

文章编号 1004-924X(2016)06-1501-09

基于关系图的无人机影像三维重建

李劲澎^{1*}, 姜 挺¹, 肖 达¹, 王俊超²

(1. 信息工程大学, 河南 郑州 450001; 2. 中国天绘卫星中心, 北京 102102)

摘要:针对增量式运动恢复结构算法在无人机影像三维重建中运行效率低的问题,提出了一种基于关系图的无人机影像批处理重建方法。利用无人机低精度的位置姿态测量系统数据粗略估算影像间的重叠关系,在关联影像之间进行尺度不变特征变换匹配,使用随机抽取一致性算法和三视图约束进一步剔除弱关联的影像连接关系,再通过深度优先搜索得到最终参加重建的影像集连通分量,构建出强关联的稳健影像关系图。然后,根据影像相对位姿参数,由最小二乘法解算全局一致性旋转参数,利用三视几何约束和线性规划求解全局一致位置参数,最后进行一次光束法平差优化。实验结果表明:与经典的增量式重建 Bundler 算法相比,该方法运行速度至少提高了 2.6 倍,且生成的三维点数量增加了 76.5%,更真实地恢复出场景的几何形态。该算法在改善重建效果的同时提高了处理效率,能够满足无人机快速响应应用的需求。

关键词:无人机;三维重建;关系图;三视图;线性规划

中图分类号:TP242.6 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162406.1501

On diagram-based three-dimensional reconstruction of UAV image

LI Jin-peng^{1*}, JIANG Ting¹, XIAO Da¹, WANG Jun-chao²

(1. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

2. TH-satellite Center of China, Beijing 102102, China)

* Corresponding author, E-mail: hc116007@163.com

Abstract: In response to low operation efficiency of the incremental algorithm for structure recovery from motion in three-dimensional reconstruction of UAV (Unmanned Aerial Vehicle) image, a diagram-based method for reconstruction of UAV image was proposed. In this method, data obtained from low-precision position and orientation system of UAV was adopted to roughly estimate the overlapping relationship between images, SIFT matching was conducted between related images, random sample consensus algorithm and three views constraint were used to weed out the connected relation between weakly-related images, depth-first search was applied to obtain the connected component of the images finally involved in reconstruction, and then a steady diagram for strongly-related images was designed. Then based on the relative position and attitude parameter of the images, the least square method was adopted to work out the consistency rotation parameter, the three views constraint and linear programming were used to solve the consistency location parameter, and then a bundle method-based adjustment optimization was conducted. It indicates that the operating speed of this

收稿日期:2016-03-26;修订日期:2016-04-25.

基金项目:国家自然科学基金(41471387;41301526);地理信息工程国家重点实验室开放基金(SKLGIE2015-M-3-1)

method is at least 2.6 times faster than that of the typical incremental Bundler algorithm, the three-dimensional points increased by 76.5%, and it can more closely recover the original geometry form. This method, while perfecting the reconstruction effect, improves the treatment efficiency and can meet the requirement for quick response of UAV.

Key words: UAV; three-dimensional reconstruction; diagram; three views; linear programming

1 引言

无人机遥感系统因具有灵活、机动、响应速度快等独特优点,而广泛应用在战场侦察、城市规划、资源勘查、林业普查等活动中^[1]。目前无人机遥感已经成为卫星遥感、有人机遥感之外的一种重要遥感手段,如何由无人机获取的影像快速稳健地恢复场景的三维信息,已成为摄影测量和计算机视觉领域共同关注的热点问题。

利用摄影测量理论可得到测区的高精度几何信息,但应急时效性和机动性不足^[2]。运动恢复结构(Structure from Motion, SfM)是计算机视觉三维重建中的一项关键技术,其可由影像恢复出运动相机的位置、姿态以及所摄场景的三维结构,且对影像数据要求低,不受摄影测量理论中的许多假定前提条件的约束,通用性好。在双目三维重建系统^[3]、机器人避障和导航^[4]、自主导航系统^[5]等方面有广泛应用。其中,最有代表性的工作当属 Agarwal, Snavely 等发表的基于 Bundler 的成果^[6]。Bundler 是一种增量式重建系统,在一对严格挑选的基准影像重建基础上,通过不断添加影像并进行光束法平差优化,来实现 SfM 重建。Kersten 等^[7]将 Bundler 与稠密匹配重建软件 PMVS(Patch based Multi-View Stereopsis)结合,用于无人机获取的建筑文物影像重建,分析评估文物受损情况。Turner^[8]利用旋翼无人机搭载相机监测山体滑坡,并使用 SfM 重建来估计滑坡移动。针对大规模数据集重建,Shum^[9], Gherardi^[10]等提出了分组重建方法,将影像集分为若干组,每组内分别进行重建,最后将各组结果进行融合。为了改善 Bundler 重建结果中的漂移现象,卢俊^[11]提出了一种利用凝聚层次聚类的分组重建算法,并利用无人机影像实验验证了算法有效性。

但无论增量式算法还是分组重建方法,都要依赖迭代优化架构,要进行多次的光束法平差运

算,影像越多,平差耗时越多且呈指数级增加。另一方面,上述方法进行影像匹配时多采用穷举遍历策略,对影像集中任意两影像都要进行匹配,故存在大量盲目的冗余计算。这两个问题造成重建效率低下,严重影响 SfM 技术在无人机影像重建中的应用。为了提高处理效率,许志华^[12]提出了兼顾影像拓扑关系的拓扑-运动恢复结构算法,减小了匹配耗时,但恢复重建仍采用增量方式。曹雪峰^[13]采用相似方法一次性求解全局旋转矩阵,但是由于其直接将 10 m 左右的低精度 GPS 数据作为相机位置进行平差,故会使重建结果存在明显的系统误差。

针对上述问题,本文提出了一种基于影像关系图的批处理重建算法。首先利用无人机 POS(Position and Orientation System)数据概略估算影像之间的重叠部分,在重叠影像之间进行 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)特征匹配,通过 RANSAC(RANdom SAmples Consensus)算法和三视图匹配筛选出强关联的影像对,构建稳健连接的影像关系图,然后利用影像相对位姿估计出全局一致性旋转、位置参数,最后将全局位姿参数与通过重投影误差检测的点一起进行光束法平差,得到最终的重建结果。

2 影像关系图构建

2.1 估算影像重叠

首先利用无人机搭载 POS 记录的低精度位置、姿态信息及测区的概略高程信息将影像投影至地面,并概略估算影像之间的重叠度,然后构建无向图来描述影像间的关联关系。

成像模型可用如下方程来表示^[14-15]:

$$\lambda \mathbf{m} = \mathbf{K} \mathbf{R} [\mathbf{I} | -\mathbf{C}] \mathbf{X}, \quad (1)$$

其中:像点坐标为 $\mathbf{m} = (x, y, 1)^T$,物点坐标 $\mathbf{X} = (X, Y, Z, 1)^T$, λ 为尺度系数, \mathbf{K} 为相机内参数矩阵,其由焦距、像主点坐标等组成, \mathbf{R} 为旋转矩阵,可由 POS 中记录的偏航(yaw)、俯仰(pitch)、侧

滚(roll)经过5步坐标变换计算得到, \mathbf{I} 为3阶单位阵, \mathbf{C} 为投影中心位置向量,可直接由GPS记录的经度(longitude)、纬度(latitude)、高(altitude)得到。

利用共线方程(1)将影像四角点投影至地面,得到影像覆盖区域的四角点坐标^[16],即可判断影像之间是否有重叠。通过计算四角点的最小外接矩形,还可概略估算影像覆盖区域的重叠度。

2.2 构建初始影像关系无向图

图是一种应用广泛的数据结构,能够有效描述数据之间的联系。其中,用无序偶对来代表一条边的图称为无向图。将影像集中的每张影像视为图中的顶点(Vertex),存在重叠关系的影像对作为无向图中的边(Edge),构建影像关系无向图 $G=(V, E)$ (V 是顶点的集合, E 是边的集合),可以实现影像集合的有效组织。

对于由 n 幅影像组成的影像集,假设其对应的无向图为 $G_n=(V_n, E_n)$, E_n 中边的数量为 nE (可由影像重叠估算得到),后续匹配处理只需在这 nE 个影像对之间进行;若不考虑影像间的关系,而采用穷举遍历策略进行影像匹配的话,则总匹配数为 $C_n^2=n*(n-1)/2$,通常 $n*(n-1)/2$ 会远大于 nE 。因此,构建影像关系无向图方法限定了影像匹配范围,可以避免盲目的影像匹配,使总的影像匹配计算复杂度由 $O(n^2)$ 减少到 $O(n)$,提高了匹配计算效率;同时可有效排除非关联影像对的干扰,从根本上避免了无重叠影像产生的误匹配,提高了匹配的准确率和重建的稳健性。

在影像关系无向图的边集合 E 中,采用SIFT算子进行影像匹配,若两影像 I_i, I_j 匹配点较少,说明重叠较小或关联较弱,则将边 (I_i, I_j) 从集合 E 中剔除。若匹配点数量不少于阈值 $nMatch1$,则利用RANSAC算法计算本质矩阵,并恢复影像间的相对旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矢量 \mathbf{t} ,若用于计算的内点数量少于阈值 $nMatch2$,则认为影像相对位姿不够准确,即该像对关联弱,将其剔除。

2.3 利用三视图匹配剔除弱关联影像

为了保证重建的鲁棒性,利用三视图匹配作为约束,进一步剔除弱关联影像对。首先,在无向图 G 中搜索三视图匹配组,若三影像 I_i, I_j, I_k 构成的3条边 $(I_i, I_j), (I_i, I_k), (I_j, I_k)$ 都在集合 E 中,且3影像的公共匹配点数量大于阈值

$nMatch3$,则认为这3幅影像存在关联,构成三视图匹配关系,记为 $t(I_i, I_j, I_k)$,将所有三视图的集合记为 T 。在三视图 $t(I_i, I_j, I_k)$ 中,计算所有三视图匹配点在局部坐标系中的三维坐标,如果某个点的重投影误差大于阈值 $reprojErr1$,则剔除该三视图匹配点,若最后得到的三视图匹配点数量少于阈值 $nMatch3$,则从集合 T 中剔除三视图 $t(I_i, I_j, I_k)$ 。最后,由顶点集 V 和三视图集合 T 中包含的边构建新的无向图 $G_{new}=(V, E_{new})$ 。

2.4 搜索影像连通分量

由于不能保证通过匹配建立的影像关系图 G 一定是连通图,另一方面,经过2.3节的处理可能会剔除 E 中一些弱关联的影像对,因此,影像关系图 $G_{new}=(V, E_{new})$ 也可能不是连通图,即影像集 V 中某些影像可能与其余影像是非关联的。重建时为了利用尽可能多的有效影像,需要遍历关系图得到其连通分量,并选择其中包含影像数量最多的连通分量。

这里采用深度优先搜索(Depth First Search)方法来遍历影像关系图,其基本思想是:假设初始状态下图中所有顶点均未被访问,从某个顶点 v 出发访问该顶点,然后依次从 v 的未被访问的邻接顶点出发深度优先遍历图,直至图中所有和 v 连通的顶点都被访问到;若图中还有顶点未被访问,则从一个未被访问顶点出发,重复上述过程,直至所有顶点都被访问时停止。这样得到 G_{new} 的若干连通分量,选择其中具有最大影像数量的无向图 $G_{max}=(V_{max}, E_{max})$ 进行三维重建。

在三视图集合 T 中,若三视图 $t(I_i, I_j, I_k)$ 中任意一幅影像不在 V_{max} 中,则剔除该三视图。

3 批处理重建

在影像关系图 G_{max} 中,可以由相对旋转估计出各影像的全局一致性旋转,考虑三视图几何约束比两视图更强,先估计三视图中的 consistency 位移,并对三视图匹配点进行筛选,然后计算全局一致性相机位置,最后进行一次光束法平差优化。

3.1 全局一致旋转估计

在匹配像对集合 E_{max} 中,影像对 (I_i, I_j) 的相对旋转 \mathbf{R}_{ij} 与全局一致旋转 $\mathbf{R}_i, \mathbf{R}_j$ 之间存在如下关系:

$$\mathbf{R}_j = \mathbf{R}_{ij} \mathbf{R}_i, (I_i, I_j) \in E_{\max}, \quad (2)$$

$$\mathbf{R}_i \mathbf{R}_i^T = \mathbf{I}, I_i \in V_{\max}, \quad (3)$$

其中,相对旋转矩阵 \mathbf{R}_{ij} 由 RANSAC 架构下的本质矩阵分解得到,全局一致旋转矩阵是正交矩阵。

设 V_{\max} 中的影像数量为 nV ,在至少有 nV 对影像相对旋转已知的前提下,上述方程可通过最小二乘解算,得到全局一致旋转矩阵的估值,并可通过奇异值分解方法使其满足正交性。

3.2 三视图局部平移估计

经过 3.1 节方法计算,可以得到集合 T 中的任意三视图 $t(I_i, I_j, I_k)$ 各影像的旋转矩阵 \mathbf{R}_i 、 \mathbf{R}_j 、 \mathbf{R}_k ,下面将求解相机中心在三视图局部坐标系下的平移向量 t'_i 、 t'_j 、 t'_k ,然后计算三视匹配点的重投影误差,根据相应阈值剔除误差大的三视匹配点。

设三视图 $t(I_i, I_j, I_k)$ 中的三视匹配点对应的物点集合为 G_p ,其中某一物点 \mathbf{X}_p 在影像 I_i 上对应的像点为 (x_p^i, y_p^i) ,则重投影误差的计算公式如下:

$$\rho(t'_i, \mathbf{X}_p) = \left\| \left(x_p^i - \frac{\mathbf{R}_i^1 \mathbf{X}_p + t'_i}{\mathbf{R}_i^3 \mathbf{X}_p + t'_i}, y_p^i - \frac{\mathbf{R}_i^2 \mathbf{X}_p + t'_i}{\mathbf{R}_i^3 \mathbf{X}_p + t'_i} \right) \right\|, \quad (4)$$

其中, \mathbf{R}_i^m ($m=1, 2, 3$) 为 \mathbf{R}_i 的第 m 行, t'_i ($m=1, 2, 3$) 为 t'_i 的第 m 行。这样估计平移向量的问题可转化为,已知旋转矩阵 \mathbf{R}_i 、 \mathbf{R}_j 、 \mathbf{R}_k 条件下,求使得重投影误差最小化的 t'_i 、 t'_j 、 t'_k 和 \mathbf{X}_p ($\mathbf{X}_p \in G_p$) 的问题,即:

$$\text{find } \min_{t'_i, t'_j, t'_k, \mathbf{X}_p} \rho, \quad (5)$$

其中, ρ 为物点 \mathbf{X}_p 在影像 I_i 、 I_j 、 I_k 中的重投影误差。这个问题可以利用 L_∞ 范数下的线性规划来求解:

目标函数:

$$\min \eta, \quad (6)$$

约束条件:

$$\begin{cases} \rho(t'_n, \mathbf{X}_p) \leq \eta, \forall \mathbf{X}_p \in G_p, \forall I_n \in t, \forall t \in T \\ \mathbf{R}_n^3 \mathbf{X}_p + t'_n \geq 1, \forall \mathbf{X}_p \in G_p, \forall I_n \in t, \forall t \in T, \\ \mathbf{t}_1 = (0, 0, 0)^T \end{cases} \quad (7)$$

至此,就估计出局部坐标系下的最优平移向量,同时根据重投影误差大小筛选三视匹配点。

3.3 全局一致位置估计

在集合 E_{\max} 中影像对相对位姿 $(\mathbf{R}_{ij}, \mathbf{t}_{ij})$ 已知的条件下,希望得到 V_{\max} 中所有影像对应的相机

全局一致性位置 $(\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_{nV})$ 。理想情况下,在全局坐标系中,影像对 (I_i, I_j) 的位置 \mathbf{C}_i 、 \mathbf{C}_j 和相对位姿 $(\mathbf{R}_{ij}, \mathbf{t}_{ij})$ 之间存在如下关系:

$$\mathbf{C}_j - \mathbf{R}_{ij} \mathbf{C}_i - \lambda_{ij} \mathbf{t}_{ij} = \mathbf{0}, \forall (I_i, I_j) \in E_{\max}. \quad (8)$$

其中 λ_{ij} 为尺度因子。然而,由于噪声影响,上式不可能对所有像对严格成立。

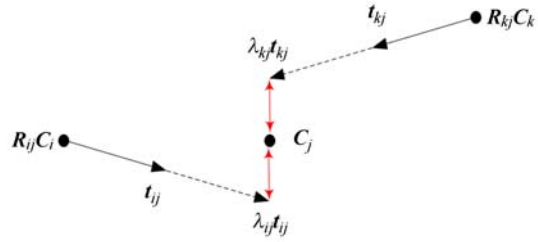


图 1 最小化欧式距离示意图

Fig. 1 Schematic of minimized Euclidean distance

如图 1(彩图见期刊电子版)所示,在全局坐标系中,相机中心位置 \mathbf{C}_j 与向量 $\mathbf{R}_{ij} \mathbf{C}_i + \lambda_{ij} \mathbf{t}_{ij}$ 之间存在着一定的偏差(图中红色箭头表示),考虑寻找使二者欧氏距离最小的相机中心和尺度因子最优解。上述方程可以由最小二乘法解答,但无法保证 λ_{ij} 为正值,当 λ_{ij} 为负值时,可能导致重构出的三维点位于相机的后面,不满足手性(Chirality)约束。为了消除尺度和平移歧义,这里假定尺度因子 $\lambda \geq 1$,在 L_∞ 架构下,将绝对位置求解转化为如下的线性规划问题:

$$\text{目标函数: } \min \eta, \quad (9)$$

约束条件:

$$\begin{cases} |\mathbf{C}_j - \mathbf{R}_{ij} \mathbf{C}_i - \lambda_{ij} \mathbf{t}_{ij}| \leq \eta, \forall (I_i, I_j) \in E_{\max} \\ \lambda_{ij} \geq 1, \forall (I_i, I_j) \in E_{\max} \\ \mathbf{C}_1 = (0, 0, 0)^T \end{cases}, \quad (10)$$

由于三视图比两视图有更强的几何约束,使用三视图中的一致性相对平移 t'_i 代替两视图像对中的相对平移 t_{ij} ,用三视图尺度因子 λ^t 代替 λ_{ij} ,从而得到如下形式:

$$\text{目标函数: } \min \eta, \quad (11)$$

约束条件:

$$\begin{cases} |\mathbf{C}_j - \mathbf{R}_{ij} \mathbf{C}_i - \lambda^t t'_{ij}| \leq \eta, \forall (I_i, I_j) \in E_{\max}, \forall t \in T \\ \lambda^t \geq 1, \forall t \in T \\ \mathbf{C}_1 = (0, 0, 0)^T \end{cases}, \quad (12)$$

求解上述线性规划问题,就可得到相机中心

位置(C_1, \dots, C_M)的全局最优解。

最后,由绝对旋转、平移矩阵和多视匹配点,利用三角形法计算点位的三维坐标,并进行光束法平差对位姿参数和点云进行一次性整体优化。

4 实验与分析

为了验证本文算法的有效性,利用台湾碳基 Avian-P 无人机搭载 Sony ILCE-5100 相机获取了实验影像数据。实验区域为吉林省长春市三合屯,包括农田、道路、村镇等地物。设定航高为 150 m,影像大小为 6 000 pixel \times 4 000 pixel,像元尺寸为 3.9 μ m,共 97 幅影像。相机经过了严格检校,并根据检校参数对影像畸变进行校正,相机参数如表 1 所示。图 2 为该区域的一组典型影像。

表 1 相机参数

Tab. 1 Parameters of camera

参数	检校值
主点 x_0 /mm	-0.048 593
主点 y_0 /mm	0.081 533
焦距 f /mm	15.441 790
径向畸变系数 k_1	1.782 751e-004
径向畸变系数 k_2	-4.290742e-007
偏心畸变系数 p_1	-9.731826e-006
偏心畸变系数 p_2	-5.370996e-005



图 2 6 幅典型影像

Fig. 2 6 frames of typical images

实验硬件平台为 Lenovo PC,配置为 Intel Core i7 处理器,8G 内存,GPU 为 NVIDIA GTX850M;软件环境为 Windows8.1,64 位操作系统,算法基于 Visual Studio 2010 实现。下面将利用本文方法分析影像间的关联关系,对实验影像重建,并与经典增量式重建算法 Bundler 从效

率和重建效果等方面进行对比。

4.1 影像关系分析

实验中首先利用 POS 记录的位姿数据估算两两影像之间的重叠度,为了避免因影像重叠度过小、相对位姿估计不够精确对重建造成的影响,本文设定重叠度大于 15% 的两影像之间存在关联,作为影像关系图中的一条边,并将所有存在关联的影像连接起来构建影像关系图,如图 3(a) (彩图见期刊电子版)所示,图中的红点表示影像,红色的边表示错误连接或弱关联关系,黑色边表示筛选后保留的连接关系。在所有存在连接关系的影像对之间进行 SIFT 特征匹配,剔除同名点数量少于 80 的像对,得到关联更强的影像关系图,如图 3(b)所示。然后,在 RANSAC 架构下,估计关联影像之间的本质矩阵,并分解出相对旋转、平移矩阵。若内点数量少于 50,则认为估算出的相对关系不够准确(如图 3(b)中的红边,即为内点较少的像对),并将该边从关系图中剔除,得到新的影像关系图,如图 3(c)所示。接下来进一步利用三视图匹配来剔除弱关联影像对,并利用深度优先搜索算法得到影像数量最多的影像集连通分量,从而得到存在稳健关联的影像关系图,如图 3(d)所示。

表 2 统计了 3 次优化过程中剔除错误关联或弱关联的情况。

表 2 影像关系图中边的数量

Tab. 2 Number of edges in relation graph of images

估算出 的边	匹配点过 少的边	RANSAC 剔除的边	三视图匹配 剔除的边	最终影像关 系图中的边
2 616	552	19	24	2 021

4.2 算法效率分析

为了测试本文重建算法的效率,分别统计了特征提取、特征匹配和恢复重建 3 个环节的处理时间,并与 Bundler 算法进行了对比,结果如表 3 所示。

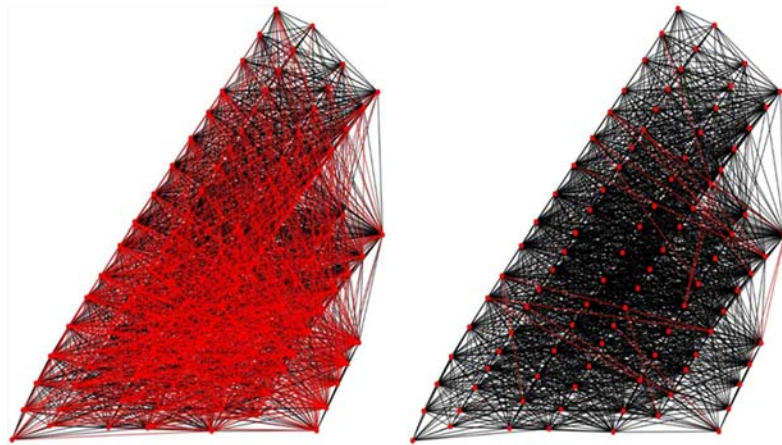
表 3 两种算法处理时间对比

Tab. 3 Comparison of running times of two algorithms (Unit: h)

	特征提取	特征匹配	恢复重建	总时间
本文算法	0.040	0.374	0.667	1.081
Bundler	0.040	0.666	3.250	3.956

SIFT 算法效率较低,且在影像尺寸大时常出现内存溢出的情况,本文采用了 GPU 并行计算技术来加速 SIFT 特征提取和匹配过程。在特征提取环节,两种算法都是在所有影像上提取特征,因此该过程耗时相同。而特征匹配和恢复重建环

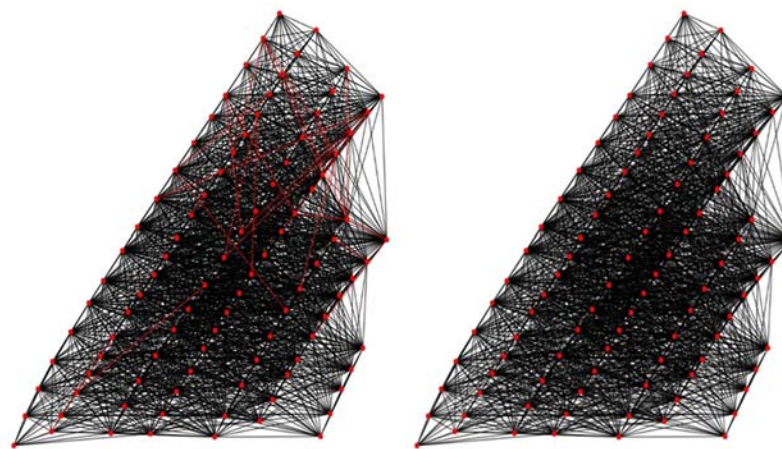
节,本文算法的处理效率与 Bundler 相比有显著提高,特征匹配时间由 0.666 h 减小到 0.374 h,恢复重建时间由 3.250 h 减小至 0.667 h。三维重建总耗时减少了 2.875 h,效率至少提高了 2.6 倍。



(a)估算重叠得到的关系图

(b)剔除匹配点过少边后的关系图

(a)Relation graph obtained by overlap estimation (b)Relation graph after elimination of edges with few matches



(c)RANSAC 剔除后的关系图

(d)最终关系图

(c)Relation graph after RANSAC elimination

(d)Final relation graph

图 3 影像关系图的构建过程示意

Fig. 3 Building process of relation graph

在特征匹配阶段,如上节所述,本文方法只需要在估算出的关联边中进行匹配,即匹配次数为 2 616 次。而 Bundler 采用穷举遍历匹配策略进行匹配,匹配次数为 $C_{97}^2 = 97 \times (97 - 1) / 2 = 4 656$ 。图 4 为将任意两影像相连得到的关系图,即 Bundler 穷举遍历策略下的影像关系图,通过

与图 3(a) 进行比较可见,经过估算后,匹配次数明显减少,因此,匹配处理效率显著提高。同时,由于限定在有重叠的影像之间匹配,避免了无关影像对的干扰,减少了可能的误匹配。

在恢复重建阶段,本文采用了批处理重建方法,在估计出各影像的全局一致旋转和位置后,只

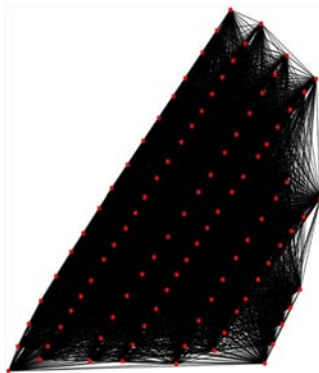


图 4 Bundler 影像关系图

Fig. 4 Bundler relation graph

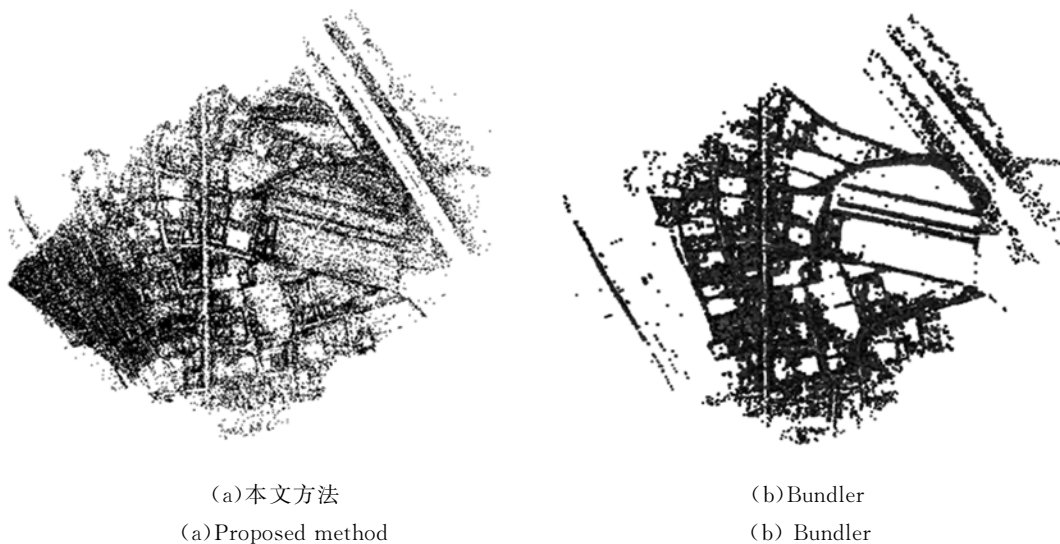
需要进行一次光束法平差优化即可。而 Bundler 采用增量式重建方法,依赖于迭代优化架构,每加入一张影像,就需要将该影像对应的位姿参数、物方三维点与已解算出的结果一起进行平差优化,这样就需要进行多次平差,且平差的计算规模随着影像数量的增加而不断增长。

4.3 重建效果分析

为检验本文算法的重建效果,将本文方法重建三维点云与 Bundler 重建点云进行对比,如图 5 所示。由图 5 可知,两种算法都基本恢复出了区域的三维结构,但本文方法共重建出 64 291 个三维点,而 Bundler 重建点云只有 36 432 点,本文方法重建

点比 Bundler 多了 76.5%。且本文方法的重建完整性更好,点云更密集、均匀。

在 SIFT 匹配完成后,利用 RANSAC 剔除误匹配,得到待重建的同名点集合,然后利用影像位姿参数进行三角化(摄影测量中称为前方交会)运算,得到像点对应的物方三维点坐标,并计算其重投影误差,将重投影误差大于一定阈值的点剔除,最后保留的点与位姿参数一起进行平差优化,这是两种方法重建点位的相同之处。不同之处在于,本文方法经过 RANSAC 算法和三视图匹配剔除后,保留的是强关联的影像对,它们之间的相对位姿估计是稳健可靠的,在此基础上估计相机的全局一致位姿,并通过三角化得到匹配点的物方三维坐标,重投影误差满足一定阈值条件的点参与平差运算;而 Bundler 算法是进行增量式的重建过程,新添加影像的位姿参数基于已解算出的结果进行求解,误差在不断累积,如果弱关联的像对也进行了重建,则其相对位姿参数求解就不够准确,从而影响后续添加影像位姿参数的求解精确程度,若位姿参数不够精确,则必然导致同名点三角化后重投影误差较大而可能被剔除,因而影响最后参与平差的点数量,从而造成点云稀疏的情况。



(a)本文方法
(a)Proposed method

(b)Bundler
(b) Bundler

图 5 两种方法重建点云对比图

Fig. 5 Comparison of reconstructed points cloud by two methods

图 6 为利用本文重建结果进行 PMVS 稠密匹配得到的彩色点云。



图 6 PMVS 密集匹配点云

Fig. 6 Points cloud obtained with PMVS dense matching

5 结 论

本文针对增量式 SfM 算法在无人机影像三

维重建中运行效率低的缺点,提出了基于关系图的批处理重建方法。首先,利用 POS 数据概略估算影像之间的重叠,然后利用 RANSAC 算法和三视图匹配来剔除弱关联影像的连接关系,从而构建出稳健连接的影像关系图。然后,在具有最大数量的影像集连通分量中进行重建,一次性估算所有影像的全局一致位置、姿态参数,最后进行一次光束法平差优化。

本文利用关系图来描述影像之间的连接关系,实现了重建影像集的有效组织;在全局一致位置求解中引入了三视几何约束和线性规划方法。实验结果表明:与经典增量式重建算法 Bundler 相比,本文重建三维点数量增加了 76.5%,同时运行速度提高了 2.6 倍以上,在改善重建效果的同时大幅提高了处理效率。

参考文献:

- [1] 李德仁,李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(5): 505-513.
LI D R, LI M. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(5): 505-513. (in Chinese)
- [2] XIANG H T, TIAN L. Method for automatic geo-referencing aerial remote sensing images from an unmanned aerial vehicle (UAV) platform [J]. *Biosystem Engineering*, 2011, 108(2): 104-113.
- [3] 王欣,袁坤,于晓,等. 基于运动恢复的双目视觉三维重建系统设计[J]. 光学精密工程, 2014, 22(5): 1379-1387.
WANG X, YUAN K, YU X, *et al.*. Design of binocular vision 3D reconstruction system based on motion recovery [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5): 1379-1387. (in Chinese)
- [4] 林义闽,吕乃光,姜小平,等. 用于弱纹理场景三维重建的机器人视觉系统[J]. 光学精密工程, 2015, 23(2): 540-549.
LIN Y M, LV N G, LOU X P, *et al.*. Robot vision system for 3D reconstruction in low texture environment [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(2): 540-549. (in Chinese)
- [5] 张来刚,魏仲慧,何昕,等. 面向低纹理图像的快速立体匹配[J]. 液晶与显示, 2013, 28(3): 450-458.
ZHANG L G, WEI ZH H, HE X, *et al.*. New stereo matching method based edge extraction [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(3): 450-458. (in Chinese)
- [6] AGARWAL S, FURUKAWA Y, SNAVELY N, *et al.*. Building rome in a day [J]. *Communications of the ACM*, 2011, 54(10): 105-112.
- [7] KERSTEN T P, LINDSTAEDT M. Potential of automatic 3D object reconstruction from multiple images for applications in architecture, cultural heritage and archaeology [J]. *International Journal of Heritage in the Digital Era*, 2012, 1(3): 399-420.
- [8] TURNER D, LUCIEER A. Using a micro Unmanned Aerial Vehicle (UAV) for ultra high resolution mapping and monitoring of landslide dynamics [C]. *Proceedings of 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Melbourne, Australia: IEEE*, 2013: 3883-3886.
- [9] SHUM H Y, KE Q F, ZHANG Z Y. Efficient bundle adjustment with virtual key frames: a hierarchical approach to multi-frame structure from mo-

- tion [C]. *Proceedings of 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Fort Collins, CO, USA: IEEE, 1999: 538-543.
- [10] GHERARDI R, FARENZENA M, FUSIELLO A. Improving the efficiency of hierarchical structure-and-motion [C]. *Proceedings of 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010: 1594-1600.
- [11] 卢俊,张保明,欧小平,等. 利用凝聚层次聚类的多视影像重建算法[J]. *测绘科学技术学报*, 2015, 32(2):157-163.
- LU J, ZHANG B M, OU X P, *et al.*. A reconstruction algorithm of multi-view images using agglomerative hierarchical clustering [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2015, 32(2): 157-163. (in Chinese)
- [12] 许志华,吴立新,刘军,等. 顾及影像拓扑的 SfM 算法改进及其在灾场三维重建中的应用[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2015, 40(5):599-606.
- XU ZH H, WU L X, LIU J, *et al.*. Modification of SfM algorithm referring to image topology and its application in 3-Dimension reconstruction of disaster area [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(5): 599-606. (in Chinese)
- [13] 曹雪峰,王庆贺,谢理想. 融合低精度 GPS/IMU 参数的无人机影像批处理三维重建方法[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(10):2409-2415, 2421.
- CAO X F, WANG Q H, XIE L X. Batched 3D reconstruction of UAV images fused low precision and orientation parameters [J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(10): 2409-2415, 2421. (in Chinese)
- [14] 王向军,万子敬,王鑫,等. 无人机地面目标实时自主视觉定位[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(2): 615-619.
- WANG X J, WAN Z J, WANG X, *et al.*. Ground targets location of UAV using vision location method [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(2): 615-619. (in Chinese)
- [15] HONG H Y, FAN Y, DENG Z Y, *et al.*. Three-dimension deblurring algorithm for multiple observed images of moving object [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(2): 1-8.
- [16] 宋悦铭,孙敬辉,王帅. 基于 GPS 基准点的航空吊舱垂直下视目标定位方法研究[J]. *液晶与显示*, 2012, 27(5):713-717.
- SONG Y M, SUN J H, WANG SH. Air pod target location method research using GPS datum mark in vertical down of view [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(5): 713-717. (in Chinese)

作者简介:



李劲澎(1987—),男,河南正阳人,博士研究生,2010年、2013年于信息工程大学分别获得学士、硕士学位,主要从事数字图像处理、计算机视觉等方面的研究。E-mail: hc116007@163.com

导师简介:



姜挺(1963—),男,山东即墨人,博士,教授,博士生导师,1983年、1987年于解放军测绘学院分别获得学士、硕士学位,1997年于德国慕尼黑国防军大学获得博士学位,主要从事数字摄影测量、遥感图像处理、高分辨率对地观测等方面的研究。E-mail: tjiang@sina.com

(版权所有 未经许可 不得转载)