数据的一个合理方法是对原始数据进行分组重建, 将增量式重建的方法改为分步重建的思路<sup>[14]</sup>. 在第 3.1.2 节中, 我们抽取了其中的前五条航带 529 幅图像进行了 Bundler 重建, 并与批处理重建结果比较.

### 3.1.2 与增量重建 Bundler 的比较

与增量重建 Bundler 的比较实验采用的图像数据为山西某农田数据 (后文简称为农田数据), 相机参数和镜头参数吉林九台数据相同, 该组数据的特点是结构场景中的地面较为平坦, 同时无人机飞行轨迹按照按照一条航线飞行设计的, 该组数据没有 Inpho 标定结果. 之后, 我们分析了第 3.1.1 节中 2037 幅中前五条航带 529 幅图像的批处理方法和增量重建方法的实验结果比较.

表 2 吉林九台数据批处理方法与 Inpho 标定结果位置和角度偏差结果统计信息

Table 2 The statistics of the position and orientation error between our batch method and the Inpho of Jiutai data

	X 误差 (m)	Y 误差 (m)	Z 误差 (m)	绝对位置误差 (m)	Roll 误差 (°)	Pitch 误差 (°)	Yaw 误差 (°)	绝对角度误差 (°)
最大值	22.7352	14.6821	15.3406	26.7381	14.4242	11.5620	22.4786	25.6586
均值	2.4004	3.9623	3.9744	6.8931	0.1646	0.1608	0.08406	0.2874
外点个数	1	0	0	0	6	8	7	7
90% 的误差范围	5.0708	7.3497	7.9636	10.7998	0.2666	0.2737	0.0701	0.3594

如前所述, 原始 Bundler 的处理效率很低, 经测试, 将图像缩小到  $1024 \times 683$  分辨率下, 图像幅数达到 1000 张以上时, 原始 Bundler 程序运行时间将以周计. 我们将增量式重建的方法 Bundler 程序版本进行了 GPU 加速, 相比原始的 Bundler 程序, GPU 加速后的程序在效率有很大的提高. 本文实验工作站采用的显卡为 Tesla C1060, 显存为 4 GB, 但由于显存原因, 我们在第 2 组实验对农田数据进行测试时, 从完整数据中取出了其中的 900 幅图像, 同时对原始图像的数据进行了下采样, 使图像分辨率降低到  $1024 \times 683$ . 实验中, 根据数据特点, 我们对原始 Bundler 程序进行 GPU 并行化处理, 同时对系统做了部分修改, 在捆绑调整过程中, 使用的相机模型保持了焦距固定, 没有畸变参数, 并且内参数都不进行调整.

表 3 是农田数据 SfM 过程的时间结果的比较. 从表中可以看到批处理方法在效率上远高于 CPU 版本的增量式重建方法, 相比 GPU 加速版本的 Bundler, 批处理方法的效率也有不少优势.

按照类似第 1 组实验的思路, 这里给出两者的精度比较分析, 由于农田数据中的没有 GPS 绝对坐标, 这里只是给出模型坐标系下的结果比较. 图 9 给出了农田数据的典型实验图像和批处理方法的标定结果, 图 10 给出批处理方法与 Bundler 标定结果的轨迹对比, 位置、角度对比以及位置误差统计, 表 4 给出了批处理方法与 Bundler 标定结果位置和角度

偏差结果统计信息.

表 3 农田数据 CPU 版本 Bundler, GPU 版本 Bundler 以及批处理方法标定方法处理时间对比

Table 3 The farmland data processing time of CPU Bundler, GPU Bundler and batch reconstruction

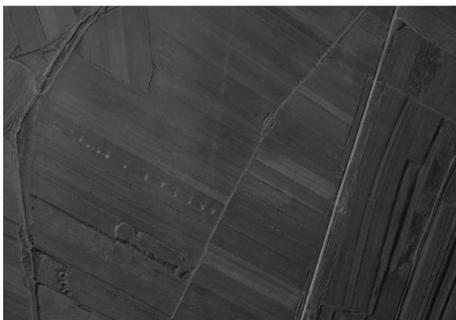
方法	CPU 版本 Bundler	GPU 版本 Bundler	批处理方法
时间效率	1~7 天左右	2 小时	25 分钟

由结果可以分析得到, Bundler 结果在 900 幅图像的标定过程中, 有 3 幅图像标定错误 (由于地形数据接近平面, 同时由于噪声影响产生的错误), 其他标定结果, 两者很接近, 可以认为都给出了正确的标定.

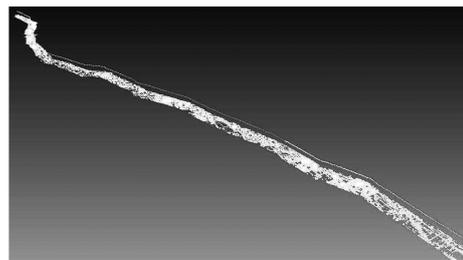
最后, 对吉林九台的数据从 2037 幅图像中, 抽取了前五条航带 529 幅图像, 在原始图像分辨率  $5616 \times 3744$  下, 分别采用批处理重建的方法和 Bundler 对这五条航带进行了重建. 两组数据都正确解算了所有的 529 幅图像的相机位置姿态, 除了批处理的方法效率上优于 GPU 版本的 Bundler 外, 两种方法标定结果很接近. 表 5、图 11 和表 6 给出两者的结果比较.

### 3.2 结果分析

第 1 组实验结果表明, 批处理方法相比于增量式重建, 在大数据的无人机图像处理能力上有很大提



(a) 农田数据中的一张典型图像  
(a) An image of farmland data



(b) 批处理方法标定结果  
(b) The calibration result of the batch method

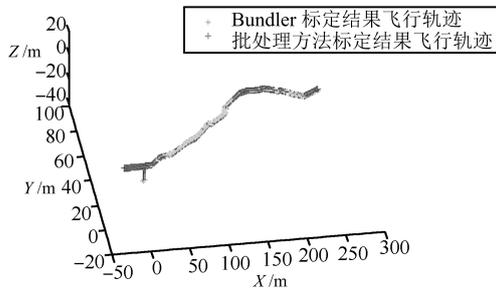
图 9 农田数据的实验图像和批处理方法的标定结果

Fig. 9 An image of the farmland data and the calibration result by the batch method

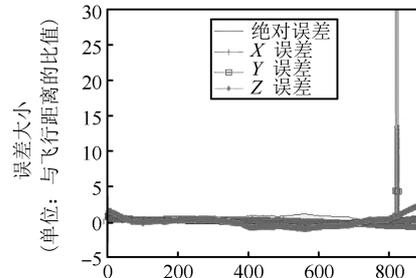
表 4 农田数据批处理方法与 Bundler 标定结果位置和角度误差结果统计信息

Table 4 The statics of position and orientation error between batch reconstruction and Bundler of the farmland data

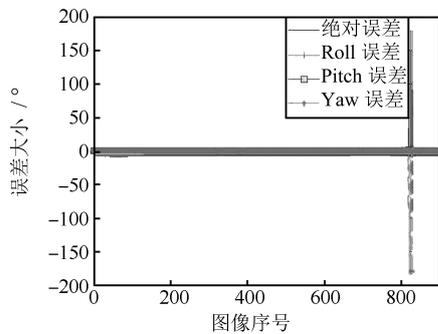
	X 误差 (m)	Y 误差 (m)	Z 误差 (m)	绝对位置误差 (m)	Roll 误差 (°)	Pitch 误差 (°)	Yaw 误差 (°)	绝对角度误差 (°)
最大值	1.1864	4.3303	26.0443	26.4181	5.2059	2.4996	179.8051	179.8155
均值	0.2973	0.2261	0.6467	0.8213	2.9825	1.1403	0.9318	3.8554
外点个数	0	3	3	3	0	0	3	3
90% 的误差范围	0.6551	0.3579	1.0729	1.2580	3.4738	1.6570	0.4241	3.4946



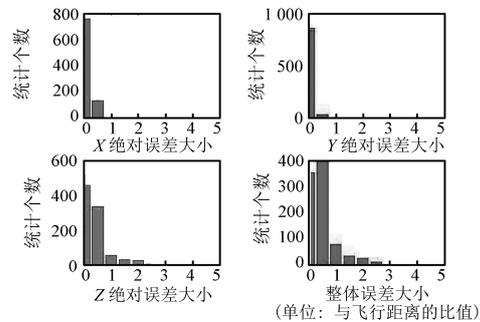
(a) 批处理方法与 Bundler 标定结果轨迹对比  
(a) The comparison of the flight routine between our batch method and the Bundler



(b) 批处理方法与 Bundler 标定结果位置误差图  
(b) The calibration position errors between our batch method and the Bundle



(c) 批处理方法与 Bundler 标定结果方向误差图  
(c) The calibration orientation errors between our batch method and the Bundler



(d) 批处理方法与 Bundler 标定结果位置误差统计图  
(d) The statistics of the position errors between our batch method and the Bundler

图 10 农田数据批处理方法与 Bundler 标定结果轨迹对比, 位置、角度对比以及位置误差统计  
Fig. 10 The routine, position, and orientation result of batch reconstruction comparison with Bundler of the farmland data

表 5 九台 539 幅图像 CPU 版本 Bundler、GPU 版本 Bundler 以及批处理标定方法处理时间对比

Table 5 The Jiutai 539 images processing time of CPU Bundler, GPU Bundler, and our batch method

方法	CPU 版本 Bundler	GPU 版本 Bundler	批处理方法
时间效率	1~2 天左右	58 分钟	31 分钟

高, 同时与摄影测量软件 Inpho 标定结果相比, 整体精度在 10 米以内, 由于我们依据 GPS 坐标进行的绝对定向, 而 GPS 坐标本身带有 10 米左右的误差, 因此可以认为我们的批处理的标定结果在合理标定

结果范围.

在第 2 组实验中, 我们将批处理的方法和 Bundler 进行了对比, 结果显示在效率方面, 批处理方法相对增量式重建有较大的优势. 同时在标定结果上, 其中的一组数据采用增量式重建出现了 3 个错误图像的标定, 而在其他图像的标定结果上两种方法标定的结果没有太大差别, 可以认为在一定误差允许情况下, 两种方法都进行了正确的标定.

上述结论说明, 在无人机图像的摄像机的投影矩阵估计和场景重建中, 本文提供的批处理方法相对经典增量式重建 Bundler 方法在处理能力、效率、以及稳定性方面都具有一定的优势. 本文提出的算法

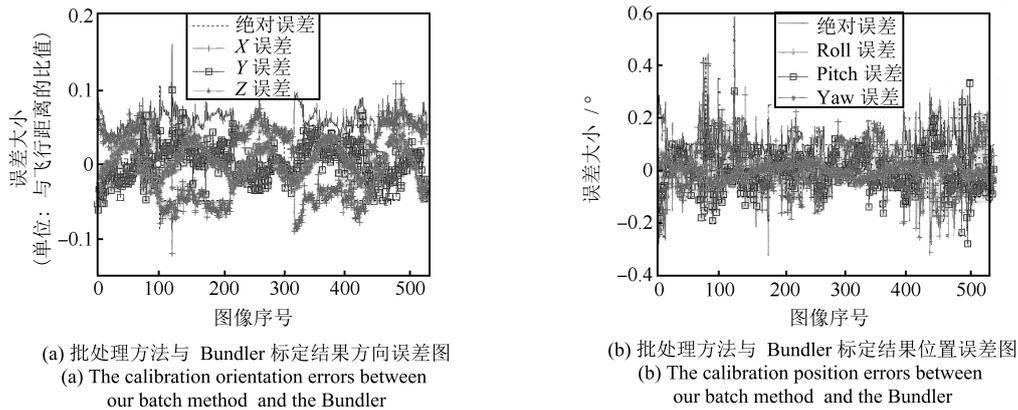


图 11 吉林九台 539 幅图像批处理方法与 Bundler 标定结果位置、角度对比

Fig. 11 The comparison of the estimated position and orientation between the batch method and the Bundler on the Jiutai sub-dataset of 539 images

表 6 吉林九台数据 539 幅图像批处理方法与 Bundler 标定结果位置和角度误差结果统计信息

Table 6 The statics of position and orientation error of JiuTai 539 images by batch reconstruction and Bundler

	X 误差 (m)	Y 误差 (m)	Z 误差 (m)	绝对位置误差 (m)	Roll 误差 (°)	Pitch 误差 (°)	Yaw 误差 (°)	绝对角度误差 (°)
最大值	0.1200	0.0971	0.0535	0.1579	0.4963	0.3338	0.0783	0.5832
均值	0.0463	0.0189	0.0180	0.0567	0.0846	0.0512	0.0212	0.1116
外点个数	0	0	0	0	0	0	0	0
90% 的误差范围	0.0656	0.0382	0.0342	0.0747	0.1712	0.1014	0.0434	0.1954

在无人机图像的标定和重建中具有可行性.

定量的分析.

#### 4 结论与讨论

本文介绍了一种基于低空无人机影像的三维重建方法, 主要在探讨了计算机视觉中批处理方法在无人机重建方法中的应用, 相比于增量式重建算法 (Bundler) 按一定的顺序逐步增加图像进行优化调整求解, 本文批处理方法求解摄像机矩阵, 该求解是一次整体全局的优化计算. 本文方法借助了无人机平台上的辅助信息, 同时匹配过程中加入三视图的匹配约束去除错误, 使得算法整体在效率和稳定性方面都有大幅提高. 通过多组无人机数据实验验证了本文方法的有效性, 实验结果表明, 在重建过程中, 图像个数越多, 本算法相对于增量式重建算法的效率优越性体现越明显. 同时, 我们对自标定出的结果与 GPS 精度, 以及由专业测绘软件的 Inpho 的进行解析获取的结果进行了比较, 分析得到相对误差较小, 可以满足无人机飞行应用的一般要求. 由于本文未获取高精度的地面控制点数据, 因此无法对绝对精度进行衡量. 在下一步的工作中, 我们将使用更多数据对本文方法进行测试, 同时, 也希望与相关单位合作, 获得更多的地面控制点, 能对绝对精度进行

#### References

- Cui Hong-Xia, Lin Zong-Jian, Sun Jie. Research on UAV remote sensing system. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2005, (5): 11-14  
(崔红霞, 林宗坚, 孙杰. 无人机遥感监测系统研究. 测绘通报, 2005, (5): 11-14)
- Jin Wei, Ge Hong-Li, Du Hua-Qiang, Xu Xiao-Jun. A review on unmanned aerial vehicle remote sensing and its application. *Remote Sensing Information*, 2009, (1): 88-92  
(金伟, 葛宏立, 杜华强, 徐小军. 无人机遥感发展与应用概况. 遥感信息, 2009, (1): 88-92)
- Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 2004, 60(2): 91-110
- Bay H, Ess A, Tuytelaars T, Van Gool L. Speeded-up robust features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359
- Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395
- Rousseeuw P J, Leroy A M. *Robust Regression and Outlier Detection*. New York: John Wiley and Sons, 1987
- Nister D. An efficient solution to the five-point relative pose problem. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(6): 756-770

- 8 Hartley R and Hartley, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision* (Vol. 2). Cambridge University Press, Cambridge, 2004
- 9 Pollefeys M, Van Gool L, Vergauwen M, Verbiest F, Cornelis K, Tops J, Koch R. Visual modeling with a hand-held camera. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **59**(3): 207–232
- 10 Snavely N, Seitz S M, Szeliski R. Photo tourism: exploring photo collections in 3D. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2006, **25**(3): 835–846
- 11 Strecha C, Pylvänäinen T, Fua P. Dynamic and scalable large scale image reconstruction. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). San Francisco, CA: IEEE, 2010. 406–413
- 12 Hiep V H, Keriven R, Labatut P, Pons J P. Towards high-resolution large-scale multi-view stereo. In: Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Miami, FL: IEEE, 2009. 1430–1437
- 13 Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(8): 1362–1376
- 14 Gherardi R, Farenzena M, Fusiello A. Improving the efficiency of hierarchical structure-and-motion. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). San Francisco, CA: IEEE, 2010. 1594–1600
- 15 Shum H Y, Ke Q F, Zhang Z Y. Efficient bundle adjustment with virtual key frames: a hierarchical approach to multi-frame structure from motion. In: Proceedings of the 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Fort Collins, CO: IEEE, 1999. 538–543
- 16 Martinec D, Pajdla T. Robust rotation and translation estimation in multiview reconstruction. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Minneapolis, MN: IEEE, 2007. 1–8
- 17 Sturm P F, Triggs B. A factorization based algorithm for multi-image projective structure and motion. In: Proceedings of the 4th European Conference on Computer Vision (ECCV). London, UK: Springer-Verlag, 1996. 709–720
- 18 Tomasi C, Kanade T. Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 1992, **9**(2): 137–154
- 19 Kahl F, Hartley R I. Multiple-view geometry under the  $L_\infty$  norm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **30**(9): 1603–1617
- 20 Sim K, Hartley R. Recovering camera motion using  $L_\infty$  minimization. In: Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Washington, DC: IEEE, 2006. 1230–1237
- 21 Li Li-Chun, Zhang Heng, Li You, Yu Qi-Feng. A 3D landform reconstruction method based on UAV image sequences. *Remote Sensing Technology and Application*, 2008, **23**(5): 505–510  
(李立春, 张恒, 李由, 于起峰. 一种基于无人机序列成像的地形地貌重建方法. 遥感技术与应用, 2008, **23**(5): 505–510)
- 22 Qiu Zhi-Qiang. Three-Dimensional Structure Reconstruction from Aerial Images Based on Affine Approximation [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2004  
(邱志强. 基于仿射近似从航空图像重建目标三维结构 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2004)
- 23 Shen Yong-Lin, Liu Jun, Wu Li-Xin, Li Fa-Shuai, Wang Zhi. Reconstruction of disaster scene from UAV images and flight-control data. *Geography and Geo-Information Science*, 2011, **27**(6): 13–17  
(沈永林, 刘军, 吴立新, 李发帅, 王植. 基于无人机影像和飞控数据的灾场重建方法研究. 地理与地理信息科学, 2011, **27**(6): 13–17)
- 24 Irschara A, Hoppe C, Bischof H, Kluckner S. Efficient structure from motion with weak position and orientation priors. In: Proceedings of the 2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPR). Colorado Springs, CO: IEEE, 2011. 21–28
- 25 Snavely K N. Scene Reconstruction and Visualization from Internet Photo Collections [Ph.D. dissertation], University of Washington, USA, 2008
- 26 Sinha S N, Frahm J M, Pollefeys M, Genc Y. Feature tracking and matching in video using programmable graphics hardware. *Machine Vision and Applications*, 2011, **22**(1): 207–217
- 27 Wu C. SiftGPU: A GPU implementation of scale invariant feature transform (SIFT) [Online], available: <http://cs.unc.edu/~ccwu/siftgpu>, March 19, 2013
- 28 Wu C C, Agarwal S, Curless B, Seitz S M. Multicore bundle adjustment. In: Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, RI: IEEE, 2011. 3057–3064
- 29 Google Earth: A virtual globe, map and geographical information program [Online], available: <http://earth.google.com>, March 19, 2013
- 30 ASTER GDEM database. A mirror website that supplies ASTER GDEM database [Online], available: <http://data-mirror.csdn.cn/dem/files/pd1.jsp>, March 19, 2013
- 31 INPHO: An end-to-end photogrammetric systems supplier [Online], available: <http://www.inpho.de>, March 19, 2013



郭复胜 中国科学院自动化研究所博士研究生, 分别于 2004 年和 2008 年获解放军信息工程大学摄影测量学士学位和硕士学位. 主要研究方向为三维重建和摄影测量. 本文通信作者.

E-mail: fsguo@nlpr.ia.ac.cn

(GUO Fu-Sheng Ph.D. candidate at the Institute of Automation, Chinese

Academy of Sciences. He received his bachelor degree in 2004 and master degree in 2008 from the PLA Information Engineering University. His research interest covers 3D reconstruction and photogrammetry. Corresponding author of this paper.)



高伟 中国科学院自动化研究所副研究员. 于 2008 年获中国科学院自动化研究所博士学位. 主要研究方向为计算机视觉和三维重建.

E-mail: wgao@nlpr.ia.ac.cn

(GAO Wei Associate professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his

Ph.D. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences at 2008. His research interest covers computer vision and 3D reconstruction.)