

华中科技大学学报(自然科学版)

Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition) ISSN 1671-4512,CN 42-1658/N

## 《华中科技大学学报(自然科学版)》网络首发论文

题目: 基于语义分割的城市航拍图像匹配定位方法

作者: 郝运,孟子阳,艾嘉文,吴元清

DOI: 10.13245/j.hust.221108

收稿日期: 2022-01-02 网络首发日期: 2022-09-08

引用格式: 郝运,孟子阳,艾嘉文,吴元清.基于语义分割的城市航拍图像匹配定位方

法[J/OL]. 华中科技大学学报(自然科学版).

https://doi.org/10.13245/j.hust.221108





网络首发: 在编辑部工作流程中,稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定,且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件,可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定;学术研究成果具有创新性、科学性和先进性,符合编辑部对刊文的录用要求,不存在学术不端行为及其他侵权行为;稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准,正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性,录用定稿一经发布,不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容,只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认:纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约,在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版,以单篇或整期出版形式,在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z),所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

网络首发时间:2022-09-08 15:06:33

网络首发地址: https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1658.N.20220908.1343.009.html

**DOI:** 10.13245/j.hust.221108

## 基于语义分割的城市航拍图像匹配定位方法

郝 运<sup>1</sup> 孟子阳<sup>1</sup> 艾嘉文<sup>1</sup> 吴元清<sup>2</sup> (1 清华大学精密仪器系, 北京 海淀 100084; 2 广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要 针对无人机如何在无 GNSS (全球导航卫星系统) 或弱 GNSS 环境下确定自身的位置以使得无人机实现各项既定任务的问题,提出一种在城市环境中,以无人机上搭载的俯视相机和高度计作为传感器,通过航拍图像和己知参考卫星图像进行配准以获得无人机的绝对位置的方法。在配准之前,使用卷积神经网络对两幅待配准图像进行语义分割,提取两幅图像中的建筑物信息。与传统点特征匹配方法容易失败不同,利用两幅图像的建筑物排列信息配准,可以克服两幅图像可能存在的部分差异,比如季节等因素的变化。本方法不需已知无人机的精确初始位置,可利用初始化算法在大面积范围内确定无人机的初始位置。在视觉里程计运行过程中利用 ICP (最近点迭代)点云配准算法以消除漂移。最后,利用在谷歌地球中模拟的数据集,验证了方法的有效性。

关键词 语义分割;图像匹配;视觉里程计;ICP 算法

中图分类号 TP391.4 文献标志码 A

# A localization method by aerial image matching in urban environment based on semantic segmentation

HAO Yun<sup>1</sup> MENG Ziyang<sup>1</sup> AI Jiawen<sup>1</sup> WU Yuanqing<sup>2</sup>
(1 Department of Precision Instrument, Tsinghua University, Beijing 100084, China,
2 School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract To address the problem of how to obtain the position of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) in GNSS(Global Navigation Satellite System)-denied environment to enable them accomplish various established tasks. In this paper, we proposed an algorithm which can be used to obtain the absolute position of UAV in urban environment. This algorithm requires a downward-facing monocular camera and an altimeter on the UAV, and pre-existing reference satellite imagery which is used to align with aerial imagery. Before alignment, the Convolutional Neural Network (CNN) extracts the building area of the aerial imagery and pre-existing reference satellite imagery. In contrast to the traditional point feature matching method, the proposed algorithm utilizes the building arrangement information to align the 2 imageries, and therefore can overcome the influence of the difference between the 2 imageries including season changes, etc. The proposed algorithm can be performed without knowing the exact initial coordinate. The initialization algorithm estimates the UAV position in the range of a large area. And the Iterative Closest Point (ICP) algorithm can eliminate the drift in the Visual Odometry (VO) process. Finally, the experiment on the dataset which is simulated in Google Earth verifies the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words semantic segmentation; image matching; visual odometry; ICP algorithm

无人机拥有庞大的市场,在多个应用场景下发挥着重要的作用。无论是第一产业中的精准农业<sup>[1]</sup>,

还是第二产业中的遥感监测<sup>[2]</sup>,亦或是第三产业中的观赏娱乐,都有无人机存在的身影。在这些应用

收稿日期 2022-01-02.

作者简介 郝 运(1995-),男,博士研究生;孟子阳(通信作者),副教授,E-mail: ziyangmeng@mail.tsinghua.edu.cn.

基金项目 国家自然科学基金(批准号: U19B2029, 61873140)、北京市自然科学基金(批准号: JQ20013) 资助项目

中,如何确定无人机的位置,是一个需要研究的基础性问题。一般来说,在室外场景中,全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)已经成为无人机的标配。然而由于GNSS系统依赖于电磁信号,容易受到干扰导致其失效。因此,在很多场合并不能保证GNSS系统所获得的无人机位置的正确性,有必要通过其他手段获得无人机的位置信息。

基于视觉的无人机定位方法是目前比较流行的辅助定位方法。采用同时定位与建图(simultaneous localization and mapping,SLAM)的方法可以确定无人机的位置,如[3-6]所提出的 SLAM 算法。然而这种方法只能获得无人机的相对于初始位置的相对位置,并不能像 GNSS 那样获取无人机的绝对位置。并且该方法本质上是一种里程计技术,持续运行会存在累积误差。因此,图像匹配,即将无人机拍摄的图像(航拍图像)与基准图像进行匹配而确定无人机绝对位置的方法得到了广泛应用。此类方法可以利用基于视觉的方法而不通过 GNSS 系统确定无人机的位置,在无 GNSS 或弱 GNSS 环境下会有良好的效果。

采用特征匹配方法进行图像匹配是目前最广泛 应用的方法,常用的特征描述符包括尺度不变特征 变换[7](scale invariant feature transform, SIFT), 加速 稳健特征[8](speeded up robust features, SURF), 定 向快速和旋转描述子[9](Oriented FAST and Rotated BRIEF, ORB)等点特征描述符,线带描述符[10](line band descriptor, LBD)等线特征描述符以及几何不变 矩等区域特征描述符。例如文献[11]在光流跟踪的 基础上,利用梯度方向直方图(histograms of oriented gradients, HOG)实现航拍图像和谷歌地图(Google Map)的匹配,通过粒子滤波获得无人机的位置。文 献[12]通过卷积神经网络提取深度特征,实现航拍 图像与带有地理信息与数字高程模型信息的卫星图 像的匹配,实现无人机的定位。但是,利用特征匹 配方法进行图像匹配仍然存在不够鲁棒,容易失败, 精度和鲁棒性较低等缺点,尺度和旋转等差异很容 易影响到特征匹配的正确性。

随着深度学习的热度兴起,将深度学习与图像匹配结合的方法研究与日俱增。文献[13]将不同季节,光照以及天气下的卫星图像作为训练集,训练出一个可以将航拍图像和卫星图像进行匹配的卷积神经网络(convolutional neural network,CNN),并将其和 VO 结合,使用光束平差法(bundle adjustment,

BA)消除误差。文献[14]提出一种在 VO 的基础上,使用神经网络对图像进行语义分割,获得建筑的语义特征,基于形状匹配确定无人机的位置。但是,上述方法均需要已知初始无人机的 GNSS 位置。

针对上述方法存在的问题,本文提出了一种在城市无 GNSS 或弱 GNSS 环境中采用图像匹配方式获得无人机的绝对位置的方法。此方法只需高度计和相机两种传感器,不依赖于精确的无人机初始位置,仅需保证无人机在参考卫星图像所包含的区域内即可。所提出方法以 VO 为框架,利用 CNN 处理航拍图像和参考卫星图像,通过语义分割提取其中的建筑区域,根据生成的建筑语义二值图中整体建筑物的排列特征,实现无人机的初始化并基于最近点迭代点云配准(iterative closest point, ICP) [15]实现定位。若无人机出现位置丢失的情况,可以直接利用初始化算法重新计算其位置。

本文的整体架构如下。引言部分介绍无人机视 觉绝对定位的背景和相关工作,第一章介绍所提出 的基于语义分割的城市航拍图像匹配定位方法,第 二章介绍所提出方法在谷歌地球(Google Earth)上进 行实验的效果,第三章进行总结和未来展望。

## 1 基于语义分割的图像匹配定位框架

本文所提出方法的整体框架如图1所示。

假设相机位置即代表无人机位置。整体算法的 输入为参考卫星图像、航拍图像以及无人机的飞行 高度。在初始化阶段,将初始航拍图像和参考卫星 图像进行语义分割之后,通过初始化算法估计无人 机的初始绝对位置和航向,此过程在图 1 中以虚线 表示,即对初始航拍图像的操作。以初始化算法计 算的无人机位置为起点,利用视觉里程计估计无人 机每个图像帧之间的相对位置和航向。每隔一段时 间利用 U-Net 语义分割算法提取航拍图像中的建筑 信息,获得仅有建筑特征的二值图。将二值图中的 每个建筑表示为二维点从而形成二维点云,利用高 度计提供的高度,将航拍图像的二维点云变换到与 参考卫星图像中建筑构成的二维点云相同的尺度。 以视觉里程计获得的局部位置作为初值,采用 ICP 点云配准方法实现无人机绝对位置和航向的估计, 获得的绝对位置作为视觉里程计局部位置的参照。 此过程在图 1 中以实线表示。下面对框架中的每个 部分进行详细介绍。

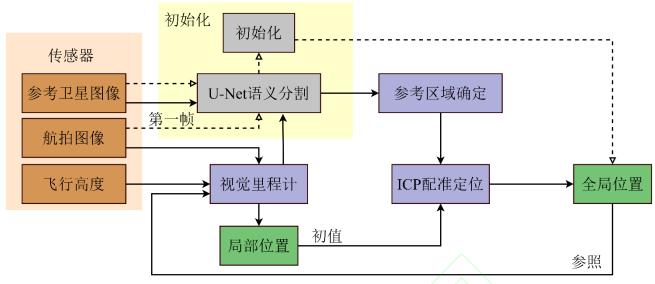


图 1 基于语义分割的城市航怕图像匹配定位方法框架

#### 1.1 系统输入

两种不同源图像的配准是解决航拍图像定位的关键。算法的输入端存在两种不同源的图像,即航拍图像(U)和参考卫星图像(R)。航拍图像匹配定位方法的关键即为实现航拍图像和参考卫星图像之间的配准。航拍图像的每一帧图像用 $U_i$ 表示。本文假设 $U_i$ 为完全俯拍图像且完全在参考卫星图像的范围之内。对于参考卫星图像(R)来说,其上的每个像素的经纬度坐标均为已知量。在图像匹配成功之后,可以确定航拍图像的中心像素在参考卫星图像中的位置,即为无人机在世界坐标系下的经纬度坐标。

无人机的高度计可以测量无人机的高度。在无人机飞行过程中,无人机高度h和拍摄图像分辨率G之间的关系为

$$h = \frac{f \cdot G}{a} ,$$

式中,f 为相机焦距,a 为感光元件尺寸大小。在已知相机各项参数和无人机飞行高度的条件下,计算得到航拍图像的分辨率。根据已知的参考卫星图像分辨率计算参考卫星图像和航拍图像之间的尺度因子  $\sigma = G_U/G_R$ 。其中, $G_U$  为航拍图像分辨率, $G_R$  为参考卫星图像分辨率。

#### 1.2 视觉里程计

相邻帧 $U_i$ 和 $U_{i+1}$ 之间的位姿变换需要通过视觉里程计进行计算。连续两帧的图像一般不会发生显著变化,因此两幅图像可以进行特征点的提取和匹配。不同特征描述符,如 SIFT,SURF,ORB 等,都有自身的特点。鉴于 ORB 特征具有一定的旋转和尺度不变性,计算速度较快,并且应用较为广泛,使用较为便捷。所以对两幅图像提取 ORB 特征点且

计算其描述子,根据描述子的距离进行暴力匹配, 之后对匹配点对通过 k 近邻(kNN)方法进行筛选以 去除外点。图 2 展示了两幅相邻图像采用 ORB 特征 进行提取和匹配的结果。

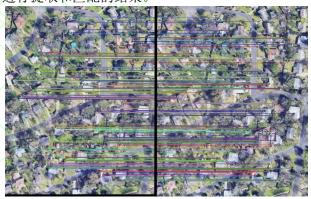


图 2 相邻帧的特征点提取和匹配

就相机高度而言,虽然有地面建筑的影响,其拍摄场景依然可以近似为平面,因此可以使用单应性矩阵描述处于共同平面上的一些点在两张图像之间的变换关系。具体来说,对于相邻帧 $U_i$ 和 $U_{i+1}$ 的某对匹配好的特征点的像素坐标 $p_1$ 和 $p_2$ ,可以用单应矩阵H表示两者的关系为

$$p_2 = Hp_1 \circ$$

利用匹配成功的特征点通过直接线性变换法可以计算单应矩阵 H,之后可通过数值法或解析法对 H 进行分解,得到两帧之间相机运动相应的旋转矩阵 R 以及平移向量 t 。

尽管无人机在进行 3D 运动,但在其飞行高度已知且相机光轴垂直地面的条件下,单应矩阵会出现过参数的情况,所以采用 sRt 模型来表示特征点对之间的关系。它包括尺度因子 s ,二维平移量  $t_{2d}$  和二维旋转矩阵  $R_{2d}$  (代表围绕光轴的旋转)。因此对

于相邻帧 $U_i$ 和 $U_{i+1}$ 的某对匹配好的特征点像素坐标 $p_1$ 和 $p_2$ ,使用 sRt 模型可表示为:

$$\boldsymbol{p}_2 = s\boldsymbol{R}_{2d}\,\boldsymbol{p}_1 + \boldsymbol{t}_{2d} \,\circ\,$$

根据点与点之间的对应关系计算的二维旋转矩阵和二维平移量可以恢复两帧之间的相机运动。相比于单应矩阵,sRt 模型更加简洁,减少了一定的计算量,适用于本研究的场景应用。

#### 1.3 图像语义分割

在无人机飞行过程中,每隔几帧取出一帧航拍图像通过 U-Net 进行语义分割。同样,提前将参考卫星图像进行语义分割并预置在系统中。考虑到参考卫星图像为已知信息,也可以对其直接进行人工语义分割。U-Net 最初在生物医学图像分割中的表现优异,之后也被应用于遥感图像分割等任务中。U-Net 可以利用较小的数据集通过数据增强获得较好语义分割结果,并且可以对每个像素点进行分割,实现更高的分割准确率。图 3 展示了航拍图像以及对其进行语义分割后的图像。



(a) 原始图像

(b) 语义分割后的图像

图 3 航拍图像及其语义分割后的结果

在进行图像语义分割后获得航拍图像 $U_i$ 的建筑语义二值图 $T_i$ ,对其进行形态学处理以消除噪声分割。同样将此操作应用于参考卫星图像的建筑语义二值图T。

#### 1.4 参考区域确定

无人机的飞行过程中需要和参考卫星图像进行 匹配,对于采用的二维点云 ICP 配准方法,需要较 为合理的初值设置,可以根据之前的定位结果,确 定航拍图像在参考卫星图像上匹配的参考区域,缩 小搜索范围,减少计算量。在系统进行 VO 的过程中,可以确定参考区域 r,表示为:

$$r = R(\mathbf{x}_{i}, \sigma U_{h} + a, \sigma U_{w} + b) ,$$

式中,R 为参考卫星图像, $x_i$  为经过 VO 计算后相机在参考卫星图像中的像素位置, $\sigma$  为尺度因子, $U_h$  为航拍图像高度, $U_w$  为航拍图像宽度,a 和b 为阈值。此式表示在参考卫星图像中选择一个以 $x_i$  为中心,长、宽与参考卫星图像的长、宽平行,长度为 $U_w$  和 $U_h$  的矩形区域作为参考区域。

#### 1.5 初始化

建筑语义二值图T和 $T_i$ 的建筑物区域的灰度为非 0 值,其他区域为 0 值。对于航拍图像和参考卫星图像形成的建筑语义二值图上的每个建筑区域,提取质心,由此形成两个不同大小的点集 $Q=\{q_1,q_2,...,q_n\}$ 和 $Q'=\{q_1',q_2',...,q_m'\}$ 。在提取质心的过程中,去除建筑面积较小的建筑区域的质心,进一步去除噪声。对于 $T_i$ 中n个点中的每一个点 $q_k$ ,找到其最近的点 $q_{k'}$ ,建立向量关系 $q_{kk'}=\overline{q_k}q_{k'}$ ,并根据尺度因子 $\sigma$ 将其放缩与参考卫星图像同一尺度,那么对于某张二值图 $T_i$ ,可以使用 $E_i$ 表示其中的建筑分布特征信息:

$$\boldsymbol{E}_{i} = \boldsymbol{\sigma} \left[ \boldsymbol{q}_{11'}, \boldsymbol{q}_{22'}, ..., \boldsymbol{q}_{nn'} \right]^{\mathrm{T}} \circ$$

同样使用 E 表示参考卫星图像的建筑语义二值图T 的建筑分布特征信息:

$$E = [q'_{11'}, q'_{22'}, ..., q'_{mm'}]^{T}$$
,

式中,m为T中提取的点集的大小。

根据 sRt 模型的思想,对于  $E_i$  中每个元素  $\sigma q_{kk'}$ ,寻找到 E 中某个元素  $q'_{kk'}$ 满足  $|\sigma q_{kk'} - q'_{kk'}| < \delta$ 构成一个向量对,其中  $\delta$  为阈值。得到  $h(h \le n)$  个向量对之后,可以根据每个向量对之间的关系,计算航拍图像和参考卫星图像在像素坐标系下以 sRt 模型表示的关系为  $M_i(i=1,2,...,h)$ ,  $M_i$  中包含二维平移量  $t_{2di}$  和二维旋转矩阵  $R_{2di}$ 。

为获得最优的M,寻找 $T_i$ 中每个点 $q_k$ 通过 $M_i$ 变换到T中后距离其最近的点 $q_i'$ ,计算两者距离并求和,其中最小的值对应的关系 $M^*$ 即为航拍图像和参考卫星图像之间的关系,可表达为:

$$\boldsymbol{M}^* = \underset{\boldsymbol{M}}{\operatorname{arg\,min}} \sum_{k,l} |\boldsymbol{M}(\boldsymbol{\sigma}\boldsymbol{q}_k) - \boldsymbol{q}'_l|$$

式中,k和l为前述满足 $T_i$ 中点通过M变换到T中后得到的距离最近点的点对标号。

因此,根据两张图像中建筑表现出的排列规律,可以实现两张不同源图像的配准。这种方式可以在初始无人机悬停阶段对其绝对位置和航向进行估计,

获得无人机的初始绝对位置和航向,为后续的定位 过程做好准备。同时理论上此方法也可以应用于无 人机在飞行过程中无法确定自身位置和航向的情况 中,实现无人机的重定位。

#### 1.6 ICP 配准定位

视觉里程计在运行一段时间后会产生漂移,因此每隔几帧,可以利用航拍图像和参考卫星图像配准消除视觉里程计的影响,并且提供此时无人机的绝对位置。根据前文,航拍图像和参考卫星图像在经过语义分割形成建筑语义二值图后,其上的建筑信息可以表示为两个点集 Q和 Q'。对于两个点集的配准,可以采用二维 ICP 算法实现。尽管 ICP 算法对于初值较为敏感,但短时间内视觉里程计提供的位置完全可以作为 ICP 算法的配准初值。利用前文所述的参考区域确定的方法,可以在参考卫星图像中划定匹配范围,减少总体点云匹配的数量,提升效率并提升匹配精度。

在 ICP 配准过程中,以Q 中的点为源点云,以Q' 中位于参考区域 r 中点  $[r_1,r_2,...,r_r]^T$   $(r \ge n)$  为目标点云。定义经过变换后的所有最邻近点对之间欧式距离的和为误差函数  $E(R_{2d},t_{2d})$ ,那么可以将两个点集配准定位问题描述为:

$$\begin{aligned} & \boldsymbol{R}_{2d}^*, \boldsymbol{t}_{2d}^* = \mathop{\arg\min}_{\boldsymbol{R}_{2d}, \boldsymbol{t}_{2d}} E(\boldsymbol{R}_{2d}, \boldsymbol{t}_{2d}) \\ & = \mathop{\arg\min}_{\boldsymbol{R}_{2d}, \boldsymbol{t}_{2d}} \sum_{i=1}^{n} \left\| \boldsymbol{r}_i - \sigma(\boldsymbol{R}_{2d} \cdot \boldsymbol{q}_i + \boldsymbol{t}_{2d}) \right\|^2 \end{aligned},$$

式中, $\mathbf{r}_i$ 为 $\mathbf{q}_i$ 经过变换后在 $\mathbf{r}$ 中的最近邻点。那么可以选取适当的阈值,计算两个点集之间的位置关系,从而恢复无人机此刻的绝对位置和航向。

## 2 实验与分析

由于图像匹配定位问题并没有统一的数据集,因此需要构建一个无人机搭载单目相机进行俯视拍摄,同时需要制备基准图并获取真实的绝对位置作为参考的数据集。本文所提出方法直接使用卫星图像作为基准图,省去了基准图的制备过程,在实验过程中利用谷歌地球的 3D 飞行模拟器功能。选择美国德克萨斯州奥斯汀市中心城区俯视拍摄飞行 3分钟,飞行高度 200 m,飞行距离 1600 m。解析的每张航拍图像的像素为1280×720,均具有具体的真实经纬度信息,从而对算法结果进行评估。

U-Net 的训练集选取自 Inria aerial image labeling dataset for buildings<sup>[16]</sup>, 其中包括 180 张 5000×5000 像素的带有建筑标签的遥感图像。从中

选择除去奥斯汀地区图像的其他 144 张图像作为训练集。在每张原始遥感图像中提取 5000 张 320×320 像素的图片,随机进行旋转和亮度改变,以使得结果具有更好的鲁棒性。训练时使用的优化器为RMSprop(root mean square prop),初始学习率 1×10<sup>-4</sup>,学习率衰减为 0.98。训练直到准确率达到 0.95,存储此时的网络权重。将航拍图像同样分割为 320×320 像素的图片,并放入网络中进行预测,之后拼接为完整的图像。参考卫星图像选用 Inria aerial image labeling dataset for buildings 中奥斯汀地区的遥感图像。

#### 2.1 初始化

在 Google Earth 中采集多张飞行高度为 300 m 与 200 m 的图像,利用初始化算法在给定的参考卫星图像中确定航拍图像的所处位置。

图 4 表示了初始化的结果示意,上方图像为航拍图像的原图,下方图像中红色框为通过初始化算法获得的航拍图像位置,红色点为初始化算法中对应最优关系 *M* 的向量端点,蓝色点为航拍图像中其余建筑表示的点。



图 4 初始化结果示意

在同一地点采用不同高度拍摄的图像进行测试, 部分结果如图 5 所示。



(a) 地点 1, 高度 200 m

(b) 地点 1, 高度 300 m



(c) 地点 2, 高度 300 m (d) 地点 3, 高度 300 m 图 5 不同地点与高度拍摄图像的初始化结果

图中,(a)、(b)所用的航拍图像为在同一地点拍摄,(c)、(d)为另外的不同地点。(a)的拍摄高度为200 m,(b)、(c)、(d)为300 m。

对共计 5 对同一地点不同高度的航拍图像进行 初始化测试,结果均初始化成功,即初始化计算位 置与真实位置的距离不超过 15 m,角度差不超过 10 度,说明算法具有一定的鲁棒性。

#### 2.2 无人机定位

以一个简单的基于 ORB 特征的 VO 为框架,通过 sRt 模型确定相邻帧之间的位置和航向,每隔 5帧,将航拍图像和参考卫星图像的建筑信息点集进行 ICP 配准定位,获得无人机的绝对位置和航向。

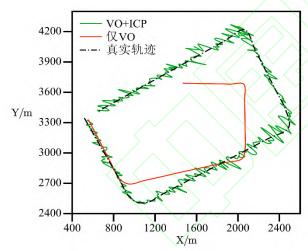


图 6 不同方法计算的轨迹以及真实轨迹的对比示意

不同方法计算的轨迹以及真实轨迹如图 6 所示,红色线为仅使用 VO 获得的无人机位置轨迹,绿色线为利用 ICP 配准定位方法获得的无人机位置轨迹,黑色点划线为无人机真实飞行轨迹。由于语义分割不能完全提取所有建筑物,且图像经过形态学处理,两个点云在匹配过程中存在一定误差,不一定完全重合,因此出现如图所示的锯齿状轨迹。如果仅使用 VO 进行无人机定位,那么结果会出现较大漂移,完全发散。而在加入 ICP 配准算法后,可以降低无人机位置的估计值与真实值之间的误差,计算得此算法的绝对轨迹误差(absolute trajectory error,ATE)

的平均误差为 12.75 m。

## 3 结语

本文提出了一种在城市中利用航拍图像和参考卫星图像进行匹配定位的方法。通过语义分割方法将图像匹配转化为二维点云匹配,在无人机仅搭载相机和高度计的条件下,可实现在无 GNSS 或弱GNSS 条件下的绝对定位,获得绝对位置。在由谷歌地球制作的数据集上展示了此方法的有效性。在未来的工作中,可以考虑增加更多的语义分割类以实现更鲁棒的无人机定位效果。

### 参考文献

- [1] DUBBINI M, CANDIAGO S, REMONBINO F, et al. Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images[J]. Remote Sensing, 2015, 7 (4): 4026–4047.
- [2] JORDAN S, MOORE J, HOVET S, et al. State-of-the-art technologies for UAV inspections[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2017, 12(2): 151-164.
- [3] 丛楚滢, 王从庆, 丁臻极, 等. 一种小型无人机的 FastSLAM 算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2015, 43(S1): 420-423+427.
- [4] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [5] 余卓平,鞠然,韩燕群,等.融合车辆动力学的双目视觉惯性 SLAM 研究[J/OL]. 华中科技大学学报(自然科学版). [2022-07-30]. DOI:10.13245/j.hust.220509.
- [6] 段华旭, 闫飞, 庄严, 等. 无人车基于双目视觉的同时 定位与地图构建[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2015, 43(S1): 319-323.
- [7] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [8] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded up robust features[C]// Proc of European Conference on Computer Vision. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006: 404-417. [9] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]// Proc of IEEE International Conference on Computer Vision, Piscataway: IEEE, 2011: 2564-2571.

- [10] ZHANG L, KOCH R. An efficient and robust line segment matching approach based on LBD descriptor and pairwise geometric consistency[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(7): 794-805.
- [11] SHAN M, WANG F, LIN F, et al. Google map aided visual navigation for UAVs in GPS-denied environment[C]// Proc of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway: IEEE, 2017: 114-119.
- [12] HOU H., XU Q, LAN C, et al. UAV pose estimation in GNSS-denied environment assisted by satellite imagery deep learning features[J]. IEEE Access, 2021, 9: 6358-6367.
- [13] GOFORTH H, LUCEY S. GPS-Denied UAV localization using pre-existing satellite imagery[C]// Proc of International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE, 2019: 2974-2980.

- [14] NASSAR A, AMER K, ELHAKIM R, et al. A deep CNN-based framework for enhanced aerial imagery registration with applications to UAV geolocalization[C]// Proc of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway: IEEE, 2018: 1513 1523
- [15] BESL P J, MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes[J] . IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [16] MAGGIORI E, TARABALKA Y, CHARPIAT G, et al. Can semantic labeling methods generalize to any city? The Inria aerial image labeling benchmark[C]// Proc of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Washington: IEEE, 2017: 3226-3229.