

8-7-2020

Batched 3D Reconstruction of UAV Images Fused Low Precision Position and Orientation Parameters

Xuefeng Cao

Institute of Geographic Spatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

Qinghe Wang

Institute of Geographic Spatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

Lixiang Xie

Institute of Geographic Spatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Batched 3D Reconstruction of UAV Images Fused Low Precision Position and Orientation Parameters

Abstract

Abstract: The images sequence captured by UAV has the high resolution and high overlapping characteristics, so it is used in a wide range of scene reconstruction. However, the result of these state-of-art multi-view 3D reconstruction algorithms is unstable when dealing with large-scale UAV thousands of images. In this regard, *the UAV low accuracy GPS / IMU parameters sequence was fused to the large-scale UAV image reconstruction process* and the UAV sequence batched image reconstruction method was proposed. The image matching time and false matching number was reduced by using low-precision GPS / IMU priori information. Through the establishment of a polar graph and drawing the midpoint of the track multi-view, combined with low-accuracy GPS / IMU information, the global coordinate system rotation matrix of all the images was disposably solved, executing only when a bundle adjustment function, reducing the reconstruction optimization of time complexity. Experimental verification of this method ensures accuracy while improving efficiency.

Keywords

image sequence, 3D reconstruction, GPS/IMU parameters, PMVS

Recommended Citation

Cao Xuefeng, Wang Qinghe, Xie Lixiang. Batched 3D Reconstruction of UAV Images Fused Low Precision Position and Orientation Parameters[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2409-2415.

融合低精度 GPS/IMU 参数的无人机影像批处理三维重建方法

曹雪峰, 王庆贺, 谢理想

(信息工程大学地理空间信息学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 无人机序列影像具有高分辨率、高重叠度的特点, 被用于大范围场景三维重建。现有多视图三维重建算法在处理大规模无人机序列影像时耗时严重、结果不稳定。将无人机低精度 GPS/IMU 参数融合到大规模无人机序列影像三维重建过程中, 设计实现了无人机序列影像批处理三维重建方法。利用低精度 GPS/IMU 先验信息进行图像匹配, 降低了重建中图像匹配的时间消耗以及减少误匹配; 通过建立极线图和绘制多视图中点的轨迹, 并结合低精度 GPS/IMU 信息, 一次性求解全局坐标系下所有图像的旋转矩阵, 只执行一次捆绑调整函数, 降低了重建时优化的时间复杂度。通过实验验证了本方法在保证精度的同时提高了效率。

关键词: 序列影像; 三维重建; GPS/IMU 参数; PMVS

中图分类号: TP346.2

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X(2015)10-2409-08

Batched 3D Reconstruction of UAV Images Fused Low Precision Position and Orientation Parameters

Cao Xuefeng, Wang Qinghe, Xie Lixiang

(Institute of Geographic Spatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: The images sequence captured by UAV has the high resolution and high overlapping characteristics, so it is used in a wide range of scene reconstruction. However, the result of these state-of-art multi-view 3D reconstruction algorithms is unstable when dealing with large-scale UAV thousands of images. In this regard, the UAV low accuracy GPS / IMU parameters sequence was fused to the large-scale UAV image reconstruction process and the UAV sequence batched image reconstruction method was proposed. The image matching time and false matching number was reduced by using low-precision GPS / IMU priori information. Through the establishment of a polar graph and drawing the midpoint of the track multi-view, combined with low-accuracy GPS / IMU information, the global coordinate system rotation matrix of all the images was disposably solved, executing only when a bundle adjustment function, reducing the reconstruction optimization of time complexity. Experimental verification of this method ensures accuracy while improving efficiency.

Keywords: image sequence; 3D reconstruction; GPS/IMU parameters; PMVS

引言

无人机一般飞行高度较低, 拍摄地面的图像具



收稿日期: 2015-06-14 修回日期: 2015-07-09;
基金项目: 国家自然科学基金(41401465, 41371384);
作者简介: 曹雪峰(1983-), 男, 河北保定, 博士, 讲师, 研究方向为全球空间网格、计算机视觉; 王庆贺(1991-), 男, 安徽阜阳, 硕士生, 研究方向为计算机视觉; 谢理想(1993-), 男, 安徽六安, 硕士生, 研究方向为计算机视觉。

有地面分辨率高、成像幅面小、相邻图像重叠度高但不规则、倾角变化大、航带多、数量大的特点。近年来, 利用无人机拍摄地名得到的序列影像进行地面场景三维重建成为一个重要的研究方向。相比以往计算机视觉三维重建所针对的独立地物(雕塑、建筑物等), 无人机序列影像的地面覆盖范围更大、图像数量更多, 对三维重建算法的效率和效果提出了新的挑战。

<http://www.china-simulation.com>

• 2409 •

目前,基于计算机视觉理论进行无人机图像三维重建的研究大多是直接应用计算机视觉中成熟的算法。其中典型的代表包括: Kersten 等人^[1]直接运用 Bundler 和 PMVS 开发了基于无人机序列影像的地面建筑三维重建系统,应用于建筑文物保护,实现了对建筑文物外观三维恢复、受损程度评估分析等应用。Sawyer 等^[2]采取分组重建策略,对无人机拍摄的视频采用隔帧抽取的方式,在特征点提取、匹配、捆绑调整阶段进行并行计算处理,最后对调整结果进行整合。李立春等^[3]从无人机序列影像提取出关键帧,然后两两影像通过内点匹配恢复相机间的旋转和平移,最后通过三角化完成场景的三维重建。

在三维重建步骤中,图像特征对匹配和运动恢复结构中捆绑调整(Bundler Adjustment,在计算机视觉领域一般译为捆绑调整,在数字摄影测量领域一般译为光束法平差)通常是最消耗时间的步骤。图像特征对匹配一般需要穷尽列举进行两两匹配,时间复杂度为 $O(n^2)$, n 为图像的张数。Shum H 等人^[4]分析指出,在捆绑调整处理过程中,捆绑调整的时间复杂度达到了 $O(n^4)$ 。图像的数量越多,耗时越多且呈指数级增加。直接将计算机视觉三维重建方法应用于无人机序列影像中,将面临耗时严重、结果不稳定的问题。Strecha 等人^[5]已经证明,将无人机 GPS 参数用于图像匹配从而进行城市规模的三维重建是可行的。他们的做法是利用 GPS 参数将无人机图像集合划分成有一定重叠范围的子集,以使重建效率提高。这种方法与 Carceroni 等人^[6]的方法形成了对比。Carceroni 等人的方法是假定已知相机的位置,通过多视图几何估算相机的姿态信息。

本文中,将无人机低精度 GPS/IMU 参数融合到大规模无人机序列影像三维重建过程中,设计无人机序列影像批处理三维重建方法。

1 算法设计

本文设计一种融合低精度 GPS/IMU 信息的鲁

棒的批处理三维重建方法。利用了低精度 GPS/IMU 信息来降低图像重建中的匹配时间消耗和误匹配。为了确定多视图中的特征全局一致性,极线图被建立于定义两视图之间的关系。基于极线图,可以抽取连接的部分,绘制多视图中点的轨迹(Track),这些轨迹将用于后续的结构初始化。然后,两视图对极几何中的旋转部分将根据已知的 GPS 位置信息进行一致性的配准和排列。接着,利用鲁棒性的捆绑调整进行相机定向和三维结构的优化。最后,利用 PMVS 算法^[7]进行稠密点云的重建,通过纹理映射得到重建模型。该方法流程示意图见图 1。

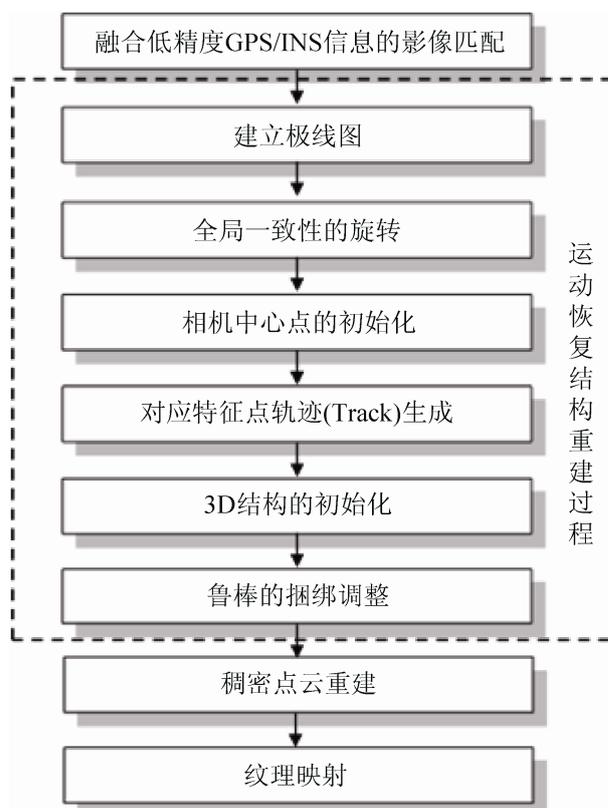


图 1 融合低精度 GPS/INS 信息的鲁棒的批处理三维重建流程示意图

自动高效地建立两幅或多幅图像之间的匹配关系和运动恢复结构重建过程是整个三维重建过程中的关键。下面主要介绍这两个方面内容的实现方法。

2 融合低精度 GPS/IMU 参数的影像匹配

影像的特征匹配经常是三维重建算法中最费时的部分。借助于无人机 GPS/IMU 系统提供的全局的位置信息, 可以过滤掉相似度很高但拍摄的不是场景中同一部份的影像, 避免出现混淆而影响匹配效果。假设一组影像 $I = I_1, \dots, I_n$ 以及对应的概略的位置姿态信息 $G = G_1, \dots, G_n$, 以及一个可能匹配的视图对集的子集 V_i 。

2.1 位置姿态信息

通过 GPS 和 IMU 获得的位置姿态信息 $G_i = [R_i | t_i]$, 其中 R_i 是一个 3×3 的旋转矩阵, t_i 是一个 3 维空间向量分别代表相机的位置和姿态角。相机的定向以偏航角、俯仰角和滚转角来表示, 偏航角是从地磁北起算的。外部姿态 G_i 包括转换到了地心地固坐标系的 GPS 坐标和三个旋转角, 再加上已知的相机的内方位参数, 就可以得到每张影像的完整投影矩阵 \hat{P}_i 。

$$\hat{P}_i = KG_i = K[R_i | t_i] \quad (1)$$

由于系统跳变等原因, 无人机 GPS/IMU 参数有时会出现明显错误。对此, 用前后两张影像的位置姿态数据的平均值来近似代替错误数据。

$$\hat{P}_i = (\hat{P}_{i-1} + \hat{P}_{i+1}) / 2 \quad (2)$$

2.2 视图选择

为了识别可能存在共同对应特征点的影像, 为每张影像 I_i 选择相应的具有足够相似度的候选匹配影像集 $T_i = T_1 \dots T_k$ 。接下来, 影像集将根据影像对应的 GPS/IMU 信息得到的概略的重叠区域标准剔除影像。如果场景的精细三维模型是可见的, 影像间的重叠区域可以很容易地通过视图 I_i 和 I_j 之间相互投影的视锥体来得到。如果场景的精细三维模型是不可显示的, 只能通过估计最大景深 S_i 来限制影像 I_i 可见的区域。例如, 给定了数字高程模型 (DEM), 估算的地面高程可以限制相机拍摄地面的最大景深范围, 最大景深值 S_{ij} 可以通过影像对

$\langle I_i, I_j \rangle$ 的基线恢复出来。本文定义 S_{ij} :

$$S_{ij} = t \cdot d(G_i, G_j) \quad (3)$$

其中: $d(., .)$ 表示欧氏距离; t 是一个决定重建所需精度的参数。给定了这些约束条件, 可以通过影像对 $\langle I_i, I_j \rangle$ 的重建计算最大景深值 S :

$$S = \min(S_{ij}, S_i, S_j) \quad (4)$$

而且, 这些影像必须要有重叠, 为了计算一个粗略的重叠标准 O_j^i , 本文定义一个平行于影像 I_i 且到相机中心点 G_i 的距离为 S 的平面 π^i 。 R_i 和 R_j 表示视图 I_i 和 I_j 投影在平面 π^i 上的图像范围。影像的重叠度可以通过式(5)计算。

$$O_j^i = \frac{a(R_i \cap R_j)}{a(R_i \cup R_j)} \quad (5)$$

其中: $a(.)$ 表示投影矩形的面积。

因为 SIFT 等特征描述子只能适用于旋转角度小于 30 度的情况, 这就需要视图的投影矩阵 \hat{P}_j 和标准平面 π^i 之间的夹角小于最大旋转角度 α , 否则 O_j^i 就设置为 0。图 2 是计算重叠区域的例子。

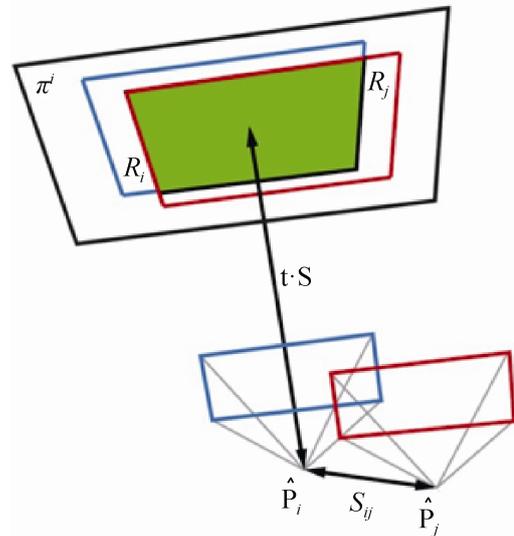


图 2 视图重叠区域估算

对于每组影像对 $\langle I_i, I_j \rangle$ 计算其重叠区域 O_j^i , 其中 $I_j \in T_i$ 。如果重叠区域值大于设定的阈值, I_j 就被加入到子集 V_i 以用于后续的精细匹配。也就是说每一幅图像 I_i 只与同时满足以下两个条件的图像 I_j 进行匹配:

$$\begin{cases} \arccos \arccos(\hat{n}_i, \hat{n}_j) < \frac{\pi}{6} \\ O_j^i > \text{threshold} \end{cases} \quad (6)$$

其中: \hat{n}_i, \hat{n}_j 表示图像 I_i 和 I_j 拍摄时的方向角, threshold 为设定的阈值。

3 融合低精度 GPS/IMU 参数的鲁棒的批处理运动恢复结构

3.1 建立极线图

首先, 对每幅图像提取尺度不变特征点, 采用 SiftGPU 软件^[8]实现高效的 SIFT 提取算子和描述算子, 这种方法对于宽基线的图像匹配具有很好的适应性^[9]。图像对之间的特征点匹配采用基于 CUBLAS 矩阵运算库的 GPU 加速图像匹配方法。

在对每个候选的视图 I_i 匹配上相关的影像集 V_i 之后, 利用五点算法^[10]进行几何验证。因为根据特征点描述子的匹配经常会出现错误的外点, 本文采用 RANSAC 算法^[11]进行剔除。匹配的输出结果是用极线图 \mathcal{EG} 表示的结构图, 极线图由对应影像的顶点集 $V = \{I_1 \dots I_N\}$ 和边界集 $\mathcal{E} = \{e_{ij} | i, j \in V\}$ 组成并是成对重建的, 也就是由视图 i 和 j 之间的相对定向 $e_{ij} = \langle P_i, P_j \rangle$ 和各自的影像三角化后的点集组成。其中,

$$P_i = K_i [I | 0] \text{ 和 } P_j = K_j [R | t] \quad (7)$$

3.2 全局一致性的旋转

给定了极线图 \mathcal{EG} , 接下来就是确定相机的初始位置和定向信息。根据两幅图像之间的约束, 两个相机的绝对位置姿态 (R_i, t_i) 和 (R_j, t_j) 需要满足旋转一致性 $R_{ij} = R_i^T R_j$ 和平移方向一致性 $\lambda_{ij} t_{ij} = R_i^T (t_j - t_i)$, 如图 3 所示。

视图对 i 和 j 之间的相对旋转集 $\{R_{ij}\}$ 通过解超定方程组可以升级为全局一致性的旋转集 $\{R_i\}$,

$$R_{ij} R_i = R_j \quad (8)$$

上述是以 R_i 必须为标准正交的为限制条件的。然后利用 SVD(奇异值分解方法)分解使 R_i 满足正交约束, 得到最终解 \hat{R}_i 。正如文献^[12]所述, 可

以通过解出系统初始的近似旋转矩阵(不受 R_i 必须为标准正交的条件限制)并用 Frobenius 范数将近似旋转矩阵投影到最接近的旋转矩阵的方法解决这个限制问题。方程式(9)一般是超定的, 因为极线图由一个对于全局重建是多余的相对定向集构成。图 4 显示了一组无人机序列影像数据典型的极线图。

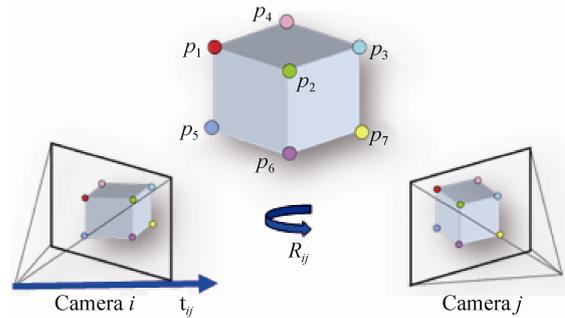


图 3 两幅图像之间的约束

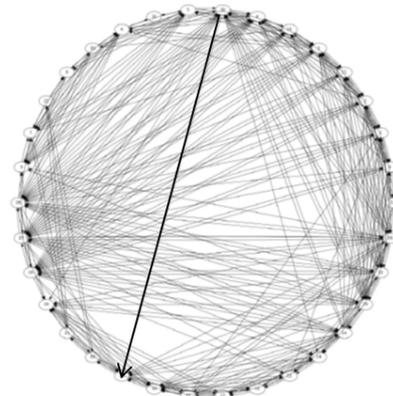


图 4 一组无人机序列影像数据的极线图

一般来说, 用较多的对应点解算的相对定向比用少量对应点解算的要可靠得多。文献^[13]认为, 内点的数量和根据一定的质量标准来决定一个对极几何 e_{ij} 的精度。不同于文献^[13]中采用原始的内点数量的方法, 本文通过下面的公式(9)来计算权重:

$$\omega_{ij} = \sqrt{N} \min(c_i, c_j) \quad (9)$$

其中: $N = |F_{ij}|$ 是视图 i 和 j 之间的内点数量; c_i, c_j 是特征覆盖范围值,

$$c_*(F_{ij}) = \begin{cases} 0 & |F_{ij}| < \alpha \\ \frac{A(F_{ij}, r)}{A_{\square}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中: α 是所需内点的最小数量(例如, 在本文的

实验中 α 取值为 10), A_{\square} 表示整个影像的面积, $A(F_{ij}, r)$ 是特征点 F_{ij} 覆盖范围经过以 $r = \sqrt{A_{\square}/|F_{ij}|}$ 为圆半径进行扩张操作后的面积。除了原始的内点数量可以决定相对定向的可靠性外, 覆盖范围标准更多地考虑对应特征点的空间分布。结果, 具有恰当分布对应点的聚合的视图对会比那些有同样多的对应点但随机分布的视图对所占权重要高。因此, 公式(11)可以拓展为加了权重的形式,

$$\omega_{ij}(R_{ij}r_i^k - r_j^k) = 0_{3 \times 1} \quad (11)$$

其中: r_i^k 为 R_i 的列($k=1, 2, 3$)。公式(11)可以通过稀疏的最小二乘算子(例如应用 ARPACK 库)解算出来。

3.3 相机中心点的初始化

给定配准后的旋转矩阵 R_i , 要实现相机的中心点在地心地固坐标系下的初始化, 还要进行一个转换, 就是旋转矩阵 R_i 必须转换为适应 GPS 的方式, 这可以通过将相对定向 v_{ij} 调整为相应的 GPS 定向 \hat{v}_{ij} 。

$$v_{ij} = R\hat{v}_{ij} \quad (12)$$

其中: $v_{ij} = R_i^T t_{ij} = t_j - t_i$, v_{ij} 是全局坐标系中图像 I_i 和图像 I_j 之间的相对平移; $\hat{v}_{ij} = G_j - G_i$, \hat{v}_{ij} 是 GPS 坐标系中图像 I_i 和图像 I_j 之间的相对平移。这是一个典型的正交的 Procrustes 问题, 可以通过奇异值分解法解算 R。

3.4 对应特征点轨迹生成

极线图 \mathcal{EG} 存储了一个相对定向集和视图对 $\langle I_i, I_j \rangle$ 之间的对应特征点。每张影像 I_i 都和邻近一定数量的影像匹配, 匹配的信息被存储在本地的节点。

需要注意的是, \mathcal{EG} 是一个单向图, $I_i \rightarrow I_j$ 的匹配并不一定包含 $I_j \leftarrow I_i$ 的匹配。然后, 对于极线图每张图片节点 I_i , 节点被聚合成轨迹(track) $m = (\langle x_1^i, y_1^i \rangle, \langle x_2^i, y_2^i \rangle, \dots, \langle x_n^i, y_n^i \rangle)$, 其中 $f = \langle x^k, y^k \rangle$ 表示特征点在影像 I_k 中的坐标位置。也就是说, 根据图像匹配关系, 寻找每幅图像中的每个特征点在其他匹配图像中对应的特征点, 所有这些特征点

构成一个点轨迹, 对应现实世界中的一个 3D 点。因为点轨迹是为每张影像而建, 并存储在本地, 点轨迹集 $m \in \hat{M}$ 是冗余的。从实用化的角度来看, 由于在进行整体优化时会涉及更多的参数, 冗余的估算并不可取。因此, 本文尽可能使用最小的轨迹集来表达, 对于极线图上每一个匹配的对特征点它只包含一次。

3.5 3D 结构的初始化

通过前面的处理步骤, 可以得到相机的方向信息集合 $P_{i=1:N} \in P$ (即标定和姿态)和点轨迹 m 。还需要根据每个点轨迹确定 3D 点 $X_{j=1:M} \in X$ 的坐标。假如相机的方向信息集 P 总体上达不到像素级的精度且 M 中还有外点, 基于 P 的线性三角化将导致随机的大的重建错误(即 3D 结构初始化错误)。事实上, 可以发现直接的三角化方法不能保证足够的结构初始化的精度, 甚至经常连 cheirality 约束都不能满足。但是, 极线图 \mathcal{EG} 能提供视图对之间像素级或亚像素级精度的相机方向信息, 可以满足两视图三角化的精度。因此, 在每个点轨迹中基于相对定向对具有最长基线的视图对(长基线可以保证相对较低的 GPS 坐标误差)进行两视图三角化, 也就是选取每个点轨迹中特征点所在图像的 GPS 坐标相差最大的两个特征点做三角化, 得到初始 3D 点, 如图 5 所示。然后, 3D 点的坐标依据全局坐标系下的相机位置进行转换。这样, 在顾及所有点轨迹的量测值的情况下, 初始化的 3D 结构随后就可以通过鲁棒的捆绑调整算法进行优化。

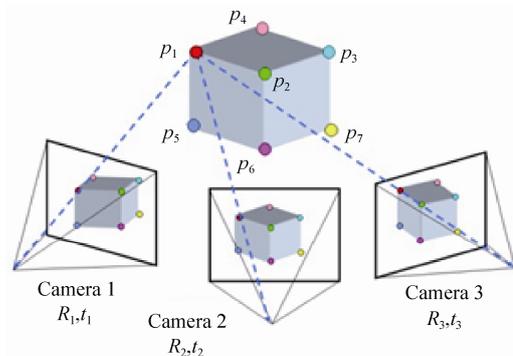


图 5 特征点所在图像的 GPS 坐标相差最大的两个特征点进行三角化

4 实验结果与结果分析

本文将航模进行改造, 搭载 Canon EOS 5D Mark II 相机和低精度 GPS/IMU 组合传感器, 用于获取的某校园的图像数据作为实验数据来评估本文的三维重建方法。本文假设相机的中心点和 GPS/IMU 组合传感器的定位点在空间上是一致的。无人机飞行高度 700 米, 平台上挂载了定位精度在 10 米左右的动态单点定位的 GPS, 和精度在 10 度左右的陀螺仪。该组图像一共 153 幅图像, 实验数据的具体情况如表 1 所示。

表 1 三维重建实验数据信息表

相机	图像分辨率	图像数量	GPS 精度	IMU 精度	飞行高度
Canon EOS 5D Mark II	5616×3744	153 张	10 米	10 度	700 米

4.1 实验结果

利用低精度的 GPS 信息和 IMU 信息, 获取每幅图像的待匹配的图像集合, 将每幅图像的对应连接绘制成矩阵的形式, 得到如图 6 所示的待匹配集合图。根据飞行实验前的无人机航线规划数据, 图像航向重叠度最大约为 70%, 旁向重叠度最大约为 30%, 利用本文提出的视图选择方法, 并将影像的重叠度阈值 O_j^i 设为 50%, 可以确定最大邻近视图数 $d=18$, 即每幅图像最多取 18 幅图像进行图像匹配, 就可以将图像匹配时间复杂度从 $O(n^2)$ 降到了 $O(nd)$ 。相对于穷举式的图像匹配需要考虑 23409 个图像对, 采用本文的方法只需匹配 2754 次, 效率提高了约 8.5 倍。

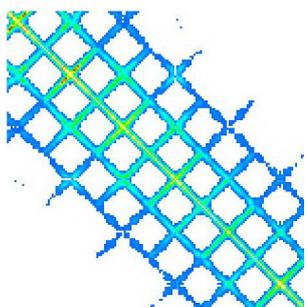


图 6 实验数据的待匹配集合图

然后, 运用本文生成极线图的方法得到了实验数据的极线图结果, 如图 7 所示。

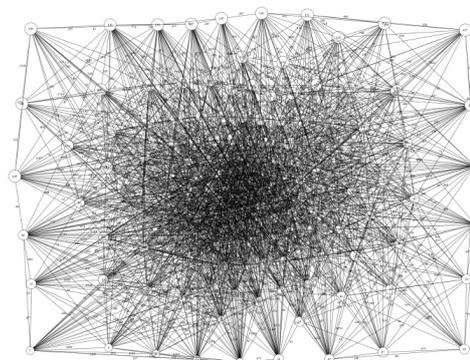


图 7 实验数据的极线图

实验数据按照运动恢复结构重建方法, 得到了相机位置和姿态信息图, 如图 8 所示, 图中红色三角形表示了相机的位置和姿态信息。

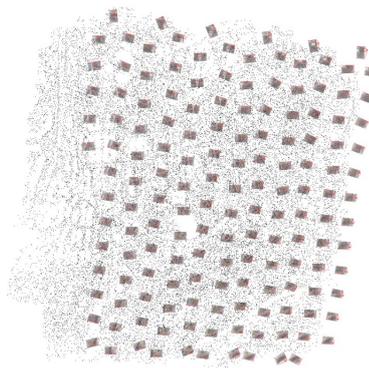


图 8 本文方法得到的相机位置和姿态信息图

利用 PMVS 算法进行稠密点云的重建, 重建结果如图 9 所示。对该稠密点云进行三角化, 得到三角网格表面模型(如图 10 所示)。

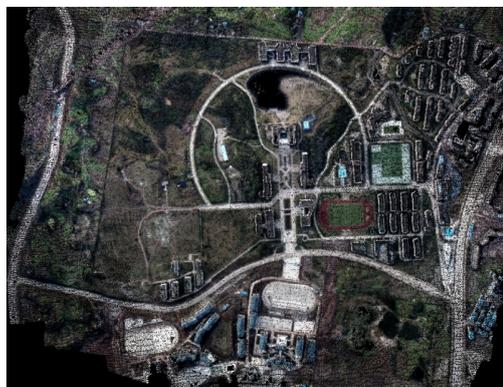


图 9 稠密点云重建结果

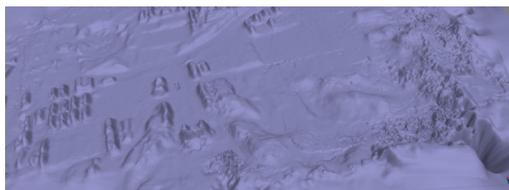


图 10 三角网格表面模型

最后, 通过纹理映射, 得到了三维重建模型, 结果如图 11 所示。



图 11 本文方法得到的三维重建模型

4.2 本文方法与经典增量式重建方法的实验结果比较分析

对包括 Bundler 和本文方法的重建过程各个阶段的时间分别进行统计, 统计的结果如表 2 所示:

表 2 本文方法与 Bundler 在重建各阶段的时间对比/min

重建阶段	Bundler	我们的方法
特征点检测	21.3	21.3
特征匹配	98.2	12.3
运动结构恢复	231.3	32.1
模型生成	10.3	11.3
总时间	361.1	77

两种方法在特征点检测、模型生成阶段的时间效率一致, 而在重建过程中最费时的特征匹配、运动结构恢复阶段, 本文的方法相比原始 Bundler 有很大的优势。在匹配阶段, 由于本文借助包括 GPS 和 IMU 等辅助信息, 在获取了各图像的待匹配集后完成匹配, 相比于 Bundler 的各图像间两两穷举式暴力匹配的方法, 缩小了在匹配阶段的时间。同时, 在运动结果恢复阶段, 采用本文的一次在整体标定优化的方法, 相比 Bundler 的迭代优化调整的方法, 也在效率上有很大的优势。

5 结论

针对无人机序列影像的特点, 将无人机低精度

GPS/IMU 参数融合到大规模无人机序列影像三维重建过程中, 提出了无人机序列影像批处理三维重建方法。通过利用低精度 GPS/IMU 先验信息进行图像匹配, 降低了重建中图像匹配的时间消耗以及减少误匹配; 通过建立极线图和绘制多视图中点的轨迹, 并结合低精度 GPS/IMU 信息, 一次性求解全局坐标系下所有图像的旋转矩阵, 只执行一次捆绑调整函数, 降低了重建时优化的时间复杂度。最后, 通过实验验证了本方法在保证精度的同时提高了效率。

参考文献:

- [1] 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 (S2047-4970), 2012, 1(3): 399-420.
- [2] Sawyer S M, Ni K, Bliss N T. Cluster-based 3D reconstruction of aerial video [C]// High Performance Extreme Computing, 2012 IEEE Conference on IEEE. USA: IEEE, 2012: 1-6.
- [3] 李立春, 张恒, 李由, 等. 一种基于无人机序列成像的地形地貌重建方法 [J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(5): 505-510.
- [4] Shum H, Ke Q, Zhang Z. Efficient Bundle Adjustment with Virtual Key Frames: A Hierarchical Approach to Multi-Frame Structure from Motion [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 1999: 538-543.
- [5] C Strecha, T Pylvanainen, P Fua. Dynamic and scalable large scale image reconstruction [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2010: 406-413.
- [6] Carceroni R, Kumar A, Daniilidis K. Structure from Motion with Known Camera Positions [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2006: 477-484.
- [7] Yasutaka Furukawa, Jean Ponce. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2010, 32(8): 1362-1376.
- [8] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2004, 60(2): 91-110.

(下转第 2421 页)