

基于即时稠密三维重构的 无人机视觉定位

陈宝华, 邓 磊, 陈志祥, 段岳圻, 周 杰

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘 要: 传统景象匹配定位方法在用于低空无人机定位时, 易因低空航拍图像视场小, 且与卫星图像(带有地理信息)的拍摄角度差异大而失败. 本文提出了一种基于即时稠密三维重构的无人机视觉定位方法, 通过将稠密三维点云与卫星图像匹配以实现无人机定位. 首先根据图像序列快速估计摄像机位姿, 而后使用多深度图协同去噪与优化算法生成稠密三维点云, 随后通过变换观察视角由稠密三维点云生成与卫星图像拍摄视角相近的虚拟视图, 最后将虚拟视图与卫星图像匹配并得到无人机的地理坐标. 由于稠密三维点云包含多张图像的信息, 覆盖面积大, 且可变化观察视角, 因此能够有效克服上述两个问题. 实验证明了本文方法的有效性.

关键词: 无人机视觉定位; 三维重建; 即时构图及定位

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)06-1294-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.06.003

Instant Dense 3D Reconstruction-Based UAV Vision Localization

CHEN Bao-hua, DENG Lei, CHEN Zhi-xiang, DUAN Yue-qi, ZHOU Jie

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: The corresponding matched images are hard to obtain by the conventional scene matching localization method applied in UAV (Unmanned Aerial Vehicle) at a low altitude because of the small viewing coverage and the big capturing angle difference comparing with the satellite images. We propose a localization method based on instant dense 3D reconstruction. Firstly, we use a fast SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) method to retrieve camera poses of image sequence captured by UAV. Secondly, cooperative denoising and optimization algorithm across multiple key frames is applied to obtain dense depth map and dense point cloud. Thirdly, a virtual view, the angle of which is similar to that of satellite, is generated by iterative optimizing method. Finally, we estimate the position of UAV by correspondence between the satellite map and the previous generated virtual view. Since the dense 3D point cloud integrates the information of multiple aerial images with small field of view and the viewing angles of some generated virtual views are close to those of satellite images, the proposed method provides a higher success rate and accuracy for localization. Experimental results illustrate the effectiveness and applicability of the proposed framework.

Key words: UAV vision localization; 3D reconstruction; SLAM

1 引言

近年来, 无人机在城市环境中的低空飞行任务日益增多, 如城市测绘、空中监控等. 完成这些任务都需要在飞行过程中即时获得无人机地理坐标, 以支持飞行控制、航路规划等任务. 常用的卫星定位系统在城市低空环境中易受建筑物遮蔽和回波的影响, 导致精度下

降, 甚至完全失效. 景象匹配定位方法利用机载光学传感器估计无人机的地理坐标, 设备要求低, 适用性广, 可作为卫星定位方法的有效补充.

景象匹配定位方法将光学传感器获得的查询图像与包含地理信息的参考图像进行匹配以实现定位. 一些研究^[1-4]使用近似水平方向拍摄的带有地理坐标的图像(如街景图像)作为参考图像. 在用于无人机定位

时,需要克服较大的拍摄角度差异,往往需要借助场景三维模型来做大视角仿射变换以增强匹配,由于场景三维模型不易获取,限制了这些方法的使用.另一些研究^[5-8]使用近似垂直方向拍摄的图像(如卫星图)作为参考图像进行定位.相比街景图像,卫星图数据更易获取,不仅适用于大型城市,也适用于中小城市和野外环境.在将这些方法用于低空无人机时,由于低空航拍图像视场较小,其图像内容与大视场的卫星图存在较大不同,且二者拍摄角度也往往存在差异,导致航拍图像与卫星图匹配困难,进而影响了定位成功率.

本文采用卫星图作为参考图像进行无人机定位.针对低空航拍图像视场小、与卫星图拍摄角度差异大造成的匹配难题,提出一种基于即时稠密三维重构的匹配定位方法,利用序列航拍图像生成的稠密三维点云代替单张图像与卫星图进行匹配.由于稠密三维点云能够生成与卫星图拍摄视角相近的高质量仿射视图,可以降低视角差异大造成的影响,且该视图包含了多张图像的信息,具有与卫星图近似的较大视场,可以提高与卫星图匹配的成功率.匹配成功后,利用匹配得到的对应点将卫星图所携带的地理信息赋予稠密三维

点云,即可实现无人机定位.

2 方法框架

方法总体框架如图 1 所示.首先,对于航拍视频,使用顺序帧间配准方法估计各帧摄像机的位姿,并提取关键帧.图 1(a)给出了一个关键帧摄像机相对位姿估计示例.其次,利用已知位姿的图像序列,生成关键帧的稠密深度图,并利用多深度图协同去噪与优化算法将其融合,得到统一的稠密三维点云,如图 1(b)所示.第三,虚拟视图生成.对稠密三维点云沿某一方向进行投影得到虚拟视图,用于实现与卫星图的匹配,图 1(c)显示了虚拟视图与卫星图匹配的效果.第四,迭代变换估计.通过不断优化投影方向,得到与卫星图匹配效果最佳的虚拟视图,利用这一匹配关系得到摄像机(无人机)在卫星图上的位置,即其全局地理坐标,如图 1(d)所示.由于稠密三维点云能够生成与卫星图拍摄视角相近的虚拟视图,可以克服视角差异大的问题.且该虚拟视图包含了多张图像的信息,具有较大的覆盖范围,提高了与卫星图匹配的成功率.

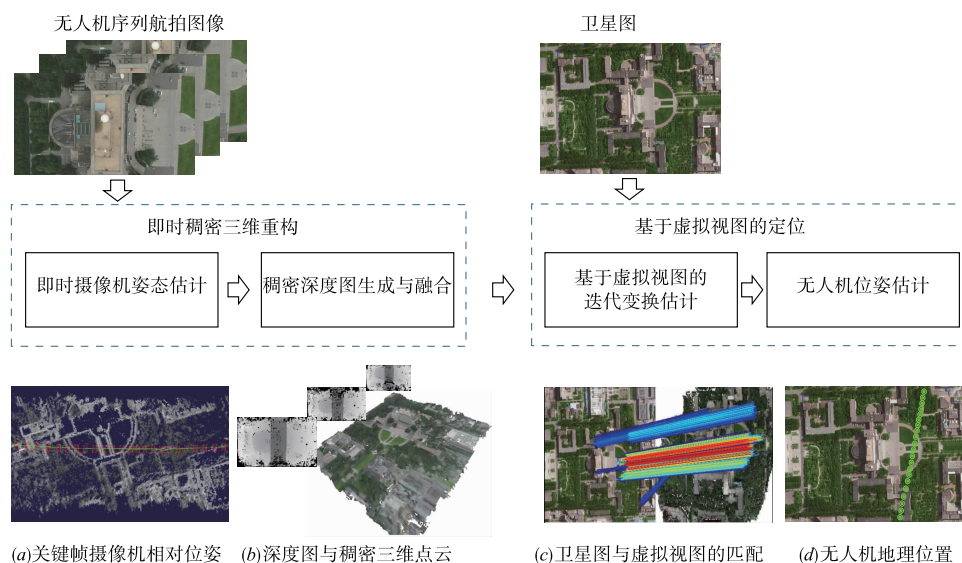


图1 系统总体框架

3 即时稠密三维重构

本节主要研究基于即时构图及定位(Simultaneous Localization And Mapping, SLAM)^[9-13]技术生成稠密三维点云的方法.研究内容如图 2 所示,主要包括摄像机位姿估计和地图构建两部分,地图构建中的深度图优化是本节的研究重点.

3.1 即时摄像机位姿估计

为获得无人机低空航拍视频中各帧的相对位姿,使用基于像素的顺序帧间配准算法^[11]估计视频各帧间

相对位姿,并提取关键帧.该方法直接基于图像像素,使用最小化光度误差进行位姿估计,省去了基于特征方法提取特征消耗的时间,并且计算光度误差时只计算原图像中灰度梯度较大的区域,因此计算速度快.在进行顺序帧间配准的同时,还并行执行闭环检测和位姿图优化,以得到较精确的关键帧摄像机位姿.

3.2 地图构建

得到关键帧和普通帧的位姿后,在其基础上生成稠密的三维点云.方法包括三个步骤:

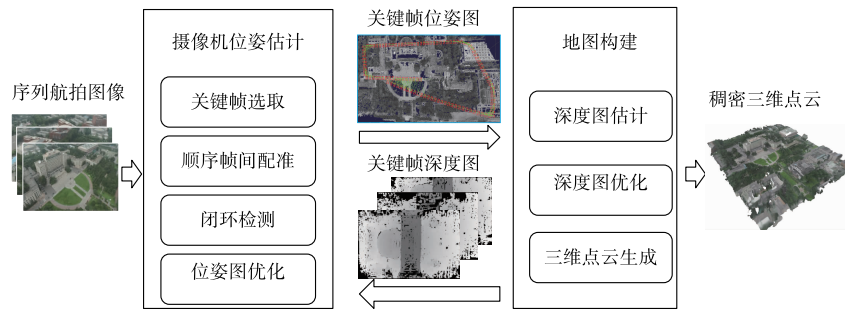


图2 即时摄像机位姿估计算法流程

(1) 深度图生成. 使用基于体素的实时深度图估计方法^[10]初步估计关键帧的稠密深度图. 对于某一关键帧, 利用其后续已知位姿的多张普通帧使用投票的方式估计其稠密深度图. 由于这种方法利用的是近邻普通帧, 帧间基线通常较窄, 容易因窄基线的立体视觉缺陷出现退化, 某些纹理缺乏区域的深度方向会出现较大的误差.

(2) 深度图优化. 针对上述问题, 本文提出了一种基于多深度图协同去噪与优化的方法, 使用具有重叠视场的多个关键帧深度图之间的兼容性去噪并优化. 由于关键帧间基线较宽, 补充了覆盖范围和视角, 可用于消除噪声和优化深度信息. 具体内容如下.

对于每一个带深度图的关键帧, 可以结合其位姿将其深度图投影成一个三维点云, 该点云也可以反投影至其它已知位姿的关键帧. 将关键帧 k 的深度图投影到关键帧 l 上, 可以得到新的关于关键帧 l 深度图. 帧 k 上一点 u^k 对帧 l 上对应点 u 贡献的深度值 $d_u^{k \rightarrow l}$

$$(u, d_u^{k \rightarrow l}) = \pi^{-1}(\pi(u^k, d_u^k, \xi_k), \xi_l), \quad (1)$$

式中 d_u^k 为关键帧 k 上点 u^k 的深度值倒数, ξ_k 和 ξ_l 分别为关键帧 k 和 l 在世界坐标系的位姿. π 为由已知深度图和位姿的关键帧投影成为三维点云的函数, π^{-1} 为其逆函数.

对于某一参考关键帧, 在位姿图中寻找其空间近邻, 并将近邻关键帧的点云投影到参考帧上, 得到多近邻帧贡献给该参考帧的深度图. 因此, 参考帧上的某一个像素, 除了其自身的深度值外, 还对应于若干近邻帧投影过来的深度值. 理想情况下, 这些深度值应保持一致, 此约束称为几何一致性约束. 实际中由于噪声影响, 这些深度值往往不严格满足几何一致性约束, 因此定义参考帧 l 上关于点 u 的几何一致性度量为

$$GC(u) = [|d_u^l - d_u^{k \rightarrow l}|, k = 1, \dots, n]_q \quad (2)$$

其意义为参考帧 l 上某一点 u 的深度 d_u^l 与近邻帧 k 投影过来的该点深度 $d_u^{k \rightarrow l}$ 的误差的 q 分位数, 以此来描述深度图间的兼容性.

同理, 对于参考帧上的某一个像素, 除了自身的灰度值外, 还对应于近邻关键帧投影过来的若干灰度值,

理想情况下, 这些灰度值应保持一致, 此约束称为光度一致性约束. 对于实际情况来说, 会存在噪声, 因而会使像素的灰度不满足一致性约束. 因此定义参考帧 l 上关于点 u 的光度一致性度量为

$$PC(u) = [|I_l(u) - I_k(u^k)|, k = 1, \dots, n]_q \quad (3)$$

其意义为参考帧 l 上某一点 u 的灰度值 $I_l(u)$ 与近邻关键帧 k 上对应点 u^k 灰度值 $I_k(u^k)$ 误差的 q 分位数, 以此来描述其间灰度值的兼容性.

当 $GC(u) > \lambda s$ 或 $GC(u) > \delta$ 时, 认为参考帧上该点的深度计算可靠性低, 视为噪声. 反之则认为该点与近邻关键帧中对应点的深度和灰度值一致性较好, 保留做进一步优化处理. s 是摄像机光心与点云的距离归一化为 1 时的尺度. λ 为可接受的误差范围, δ 为灰度阈值. 将每一个关键帧作为参考帧用同样的方法进行去噪, 得到一致性较好的深度图集合.

接下来进一步优化, 得到更高精度的深度图集合. 优化的方法是最小化几何误差和光度误差. 优化目标函数为

$$\begin{aligned} \min f(d_u) \\ = \sum_k \sum_l ((d_u^l - d_u^{k \rightarrow l})^2 + (I_l(u) - I_k(u^k))^2) \end{aligned} \quad (4)$$

式中 d_u^l 为帧 l 上点 u 的深度值, $d_u^{k \rightarrow l}$ 为近邻帧 k 投影贡献的深度值, $I_l(u)$ 为帧 l 上点 u 的灰度值, $I_k(u^k)$ 为近邻帧 k 上对应点 u^k 的像素灰度值. 因为该目标函数涉及到所有关键帧的深度图, 故复杂度较高. 本文使用逐帧迭代的方式进行求解. 即优化某一关键帧的深度时, 将其他关键帧的深度值固定, 如此迭代. 当误差减少到一定范围内时, 停止迭代, 得到兼容性较好的所有关键帧的深度.

(3) 将优化后的深度图集合投影到世界坐标系, 得到稠密三维点云. 三维点云中点的颜色来自于观察到该点的关键帧集合对应像素的颜色平均值.

4 基于虚拟视图的地理定位

即时稠密三维重构方法得到的三维点云和摄像机位姿并不具备地理坐标, 因此需要与卫星图匹配以获

取地理坐标. 由于稠密三维点云并非特征点云, 无法与卫星图进行直接的特征匹配, 因此本文提出了由稠密三维点云生成虚拟视图, 并将其与卫星图匹配来估计摄像机地理坐标的方法.

方法流程如图 3 所示. 首先通过主成分分析 (PCA) 得到三维点云的三个主方向. 由于无人机飞行重构出来的点云往往呈面状分布, 所以将三维点云沿 PCA 方差最小的主方向投影, 生成初始的虚拟视图. 这一投影方向接近卫星图的投影方向, 但还存在一定差异, 需要进一步迭代优化. 而后对虚拟视图与卫星图进行特征提取和匹配, 根据匹配结果估计卫星图摄像机在三维点云中的位姿. 并利用估计得到的位姿更新投影方向, 如此迭代, 直至投影方向变化小于某一阈值而停止. 最后根据估计得到的几何变换关系, 将摄像机坐标变换至卫星图中, 得到无人机的地理坐标.

4.1 虚拟视图生成

为了得到与卫星图的有效匹配, 可以利用稠密三维点云生成一个与之视角相近的二维视图, 称为虚拟视图. 具体投影方法是, 对于某一投影方向, 将点云分成多个平行于投影方向的方形柱体, 每个方形柱体对应于虚拟视图上的一个像素. 虚拟视图上像素的颜色

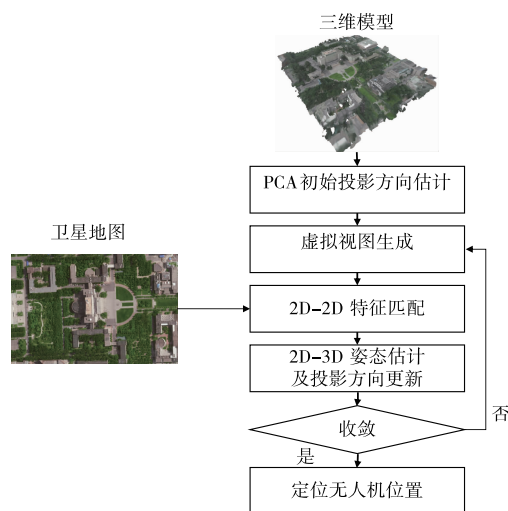


图3 基于虚拟视图定位算法流程

取自对应方形柱体内距虚拟摄像机最近的点. 如图 4 所示. 方形的尺寸 s 定义为 k 倍的点云平均距离, 其计算公式为:

$$s = \frac{k}{n} \sum_{i=1}^n \min_{(p_i, p_j \in P, i \neq j)} d(p_i, p_j) \quad (5)$$

式中 $d(p_i, p_j)$ 代表点数为 n 的点云 P 中点 P_i 与点 P_j 之间的距离.

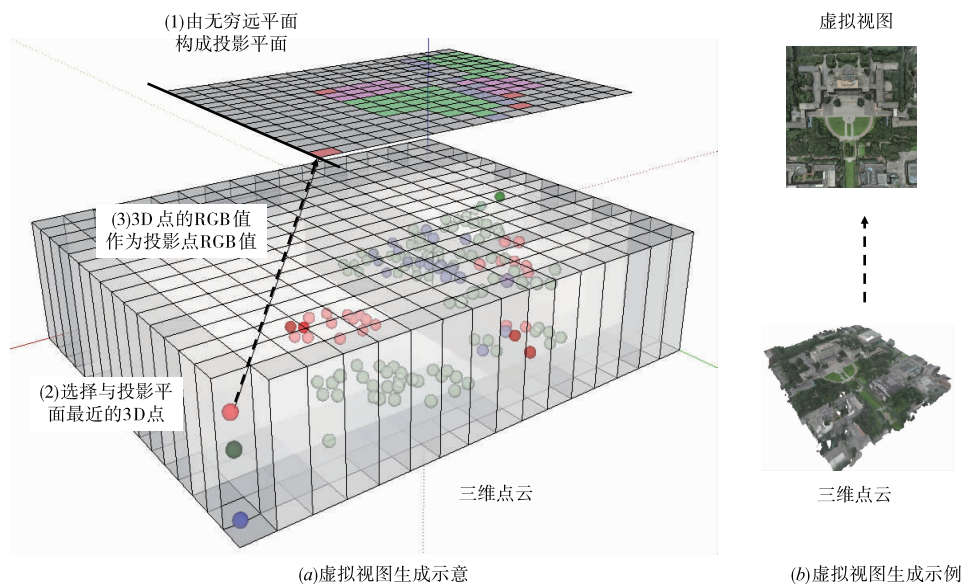


图4 虚拟视图生成方法

4.2 迭代变换估计

得到初始虚拟视图后, 首先对虚拟视图和卫星图提取 SIFT 特征并进行特征匹配. 而后根据虚拟视图与三维点云的投影关系, 得到卫星图与三维点云间的 2D-3D 匹配. 之后结合 RANSAC 使用 PnP 方法得到卫星图在三维点云中的初始位姿, 并使用捆集调整优化位姿. 将卫星图位姿的朝向设置为新的投影方向, 并投影生

成新的虚拟视图以进一步匹配, 如此迭代直到收敛. 最后根据优化后的卫星图位姿将无人机摄像机位姿变换到卫星图上, 得到其在卫星图上的图像坐标. 根据卫星图本身的地理信息, 可以得到无人机的地理坐标.

5 实验结果

为测试提出的基于即时稠密三维重建的视觉定位

方法的性能,本文使用真实数据进行了实验验证. 实验设备包括:(1)DJI 四旋翼 Inspire 无人机;(2)单目摄像机系统,视频中每帧图像像素数为 1920×1080 ,帧率为 30fps;(3)地面站,视频数据由无线传输模块传送至地面站进行三维重构和定位计算,并将定位信息传回无人机. 地面站为笔记本电脑,配置为 CPU 英特尔酷睿 i7-4710MQ,四核,主频 2.5GHz,内存 8GB,显卡为

NVIDIA GeForce 940M,显存为 1GB. 选择 A、B 两个大学校区作为实验场景. 定位实验使用的卫星图分辨率为 0.5s,其每一像素都有相应的地理坐标. 无人机位置的真实值由机载 GPS 提供初值,并经过人工校准.

本文方法在 A、B 两个场景上实验过程及阶段结果如图 5 所示.

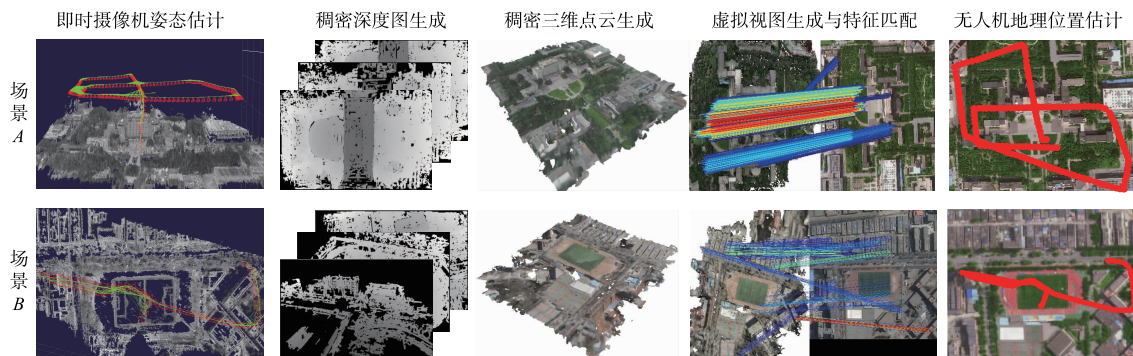


图5 实验总体过程和各阶段实验结果

5.1 即时稠密三维重构

三维点云的完整性是稠密三维重构关注的目标. 此处将 SLAM 方法中具有代表性的 PTAM (Parallel Tracking And Mapping)^[9] 方法, LSD-SLAM (Large-Scale Direct monocular SLAM)^[11] 方法, DTAM (Dense Tracking And Mapping)^[10] 方法,以及离线三维重建方法中具有代表性的 [SFM (Structure From Motion)^[16] + PMVS (Patch-based Multi-View Stereo)^[17]] 方法与本文方法在点云完整性上进行比较,以验证本文方法的性能. 输入数据为 A、B 两个场景的视频数据. 图 9 给出了五种方法在两个数据集上生成的三维点云完整性的直观对比. 表 1 定量描述了五种方法生成三维点云的完整性.

这一完整性由体素覆盖率描述. 其计算方法是将三维模型所在三维空间划分为多个立体网格,若某一网格内点数超过一定阈值,认为该网格被覆盖,统计所有被覆盖的网格占总网格的比率,即为体素覆盖率. 体素覆盖率越高,表明三维点云的完整性越高. 从图 6 和表 1 显示的结果来看,本文方法生成的点云完整性高于对比方法. 相比 PMVS 方法,本文方法采用估计关键帧上每个像素的深度值,而后投影生成稠密三维点云的策略,不易受缺失纹理的影响. 相比 DTAM 方法,由于充分利用闭环检测和位姿图优化得到的时空近邻关键帧对关键帧深度图进行了二次优化,关键帧深度图误差小,因此三维点云的质量更高.

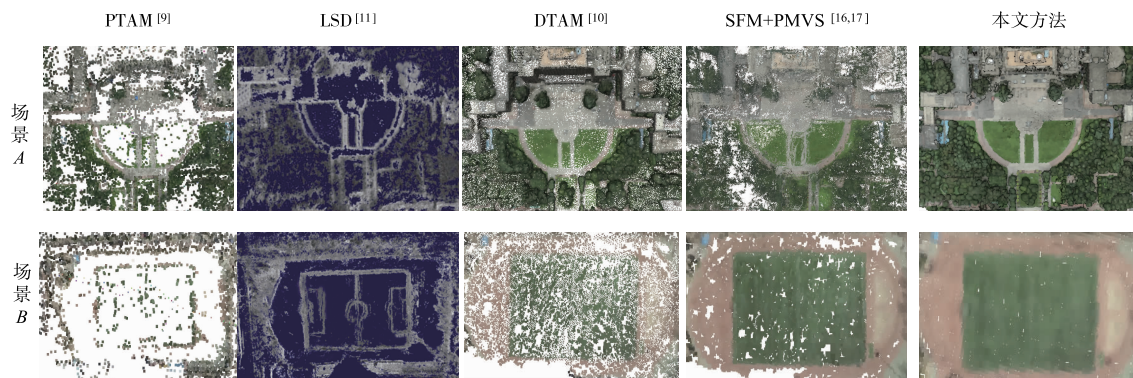


图6 三维点云完整性对比

本文即时稠密重构过程中,估计关键帧深度所需的时间是主要时间. 如果估计关键帧深度图的速度高于提取关键帧的速度,即可实现飞行过程中的即时重构. 在场景 A 中,每个关键帧的平均提取时间为 0.297s. 估计

每一关键帧深度信息所需的时间为 0.229s. 在场景 B 中,这两个时间分别为 0.539s 和 0.204s. 两个场景上估计关键帧深度的时间均小于关键帧的提取时间,因此满足即时性要求.

表 1 三维点云体素覆盖率

数据集	方法	体素覆盖率
A	PTAM ^[9]	49.6%
	LSD ^[11]	55.3%
	DTAM ^[10]	76.4%
	SFM + PMVS ^[16,17]	80.5%
	本文方法	92.2%
B	PTAM ^[9]	35.1%
	LSD ^[11]	42.6%
	DTAM ^[10]	68.3%
	SFM + PMVS ^[16,17]	76.8%
	本文方法	86.9%

5.2 匹配及定位

低空无人机拍摄的图像视场较小,拍摄角度也可

表 2 全局定位成功率和定位精度

数据集	方法	待定位数量	定位成功数量	定位成功率	误差均值 (m)	Q1 (m)	Q2 (m)	Q3 (m)	
A	单张图像	SIFT ^[7]	386	52	13.5%	6.12	4.51	5.32	7.49
		ASIFT ^[1,4]	386	120	31.0%	5.41	3.35	4.94	6.43
	本文方法	386	362	93.8%	4.06	2.94	3.97	4.99	
B	单张图像	SIFT ^[7]	173	21	12.1%	5.52	3.35	5.36	7.63
		ASIFT ^[1,4]	173	52	30.1%	5.04	3.25	4.86	6.2
	本文方法	173	161	93.1%	3.65	2.46	3.34	4.25	

从实验结果可以看出,本文方法定位成功率和定位精度优于对比方法.基于单张图像使用标准 SIFT 特征匹配的方法难以处理过大的拍摄角度差异,故匹配定位成功率低. ASIFT 技术可以在一定程度上提升匹配效果,但其仿射变换适用于平面场景,而真实场景往往含有建筑物、植被等,并不满足平面假设,因此其定位成功率和精度会受到影响.本文方法可以综合多张不同角度图像信息构成三维模型,克服了低空图像视场小的问题,并可以变化视角形成虚拟视图以适应卫星图的拍摄角度,故定位成功率和定位精度较高.

6 总结与展望

无人机视觉定位是近年来一个新的研究方向,由于无人机低空飞行时拍摄的图像视场小,拍摄角度与卫星图拍摄角度差异大,传统的景象匹配定位方法难以处理.本文提出了一种基于即时稠密三维重构的无人机视觉定位方法.由于三维点云包含多张图像的信息,覆盖面积大,且可变换视角,因此能够克服上述两个问题.本文主要贡献在于:(1)提出一种多深度图协同去噪与优化算法,支持构建高质量的稠密三维点云;(2)提出一种基于虚拟视图的地理定位算法.实验证明,相比基于单张图像匹配定位的方法,本文方法

能与卫星视角存在巨大差异.为验证定位算法性能,此处将基于单张图像使用尺度不变特征(SIFT^[7])的景象匹配方法,基于单张图像使用抗角度变化的 ASIFT(Affine-SIFT)^[1,4]技术的景象匹配方法,以及本文提出的基于虚拟视图的匹配定位方法在 A、B 两个数据集进行实验,使用航拍视频中关键帧的定位成功率和定位成功图像的定位精度来量化评价定位效果.估计得到的关键帧摄像机位置与真实值之间的距离误差小于 10s 视为定位成功,定位成功率为定位成功的图像数量与该场景总关键帧数量的比值.三种方法在两个实验场景上的定位成功率如表 2 第 5 列所示.在定位成功的关键帧中,统计定位精度.使用定位误差均值、下四分位数(Q1)、中位数(Q2)和上四分位数(Q3)描述统计结果.定位精度统计值如表 2 中第 6 列至第 8 列所示.

定位成功率和定位精度都有较大幅度的提升.

参考文献

- [1] Majdik L, Verda D, Albers-schoenberg Y, et al. Air-ground matching: appearance-based GPS-denied urban localization of micro aerial vehicles [J]. *Journal of Field Robotics*, 2015, 32(7): 1015 - 1039.
- [2] Gálvez-López D, Tardós J. Bags of binary words for fast place recognition in image sequences [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(5): 1188 - 1197.
- [3] Cummins M, Newman P. Appearance-only SLAM at large scale with FAB-MAP2.0 [J]. *International Journal of Robotic Research*, 2011, 30(9): 1100 - 1123.
- [4] Morel J, Yu G. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison [J]. *SIAM Journal. Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 438 - 469.
- [5] Bansal M, Daniilidis K, Sawhney H. Ultra-wide baseline facade matching for geo-localization [A]. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision Workshops and Demonstrations [C]*. Florence, Italy: IEEE, 2012. 175 - 186.
- [6] Bansal M, Sawhney H, Cheng H, et al. Geo-localization of street views with aerial image databases [A]. *Proceedings*

- of the 19th International Conference on Multimedia [C]. Scottsdale, AZ, USA; IEEE, 2011. 1125 – 1128.
- [7] 邸男, 李桂菊, 魏雅娟. 采用 SIFT 的末制导图像匹配技术[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(8): 1589 – 1593.
Di N, Li G, Wei Y. Image matching technology based on SIFT for terminal-guiding system [J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(8): 1589 – 1593. (in Chinese)
- [8] 陈冰, 赵亦工, 李欣. 基于快速鲁棒性特征的景象匹配[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(11): 2714 – 2718.
Bing C, Zhao Y G, Xin L I. Scene matching based on speeded up robust features [J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(11): 2714 – 2718. (in Chinese)
- [9] Klein G, Murray W. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces [A]. Proceedings of the Sixth IEEE/ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality [C]. Nara, Japan; IEEE, 2007. 225 – 234.
- [10] Newcombe R, Lovegrove S, Davison J. DTAM: dense tracking and mapping in real-time [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Barcelona, Spain; IEEE, 2011. 2320 – 2327.
- [11] Engel J, Schöps T, Cremers D. LSD-SLAM: large-scale direct monocular SLAM [A]. Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision [C]. Zurich, Switzerland; IEEE, 2014. 834 – 849.
- [12] Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry [A]. Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]. Hong Kong, China; IEEE, 2014. 15 – 22.
- [13] Davison A, Reid I, Molton N, et al. MonoSLAM: real-time single camera SLAM [J]. IEEE Transactions, 2007, PAMI-29(6): 1052 – 1067.
- [14] Murray R, Li Z, Sastry S. A Mathematical Introduction to Robotics Manipulation [M]. Florida; CRC Press, 1994. 36 – 40.
- [15] Absil P, Mahony R, Sepulchre R. Optimization Algorithms on Matrix Manifolds [M]. Princeton; Princeton University Press, 2009. 5 – 12.
- [16] Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis [J]. IEEE Transactions, 2010, PAMI-32(8): 1362 – 1376.
- [17] Wu C. Towards linear-time incremental structure from motion [A]. Proceedings of the 2013 International Conference on 3D Vision [C]. Seattle USA; IEEE, 2013. 127 – 134.

作者简介



陈宝华 男, 1978 年 2 月生于内蒙兴安. 清华大学自动化系博士研究生, 研究方向为无人机视觉导航与场景分析.
E-mail: cbh1111@sina.com



邓 磊 男, 1988 年 9 月生于山西侯马. 清华大学自动化系博士研究生. 研究方向为计算机视觉中的三维重建和视觉定位.
E-mail: dally211@163.com