

# 面向消防救援指挥的无人机航拍快速成图方法\*

卜祥鹏<sup>1</sup>, 赵涂昊<sup>2</sup>, 翟浩州<sup>2</sup>, 胡天江<sup>1,2</sup>

1. 中山大学航空航天学院, 广东 深圳 518107

2. 中山大学人工智能学院, 广东 珠海 519080

**摘要:** 提出一种基于语义信息的航拍图像拼接方法。第 1 阶段, 基于三维向量旋转的投影变换粗配准方法, 通过地理坐标转换、视锥体建模、平面交会计算以及投影矩阵构建, 实现了航拍图像到统一高程平面的高效粗配准。第 2 阶段, 基于语义分割与 LightGlue 特征匹配的行间误差优化方法, 将粗配准后的每行图像作为独立优化单元, 通过语义分割获取道路拓扑结构, 结合轻量化特征匹配网络与几何约束优化, 实现高精度行间配准。实验结果表明, 通过构建双阶段优化模型有效克服了相机内参的依赖, 最终以可视化的方式在地理信息系统界面上展示准确的受灾地点, 全面、系统记录了灾情特征。

**关键词:** 消防救援; 无人机; 正射图像; 语义分割

**中图分类号:** TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2026)01-0076-09

## A rapid mapping method for UAV aerial photography in fire rescue

BU Xiangpeng<sup>1</sup>, ZHAO Tuhao<sup>2</sup>, ZHAI Haozhou<sup>2</sup>, HU Tianjiang<sup>1,2</sup>

1. School of Aeronautics and Astronautics, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518107, China

2. School of Artificial Intelligence, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519080, China

**Abstract:** This study proposes a semantic information-based aerial image stitching methodology. In the first stage, a coarse registration method using projection transformation based on 3D vector rotation is adopted. Through geographic coordinate conversion, view frustum modeling, plane intersection calculation, and projection matrix estimation, efficient coarse registration of aerial images onto a unified elevation plane is achieved. In the second stage, a semantic segmentation and LightGlue feature based optimization method is utilized. Each row of images after coarse registration is treated as an independent optimization unit; road topological structures are obtained via semantic segmentation, and high-precision registration is realized by combining a lightweight feature matching network with geometric constraint optimization. Experimental results show that the proposed two-stage optimization model effectively overcomes the dependence of camera intrinsics. Finally, the accurate disaster-stricken locations are visualized on the geographic system interface, enabling comprehensive and systematic recording of disaster characteristics.

**Key words:** fire rescue; unmanned aerial vehicle; orthophoto; semantic segmentation

无人机(UAV)能够在短时间内快速抵达受灾现场,通过高清摄像头和热成像仪等设备,实时传

输现场画面,以直观的图像形式全景式展现灾情,帮助救援人员迅速了解受灾情况(李聪颖,2021)。

\* 收稿日期:2025-04-12

录用日期:2025-04-26

网络首发日期:2026-01-02

基金项目:广东省重点领域研发计划(2024B1111060004)

作者简介:卜祥鹏(1999年生),男;研究方向:视觉感知;E-mail:buxp3@mail2.sysu.edu.cn

通信作者:胡天江(1979年生),男;研究方向:群体智能,集群系统;E-mail:hutj3@mail.sysu.edu.cn

全文阅读



ZR20250069

消防救援中快速定位受灾现场涉及无人机航拍图像的快速拼接与成图技术。图像拼接技术的核心在于图像配准与图像融合。图像配准技术包括传统的基于区域的图像配准(Liang et al., 2020)、基于特征的图像配准、基于变换域的图像配准(Niu et al., 2015), 以及近年来兴起的基于深度学习的图像配准(Li et al., 2020)。

在航拍图像拼接中, 为了提取远距离特征, Canny-SURF算法被广泛应用(Liu et al., 2021)。然而, 传统方法要求场景特征在图像中密集且均匀分布, 这限制了其鲁棒性。此外, 随着图像中几何结构的复杂化, 计算成本也急剧上升。为此, 学者引入了非刚性匹配算法, 以在遥感图像上实现精确的特征匹配(Chen et al., 2019)。同时, 为了消除拼接图像中的可见接缝并实现自然的颜色过渡, 一种基于超像素的无人机图像拼接接缝切割策略被提出(Yuan et al., 2020)。这些方法提升了图像拼接的精度与效率。无人机技术与深度学习的融合, 也为火灾等灾害的实时监测提供了强有力的支持(Alrayes et al., 2022)。Zhou et al. (2019)提出一种结合全景图像拼接与目标检测的无人机巡逻系统。但, 在无人机航拍图片的拼接过程中, 多数现有算法并未充分利用无人机摄影机的位置姿态信息, 或仅将其作为图片排序的辅助手段。

为提升拼接精度与效率, 研究者开始利用无人机图像的地理标签信息来精确分析图像的相对位置与重叠区域(Pham et al., 2021)。此外, 结合惯性测量单元(IMU)数据与计算机视觉的技术, 为无人机捕获图像的拼接提供了新的视角(Iz et al., 2023)。进一步地, Zhang et al. (2019)提出一种基于优化算法的GPS辅助图像拼接方法。Yang et al. (2022)则提出了一种快速无人机图像拼接算法, 该算法充分利用GPS信息来初始化相机旋转参数, 有效削弱了累积误差对拼接结果的影响。

为了满足消防指挥场景快速性的需求, 在已知无人机与相机姿态基础上, 本文提出了一种基于语义信息的航拍图像拼接方法, 通过地理坐标转换、视锥体建模、平面交计算以及投影矩阵构建, 实现了航拍图像到统一高程平面的高效粗配准。进一步地, 基于语义分割与LightGlue特征匹配的行间误差优化方法, 将粗配准后的每行图像作为独立优化单元, 通过语义分割获取道路拓扑结构, 结合轻量化特征匹配网络与几何约束优化, 实现高精度行间配准。研究通过几何投影变换与深度学习语义

分割, 实现了高精度、高效率的空间配准。

## 1 航拍图像拼接问题

### 1.1 正射图像生成原理

正射图像(orthophoto)是一种经过了正射校正的航空图像。校正时通常会把单视点的普通图像转换成为正射投影下的图像, 再经过对光学畸变的纠正以及消除地球曲率影响等步骤, 最大程度消除拍摄物体的变形, 最终像地图一样成为对地表尺度信息的真实刻画(魏巍, 2015)。

与没有纠正过的航摄图像相比, 正射图像消除了不同视角以及由于拍摄对象高度差异而产生的透视效应, 能够保持场景平面的拓扑结构, 可直接用于测量二维目标, 亦可与地理信息系统(GIS)相结合, 是航空图像直观有效的表现方式。由于同时具备照片的图像特征和地图的几何性质, 正射图像可作为基础地图, 添加各种矢量数据和附加丰富的属性信息, 用以描述场景细节特性。

本文的无人机航拍快速成图是基于相机标定的正射图像转换方法。该方法采用相机的内外参数信息对图像执行下视校正过程, 消除滚转角和俯仰角带来的透视畸变; 再根据航向角对图像进行旋转校正, 消除航向变化引起的图像倾斜偏转, 其实质是重新设定投影矩阵参数, 对航拍图像再次投射。上述过程中, 投影矩阵是正射图像生成的关键因素。

### 1.2 问题建模

正射图像拼接的核心目标是通过几何校正与多源数据融合, 生成无畸变、高精度的二维平面地图。建模过程需综合考虑几何约束、数据配准、误差优化及实时性需求。令无人机航拍采集的图像集合为 $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ , 卫星地图集合为 $\{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ , 附带地理定位数据ref。其中, 输入包含无人机经纬高(lat, lng, H)、无人机姿态角 $(\theta, \phi, \psi)$ 以及云台姿态角 $(\theta_c, \phi_c, \psi_c)$ 。输出为无缝拼接的正射影像O, 满足地理坐标对齐、几何无畸变、色彩一致性。

正射图像拼接需将影像从相机坐标系转换至地理坐标系, 结合地面投影点优化坐标对齐, 最小化重投影误差

$$E_g = \sum_j \|P_{proj}(X_j) - x_j\|^2,$$

其中 $P_{proj}$ 为从真实坐标到影像坐标的相机投影矩阵,  $X_j$ 为控制点真实坐标,  $x_j$ 为影像中对应点。

为了消除透视畸变,通过特征点匹配和RANSAC算法求解单应性矩阵

$$H = \operatorname{argmin}_H \sum_i \|x'_i - Hx_i\|^2,$$

其中  $x_i$  和  $x'_i$  为匹配特征点对。

本文提出的一种基于语义信息的航拍图像拼接算法,如图1所示。配准框架设计首先提出基于三维向量旋转的投影变换方法,融合无人机RTK(real-time kinematic)定位数据与云台欧拉角参数,构建相机坐标系到地理坐标系的刚性变换模型,解决了传统方法因姿态动态变化导致的投影偏差问题。通过墨卡托投影坐标转换、视锥体参数化建模及平面交会解析计算,实现了航拍图像到统一高程平面的初始对齐。在精确配准阶段,提出基于语义分割与LightGlue特征匹配的行间误差优化方法,该方法将粗配准后的每行图像作为独立优化单元,通过语义分割获取道路拓扑结构,结合轻量化特征匹配网络与几何约束优化,实现高精度行间配准。

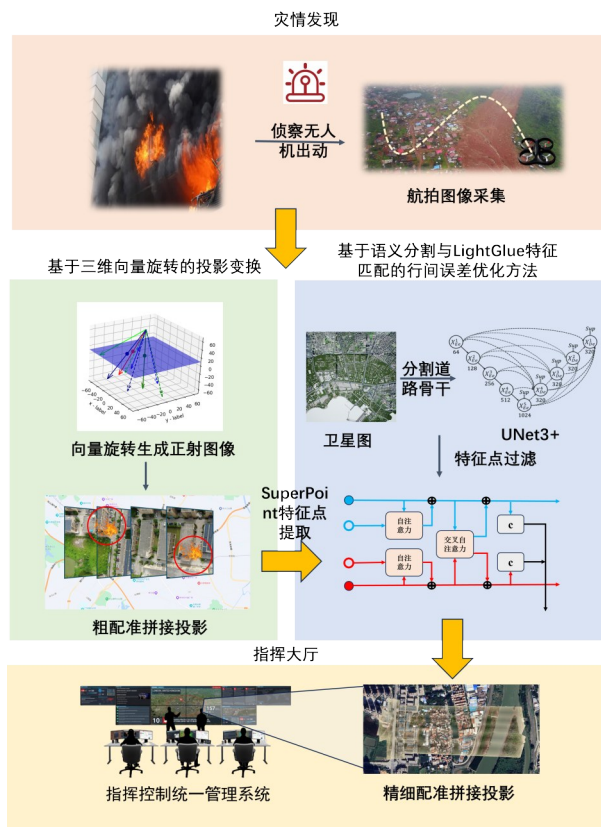


图1 航拍图像拼接算法框架

Fig. 1 The network framework for UAV image stitching

## 2 基于三维向量旋转投影变换的粗配准

相机的成像模型建模为四棱锥几何结构,其视

场角的边界对应四棱锥的棱边。四棱锥体与目标平面的交会区域表征了相机在该平面成像的几何投影域。通过施加旋转变换于四棱锥体模型,可模拟不同观测姿态下的成像投影特性。本文通过空间三维向量运算与平面几何交会分析,进行投影矩阵构建,实现航拍图像到统一高程平面的粗配准。

### 2.1 视锥体参数化建模

基于无人机实时定位系统获取的经纬高数据  $(\text{lat}, \text{lng}, H)$ , 将无人机航拍序列图像  $I$ , 从地理坐标转换为墨卡托投影坐标  $(x, y)$ 。墨卡托投影公式为

$$\begin{cases} x = \alpha \lambda_{\text{lng}} R_E, \\ y = \frac{R_E}{2} \ln \frac{1.0 + \sin \phi_{\text{lat}}}{1.0 - \sin \phi_{\text{lat}}}, \end{cases}$$

其中  $\lambda_{\text{lng}}, \phi_{\text{lat}}$  分别为经度和纬度的弧度值,  $R_E$  为地球半径(取常用值 6 378 137.0 m)。

定义相机顶点坐标  $O_c = [x_c, y_c, z_c]$ , 且  $O_c$  为所有向量的起点。中心向量  $v_0$  沿光轴方向延伸, 其模长为焦距  $f$ , 其长度为  $1.5H$ 。根据中心向量  $v_0$  的起点坐标与向量长度, 算出中心向量  $v_0$  的终点坐标。

通过旋转矩阵  $R(\theta_c, \phi_c) = R_z(\theta_c) \cdot R_y(\phi_c)$  对中心向量  $v_0$  进行空间变换,  $\theta_c$  和  $\phi_c$  分别对应云台偏航角与俯仰角。  $R_z(\theta_c), R_y(\phi_c)$  为旋转矩阵分量。

视锥体的4条棱边由中心向量  $v_0$  绕成像平面的  $X$  轴与  $Y$  轴旋转生成。将中心向量  $v_0$  绕成像平面的  $Y$  轴旋转  $\pm \frac{\text{lr}_{\text{fov}}}{2}$ , 得到左右边界向量

$$\begin{cases} v_L = R_y\left(\frac{\text{lr}_{\text{fov}}}{2}\right)v_0, \\ v_R = R_y\left(-\frac{\text{lr}_{\text{fov}}}{2}\right)v_0, \end{cases}$$

其中  $\text{lr}_{\text{fov}}$  为水平视场角的弧度值。同理, 将  $v_0$  绕成像平面的  $X$  轴旋转  $\pm \frac{\text{ud}_{\text{fov}}}{2}$ , 得到上下边界向量

$$\begin{cases} v_U = R_x\left(\frac{\text{ud}_{\text{fov}}}{2}\right)v_0, \\ v_D = R_x\left(-\frac{\text{ud}_{\text{fov}}}{2}\right)v_0, \end{cases}$$

其中  $\text{ud}_{\text{fov}}$  为垂直视场角的弧度值。4组边界向量  $\{v_L, v_R, v_U, v_D\}$  构成视锥体的几何边界。

### 2.2 投影矩阵构建

已知4个边界向量  $\{v_L, v_R, v_U, v_D\}$ , 通过向量与平面交点计算出4个边界向量与平面的4个交点坐标, 分别为航拍图像4个边的中心坐标  $\{p_L, p_R, p_U, p_D\}$ 。

给定平面方程  $z + D = 0$ , 平面高度为  $H$ , 则  $D = -H$ 。给定向量的起点  $\mathbf{v}_{st} = [x_{st}, y_{st}, z_{st}]$  和终点  $\mathbf{v}_{ed} = [x_{ed}, y_{ed}, z_{ed}]$ , 向量的方向  $\mathbf{d}$  为

$$\mathbf{d} = \mathbf{v}_{ed} - \mathbf{v}_{st} = [x_{ed} - x_{st}, y_{ed} - y_{st}, z_{ed} - z_{st}].$$

向量的参数方程为  $p(t) = \mathbf{v}_{st} + t \cdot \mathbf{d}$ , 其中  $t$  是参数。交点  $p(t)$  必须满足平面方程  $z + D = 0$ , 即  $z_{st} + t \cdot d_z = -D$ , 其中  $d_z = z_{ed} - z_{st}$  是向量方向  $\mathbf{d}$  在  $z$  轴的分量。求解该方程得到

$$t = \frac{-D - z_{st}}{d_z}.$$

将参数  $t$  代入向量参数方程, 得到交点坐标  $p = \mathbf{v}_{st} + \left(\frac{-D - z_{st}}{d_z}\right) \cdot \mathbf{d}$ , 具体为

$$\begin{cases} x = x_{st} + t \cdot d_x, \\ y = y_{st} + t \cdot d_y, \\ z = z_{st} + t \cdot d_z = H, \end{cases}$$

其中  $d_x = x_{ed} - x_{st}$ ,  $d_y = y_{ed} - y_{st}$ 。

基于求解出的交点坐标  $\{p_L, p_R, p_U, p_D\}$ , 计算这4个交点在拼接图中的坐标, 计算单应矩阵  $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ , 建立原始图像与正射投影平面间的几何映射关系, 将图像投影到同一平面中, 基于 Alpha 通道的透明度混合策略, 优先保留更不透明的像素, 实现航拍图像拼接粗匹配, 输出粗配准图  $O_c$ 。生成粗配准图的同时, 根据无人机方向偏差是否超过阈值, 将航拍图分为多段拼接, 输出多张单行拼接图像集合  $O_{ck}$ , 用于后续的拼接优化。

### 3 基于图像分割的精确配准

粗配准后的航拍拼接图像中, 行内配准精度较高, 但行间因传感器位姿漂移等因素易导致累积误差。本节提出基于语义分割与 LightGlue 特征匹配的行间误差优化方法, 该方法将粗配准后的每行图像  $O_{ck}$  作为独立优化单元, 通过语义分割获取道路拓扑结构, 结合轻量化特征匹配网络与几何约束优化, 实现高精度行间配准。

#### 3.1 语义分割与道路拓扑提取

在精确配准之前, 需对投影拼接图像  $O_{ck}$  与卫星地图  $M$  进行预处理, 以消除噪声、统一数据格式, 并确保后续特征提取与匹配的可靠性。将投影拼接图像与卫星地图进行预处理, 得到预处理后的图像  $O_{input} \setminus M_{input}$ 。

数据预处理包括归一化、裁剪。将图像像素值归一化至  $[0, 1]$  区间, 以消除光照条件的影响, 并使用中心裁剪法去除航拍图像边缘的镜头畸变, 保留

中间 3/4 区域提高配准精度, 裁剪策略根据图像长宽比动态调整, 确保保留主要道路区域。

为实现高精度的语义分割, 本节采用 UNet3+ 架构 (Huang et al., 2020) 作为语义分割网络, 提取卫星地图  $M_{input}$  中的道路骨架信息。其编码器—解码器结构能够有效捕捉图像的全局与局部特征, 适用于航拍图像的语义分割任务。

UNet3+ 引入全尺度跳跃连接, 每个解码器层不仅融合同尺度的编码器特征, 还融合来自更小尺度编码器的细粒度特征和更大尺度解码器的粗粒度特征, 能够捕获全尺度下的细粒度和粗粒度语义信息, 增强了特征表达能力。同时引入了分类引导模块, 通过预测输入图像是否包含目标, 指导分割任务, 能够减少非目标区域的假阳性分割, 提升分割精度。通过深度监督对每个解码器层的输出进行监督, 使得网络能够更精确地定位目标边界, 并减少信息丢失。

通过 UNet3+ 架构生成道路骨架的分割结果  $s = \text{Sigmoid}(\cdot)$ ,  $(\cdot)$  为解码器通过全尺度跳跃连接融合的多尺度特征,  $s \in \mathbf{R}^{H \times W}$  为卫星地图  $M_{input}$  道路骨架的二值分割图。

原始分割掩码可能存在道路不连续, 本文通过增强掩码, 生成一个  $3 \times 3$  椭圆形的结构元素 (膨胀核) 进行膨胀操作, 确保特征点匹配时能覆盖更多有效区域, 增加特征点匹配的候选范围。其中, 椭圆形膨胀核适合处理不规则形状的道路。

#### 3.2 LightGlue 特征匹配

将卫星地图  $M_{input}$  与投影拼接图像  $O_{input}$  进行特征提取与匹配。本文采用 SuperPoint 提取两图的关键点和描述子。从  $O_{input}$  中提取道路特征点集  $P_{road} = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ ,  $p_i \in \mathbf{R}^2$  是拼接图像上的像素坐标。从  $M_{input}$  中提取道路特征点集  $P_{map} = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ,  $q_j \in \mathbf{R}^2$  是卫星地图上的道路像素坐标。

本节采用 LightGlue 网络 (Lindenberger et al., 2023) 进行特征匹配, LightGlue 预测从卫星地图  $M_{input}$  和投影拼接图像  $O_{ck}$  提取局部特征集之间的部分匹配关系, 通过自注意力机制和交叉注意力机制动态调整特征匹配策略, 相比传统方法具有更高的鲁棒性和实时性。

LightGlue 网络设计了一个轻量级的 head, 在任意层次上根据更新后的状态预测特征匹配情况。首先计算图像所有点之间的一个成对相似性分数矩阵  $\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{M \times N}$ :

$$S_{ij} = \text{Linear}(x_i^A)^T \text{Linear}(x_j^B), \quad (i, j) \in A \times B,$$

其中  $\text{Linear}(\cdot)$  是一个可学习的带偏置的线性变换层。 $A, B$  分别为参与匹配的两张图片各自的特征描述子集合,  $M, N$  分别为  $A$  集合和  $B$  集合中的特征描述子的数量,  $x_i^A, x_j^B$  分别为  $A$  集合中第  $i$  个特征描述子和  $B$  集合中第  $j$  个特征描述子, 符号  $\times$  表示两个集合的笛卡尔积。分数编码用于表征图像对是否属于三维空间到二维平面的同源投影点, 即每对点成为对应关系的亲和性。

为每个点计算一个可匹配性分数  $\sigma_i = \text{Sigmoid}[\text{Linear}(x_i)] \in [0, 1]$ , 该分数编码表示点  $i$  在另一图像中存在对应点的概率。当点因遮挡未被检测或无匹配时, 概率均为 0。

将相似性分数和可匹配性分数结合起来, 整合成一个软分配矩阵

$$P_{ij} = \sigma_i^A \sigma_j^B \text{Softmax}_{k \in A} (S_{ij})_i \text{Softmax}_{k \in B} (S_{ik})_j.$$

当点对  $(i, j)$  两个点都被预测为可匹配, 并且相似度为两个图点对最大值时, 点对才会判定为有效关系。在筛选过程中, 选择  $P_{ij}$  的相似度数值既高于预设阈值, 又大于其所在行和列中其余所有元素的点对。

通过类别掩码  $s$  筛选出卫星图中位于道路上的特征点, 基于匹配得分进一步优化点集质量, 输出卫星地图  $M_{\text{input}}$  与投影拼接图像  $O_{\text{input}}$  匹配点对的坐标  $P = (p_1^{(i)}, p_2^{(j)}), p_1^{(i)} = (x_1^{(i)}, y_1^{(i)})$  为投影拼接图像  $O_{\text{input}}$  中的点坐标,  $p_2^{(j)} = (x_2^{(j)}, y_2^{(j)})$  为卫星地图  $M_{\text{input}}$  中的对应点坐标。

将预处理后图像上的特征点还原到原始图像坐标系, 确保仿射变换矩阵适用于原始图像。将裁剪后的投影拼接图像  $O_{\text{input}}$  特征点坐标  $p_1^{(i)}$  加上裁剪时的偏移量, 得到其在原始投影拼接图像  $O_{ck}$  中的特征点坐标  $\hat{p}_1^{(i)}$ 。同理, 将裁剪后的卫星地图  $M_{\text{input}}$  特征点  $p_2^{(j)}$  坐标加上裁剪偏移量, 得到其在原始卫星地图  $M$  中的特征点坐标  $\hat{p}_2^{(j)}$ 。验证坐标范围, 修正后的坐标需在原始图像尺寸范围内, 否则可能导致仿射变换时的坐标越界。

使用 RANSAC (随机抽样一致) 算法估计仿射变换矩阵, 自动剔除误匹配点 (离群点), 提高矩阵估计的鲁棒性。使用最小二乘法基于特征点重新估计参数, 提升精度。将原始投影拼接图像  $O_{ck}$  通过仿射矩阵变换, 变换至卫星地图  $M$  坐标系, 实现几何对齐  $\hat{p}_2^{(j)} \approx H \hat{p}_1^{(i)}$ 。

根据仿射变换的缩放和平移参数, 更新原始投影拼接图像  $O_{ck}$  的地理元数据; 将仿射变换的平移量

(像素) 转换为地理坐标系的偏移, 实现航拍图像精确拼接, 输出精确配准图  $O_p$ 。基于语义信息的航拍图像拼接算法流程如表 1 所示。

表 1 基于语义信息的航拍图像拼接算法流程

Table 1 Pseudocode of aerial image stitching algorithm based on semantic information

输入: 航拍图像序列 $I$ , 航拍数据 ref, 卫星地图 $M$
输出: 拼接图像 $O_p$
1: <b>for</b> $I_i$ <b>in</b> $I$
2:   读取 ref
3: <b>if</b> 姿态角偏差过大
4:     移除 $I_i$
5: <b>else</b>
6:     /*阶段 1*/
7:     WGS84 经纬度 $\rightarrow$ Web Mercator
8:     三维向量旋转 $R(\theta, \phi) = R_z(\theta) \cdot R_y(\phi)$
9:     平面交会解析计算图像 4 个交点 $\{p_L, p_R, p_U, p_D\}$
10:     根据交点的像素坐标与原像素坐标求解单应矩阵 $H$
11: <b>end for</b>
12:   投影输出粗配准图像 $O_c$ 与 $O_{ck}$
13:   /*阶段 2*/
14:   输入 $M, O_{ck}$
15:   图像预处理 $\rightarrow O_{\text{input}}, M_{\text{input}}$
16:   UNet3+ 网络分割 $M_{\text{input}} \rightarrow S$
17:   SuperPoint 特征提取
18:   LightGlue 特征匹配 $\rightarrow P = (p_1^{(i)}, p_2^{(j)})$
19:   地理坐标修正
20:   RANSAC 估计仿射变换矩阵 $\hat{p}_2^{(j)} \approx H \hat{p}_1^{(i)}$
21:   投影输出精确配准图像 $O_p$

## 4 算法验证

基于虚幻引擎 4 与 AirSim 模拟器构建高精度城市三维仿真系统 (Shah et al., 2018), 并以青岛市地理信息为基准建立城市场景模型。通过系统化仿真飞行实验, 采集多组无人机航拍影像数据, 构建具备地理坐标信息的仿真数据集。同时, 依托低空无人机遥感网运营服务平台开展实物实验, 采用大疆经纬 300 RTK 无人机搭载禅思 H30T 多传感器云台, 形成多维度验证体系。

以拼接影像与卫星地图道路配准的重叠度为核心评价指标, 定义交并比

$$\text{IOU} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|},$$

其中  $A \cap B$  为拼接区域与卫星地图道路区域的交集

面积,  $A \cup B$  为拼接区域与卫星地图道路区域的并集面积。该指标能有效反映地理配准精度, 为救援态势感知提供量化依据。

#### 4.1 仿真实验结果

在仿真环境下开展3组对比实验。仿真场景测试中, 基于三维向量旋转投影变换的粗配准效果如图2所示, 投影底图为卫星底图, 白色图像为粗配准拼接图, 红色标注区域存在较大拼接误差。因此, 基于三维向量旋转投影变换方法在道路网络对齐方面存在误差, 道路没有正确匹配对齐。

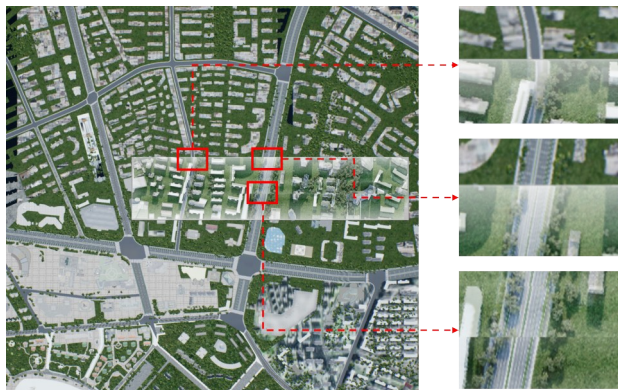


图2 粗配准拼接效果

Fig. 2 Initial alignment stitching performance

将粗配准结果输入预训练的UNet3+网络, 成功提取了道路骨架特征, 如图3所示。其中, 左下图里的细线是道路骨架, 右下是仿真图的拼图, 左上是“该像素是道路”的类别, 右上是“该像素不是道路”的类别(蓝色是1, 红色是0)。训练结果表明, UNet3+模型在加权融合的拼接图像中具有优异的分割性能, 能精确区分道路与非道路区域, 为后续优化提供了可靠语义约束。

粗配准后的多行拼接图像  $O_{ck}$  作为独立优化单元, 与卫星地图  $M$  作为图像精确配准方法的输入。通过卫星地图道路骨架掩码对 LightGlue 特征提取与匹配进行空间约束, 实现非道路区域特征点的有效过滤, 从而保留具有地理语义一致性的道路骨架特征点集, 过滤后的特征点如图4所示。

基于 LightGlue 特征匹配和基于图像分割的图像精确配准方法进行优化拼接配准的效果, 如图5所示。结果显示, 2种方法拼接的图像都能实现道路对齐。粗配准拼接图像、基于 LightGlue 特征匹配的精确配准图像、基于图像分割的精确配准图像的 IOU 指标分别为 0.189 1、0.191 0 和 0.193 1。

实验结果显示, 所提出的基于语义信息的航拍

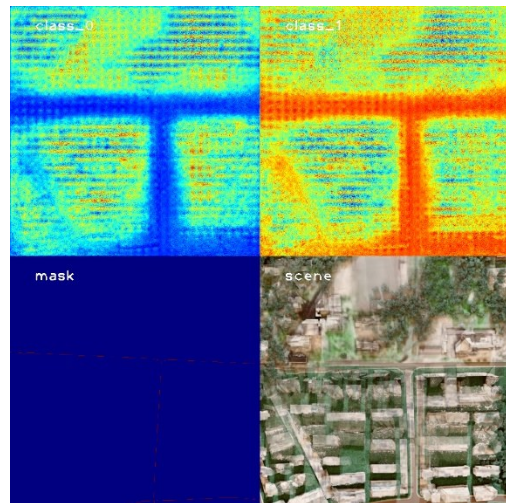


图3 分割训练图

Fig. 3 Segmentation training map



图4 过滤特征点可视化

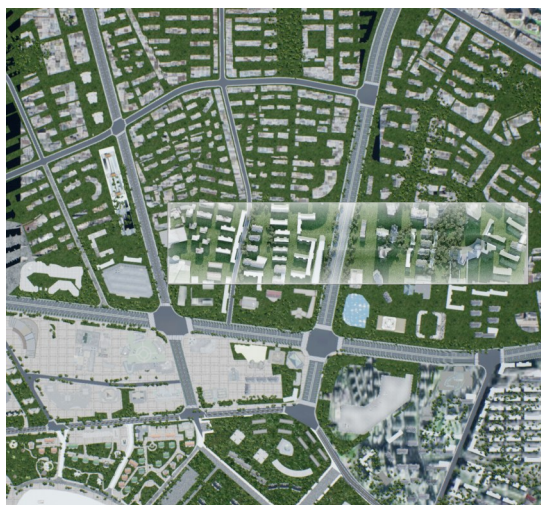
Fig. 4 Filtered feature points visualization

图像拼接算法能够实现航拍图像粗配准, 并根据卫星地图提取道路骨干的语义信息, 对粗配准结果进行优化, 实现道路对齐, 将精确配准图像投影到卫星地图中。传统 LightGlue 方法虽能实现基础道路对齐, 但受非结构化环境特征干扰, 其地理配准精度存在局限性。本文方法通过引入道路骨架掩码的语义约束机制, 有效提升了特征匹配的地理指向性, 提升了道路配准精度, 更适应灾难环境下的航拍图像的正射拼接, 为后续 GIS 投影提供了有效的地理匹配数据。

#### 4.2 实物实验验证

使用低空无人机遥感网运营服务平台, 设计无人机实物实验。无人机航线上所有航点的高度均设置为 100 m, 巡航速度 7 m/s, 起飞速度 15 m/s, 无人机过点方式为直线飞行, 飞行器到点停, 飞行器偏航角模式沿航线方向, 完成动作自动返航, 航线飞行中失联继续执行任务。规划航线如图6所示, 航点数量为 11, 航线总长 4 782 m, 往返长度 1 044 m, 任务长度 5 826 m, 预计时间 12 min 32 s。

(a) 基于LightGlue特征匹配拼接图



(b) 基于图像分割的图像精确配准拼接图

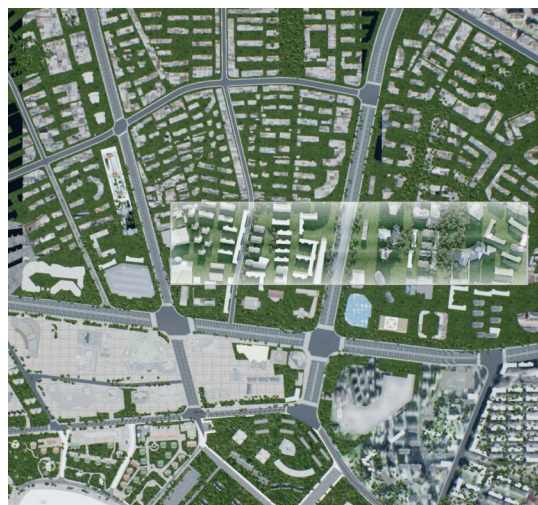


图5 精确配准拼接效果对比

Fig. 5 The comparison of precision stitching performance

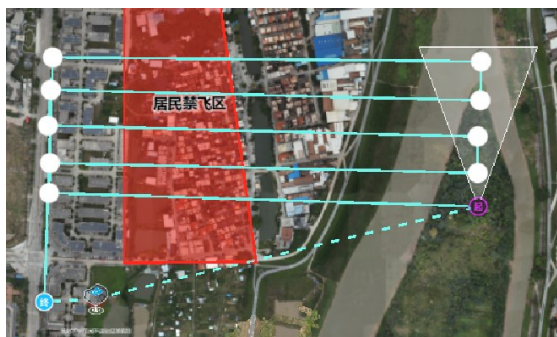


图6 航线规划

Fig. 6 Path planning

其中,每段航线的无人机姿态角与云台姿态角在合理范围内随机设置。

单机单架次按照规划的航线飞行完毕后,对实验数据进行离线处理。考虑定位、姿态测量误差对投影精度的联合影响,通过低通滤波过滤真实航拍图像,剔除姿态过大以及突变时刻的图像数据,降低定位与姿态测量误差的影响。图7是基于三维向量旋转投影变换的粗配准方法对滤波后的真实航拍图像正射拼接的粗配准结果,其行间配准误差较大,道路没有配准对齐。

对每行拼接图像  $O_{ek}$  对应的卫星地图区域实施分割处理,以提取道路骨干掩码  $s$ ,分割结果如图8所示。UNet3+架构对卫星地图执行语义分割,有效提取了主干道路及部分乡间小道路网结构。左下角卫星地图道路标注为空,可通过手动标注获取真实卫星地图标注。

对每行拼接图像  $O_{ek}$  与卫星地图  $M$  提取特征点

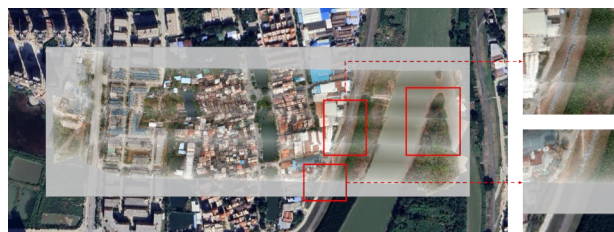


图7 粗配准拼接结果

Fig. 7 Initial alignment stitching results

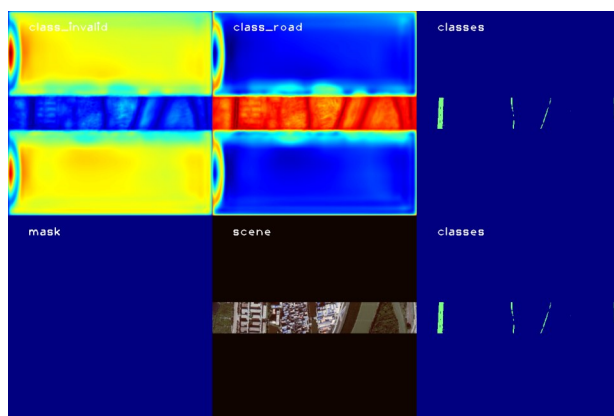


图8 道路骨干分割效果

Fig. 8 Road skeleton segmentation results

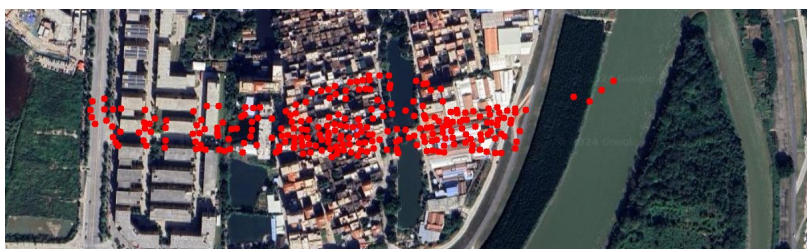
并匹配,结合卫星地图道路骨干掩码  $s$  过滤保留道路区域特征点对  $P = (p_1^{(i)}, p_2^{(j)})$ ,提高道路匹配精度,特征点可视化效果如图9所示。

根据匹配的特征点对,使用RANSAC估计仿射变换矩阵,实现航拍图像精确拼接。对比基于LightGlue特征匹配和基于图像分割的精确配准方法的拼接配准效果,如图10所示。

(a) 每行拼接图像特征点



(b) 卫星图像特征点



(c) 卫星图像过滤后特征点

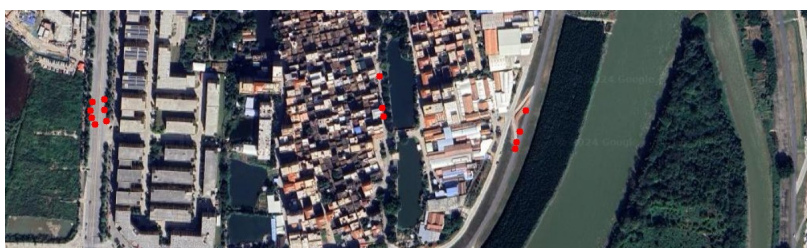


图9 特征点可视化效果

Fig. 9 Feature points visualization

(a) 基于LightGlue特征匹配的拼接图



(b) 基于图像分割的精确配准拼接图



图10 基于LightGlue特征匹配的拼接图和基于图像分割的精确配准拼接图

Fig. 10 Stitching results based on LightGlue feature matching and precision stitching results based on image segmentation

实验结果表明,两个算法通过特征点匹配能实现道路和卫星地图道路配准对齐。通过手工道路标注计算粗配准、基于LightGlue特征匹配、基于图像分割的图像精确配准的IOU指标分别为0.598 2、0.608 3和0.615 3。相较于粗配准基准值,基于LightGlue特征匹配的道路配准精度提升1.69%,本文方法的道路配准精度提升2.86%。尽管本方法在典型场景下表现出良好的配准效果,但部分影像区域因相机畸变等因素导致配准偏差超过容差阈值。

实验对比了本文提出的基于语义信息的航拍图像拼接算法与基于LightGlue特征匹配的拼接算

法在道路配准重叠度方面的表现,本文算法通过道路骨架掩码过滤特征点,保留道路特征点,道路配准度更高。这一优势为无人机航拍拼接图像与GIS投影提供了可靠的道路基准对齐解决方案,能有效协助救援人员迅速掌握灾难现场的空间态势。

## 5 结 语

本文提出了一种面向消防救援指挥的无人机航拍快速成图方法。针对灾难场景下快速定位受灾点的问题,直接将无人机航拍图像拼接正射投影到卫星地图。相比于以文本形式呈现受灾点地理

信息,本文方法以可视化的方式在 GIS 上展现受灾准确地点,协助救援人员迅速掌握灾难现场的空间态势。该算法通过构建双阶段优化模型有效克服传感器依赖的技术限制。第 1 阶段实现了航拍图像到统一高程平面的高效粗配准。在粗配准后的航

拍拼接图像中,行内配准精度较高,但行间因传感器位姿漂移等因素导致累积误差。第 2 阶段,本文方法在道路配准精度上展现出明显优势,更适应灾难环境下的航拍图像正射拼接,为后续 GIS 投影提供了有效的地理匹配数据。

#### 参考文献:

- 李聪颖,2021. 无人机遥感技术在城市火灾救援中的实践应用[C]//灭火与应急救援技术学术研讨会. 天津:67-69.
- 魏巍,2015. 低空航拍图像正射全景拼图方法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学.
- ALRAYES F S, ALOTAIBI S S, ALISSA K A, et al, 2022. Artificial intelligence-based secure communication and classification for drone-enabled emergency monitoring systems[J]. *Drones*, 6(9):222.
- CHEN J, XU Q, LUO L, et al, 2019. A robust method for automatic panoramic UAV image mosaic[J]. *Sensors*, 19(8):1898.
- HUANG H, LIN L, TONG R, et al, 2020. UNet3+: A full-scale connected UNet for medical image segmentation [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Barcelona, Spain: 1055-1059.
- LI L, HAN L, DING M, et al, 2020. Remote sensing image registration based on deep learning regression model[J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 19:1-5.
- LIANG Z, DU Y L, LIN H P, et al, 2020. A novel region-based image registration method for multisource remote sensing images via CNN[J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens*, 14: 1821-1831.
- LINDENBERGER P, SARLIN P E, POLLEFEYS M, 2023. LightGlue: Local feature matching at light speed [C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris, France:17627-17638.
- LIU Q, HAN M, WANG J, 2021. An aerial image stitching algorithm based on long-distance features [C]//The 11th International Conference on Information Science and Technology. Chengdu, China:217-223.
- IZ S A, UNEL M, 2023. Aerial image stitching using IMU data from a UAV [C]//The 8th International Conference on Image, Vision and Computing. Dalian, China: 513-518.
- NIU H, CHEN E, QI L, et al, 2015. Image registration based on fractional Fourier transform [J]. *Optik*, 126(23): 3889-3893.
- PHAM N T, PARK S, PARK C S, 2021. Fast and efficient method for large-scale aerial image stitching [J]. *IEEE Access*, 9:127852-127865.
- SHAH S, DEY D, LOVETT C, et al, 2018. AirSim: High-fidelity visual and physical simulation for autonomous vehicles [C]//Field and Service Robotics: Results of the 11th International Conference. Cham: Springer : 621-635.
- YANG H, FU Y, CHEN D, et al, 2022. A fast and effective panorama stitching algorithm on UAV aerial images [C]//The 14th International Conference on Computer Research and Development. Shenzhen, China:266-275.
- YUAN Y, FANG F, ZHANG G, 2020. Superpixel-based seamless image stitching for UAV images [J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 59(2):1565-1576.
- ZHANG T, ZHU M, 2019. GPS-assisted aerial image stitching based on optimization algorithm [C]//2019 Chinese Control Conference. Guangzhou, China: 3485-3490.
- ZHOU Y, RUI T, LI Y, et al, 2019. A UAV patrol system using panoramic stitching and object detection [J]. *Comput Electr Eng*, 80(4):106473.

(责任编辑 王海蓉)