

doi: 10.7690/bgzdh.2026.04.017

## 基于红外增强的视觉/激光雷达/惯性 SLAM 算法优化

董金祥<sup>1,2</sup>, 张春<sup>1</sup>, 潘献飞<sup>2</sup>, 耿晓虎<sup>1</sup>, 程中海<sup>1</sup>

(1. 西北机电工程研究所系统部, 陕西 咸阳 712099; 2. 国防科技大学智能科学学院, 长沙 410073)

**摘要:** 为解决移动机器人在昏暗或低纹理的环境中, 视觉传感器感知性能下降导致建图定位失效的问题, 提出一种基于红外增强的视觉/激光雷达/惯性组合的同步定位与建图 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 算法。采用 2 维离散小波变换的图像融合方法来实现可见光图像与红外图像特征级融合, 从而提高视觉惯性 SLAM 算法前端特征点与激光雷达惯性 SLAM 的 3 维点云数据的关联效果, 同时避免匹配过多无关特征, 降低计算复杂度和存储空间要求。实验结果表明: 在昏暗和低纹理的环境中, 该算法在鲁棒性和准确性方面均优于原算法。

**关键词:** 红外成像; 图像融合; 视觉 SLAM; 激光雷达 SLAM; 特征深度关联

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Optimization of Vision/Lidar/Inertial SLAM Algorithm Based on Infrared Enhancement

Dong Jinxiang<sup>1,2</sup>, Zhang Chun<sup>1</sup>, Pan Xianfei<sup>2</sup>, Geng Xiaohu<sup>1</sup>, Cheng Zhonghai<sup>1</sup>

(1. System Department, Northwest Institute of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an 712099, China;

2. College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the vision sensor performance degrades in dim or low-texture environment, which leads to the failure of mapping and localization for mobile robots, a method of simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm based on infrared enhanced vision/laser radar/inertial combination is proposed. The image fusion method based on two-dimensional discrete wavelet transform is used to realize the feature-level fusion of visible image and infrared image, so as to improve the correlation effect between the front-end feature points of the visual inertial SLAM algorithm and the three-dimensional point cloud data of the laser radar inertial SLAM, avoid matching too many irrelevant features, and reduce the computational complexity and storage space requirements. The experimental results show that the proposed algorithm is superior to the original algorithm in terms of robustness and accuracy in dim and low-texture environments.

**Keywords:** infrared imaging; image fusion; visual SLAM; lidar SLAM; feature deep correlation

### 0 引言

同步定位与建图 (SLAM) 是一种自主机器人技术, 其目的是通过同时创建地图和定位机器人来实现自主导航。基于激光雷达的方法可远距离捕捉环境的细节, 从而获得周围环境的几何信息; 然而, 该方法在长隧道或开阔场地等场景中性能受限<sup>[1-2]</sup>。尽管基于视觉的方法特别适用于位置识别任务, 并且在纹理丰富的环境中表现良好, 但大多对光线变化、快速运动和初始化都非常敏感<sup>[3-4]</sup>。

近年来, 激光雷达视觉惯性系统 (lidar-visual-inertial system, LVIS) 的多传感器融合策略受到了工业界和研究界的广泛关注<sup>[5]</sup>。因为激光雷达可以提供更准确的特征深度, 避免视觉惯性系统 (visual-inertial system, VIS) 初始化失败, 有助于为激光雷达惯性系统 (lidar-inertial system, LIS) 提供姿态的初步估计; 但设备可能工作于非理想的场景

如: 弱光照、黑夜和烟雾等。这时, 可见光相机性能严重下降, 单目视觉辅助的激光雷达惯性系统有可能由于 VIS 系统为 LIS 系统提供了错误的姿态初始值而退化为 LIS 甚至失败。而红外相机能够探测物体发出的红外辐射并将其转换为图像, 具备夜视、抗雾等优势, 在上述恶劣环境受到的影响较小, 适应能力强, 更适合全天候工作<sup>[6]</sup>; 但是红外相机通常具有较低的分辨率, 并且温度极端的物体进入或移除相机视野范围会导致红外图像出现剧烈的光度变化。

目前, 直接利用现有 SLAM 框架实现红外 SLAM 研究的方法通常采用: 1) 应用基于特征的方法<sup>[7]</sup>, 但在连续帧中不能保证特征描述符的一致性; 2) 将直接方法应用于原始图像数据<sup>[8]</sup>, 但由于温度漂移, 光度一致性的要求不再得到满足, 并且光度补偿等方法难以应用。如何在上述情况下提供一种

收稿日期: 2024-12-11; 修回日期: 2025-01-17

第一作者: 董金祥(2000—), 男, 陕西人, 硕士。

更准确、更稳健的融合方法至关重要。

笔者基于 LVI-SAM 算法框架<sup>[9]</sup>,提出一种基于红外增强的视觉/激光雷达/惯性里程计算法。考虑到可见光相机和红外相机各自优缺点,且两者成像模型相似,笔者将可见光信息和红外信息作为互补进行融合<sup>[10]</sup>,采用可见光与红外图像的方法提高视觉惯性 SLAM 算法前端特征的关联效果,可避免匹配过多无关特征,降低了计算复杂度和存储空间。实验结果表明,设计的算法在鲁棒性和准确性方面表现均有提高。

### 1 算法结构框架

LVI-SAM 算法是构建在因子图之上,并由 VIS 和 LIS 以紧耦合的方式组成。VIS 利用 LIS 的估计促进初始化,并通过激光雷达测量提取视觉特征的深度信息来提升精度。同样,LIS 利用 VIS 的估计进行初始猜测,并进行扫描和匹配来进一步优化。

笔者在 LVI-SAM 算法的基础上所提出的可见光相机、红外相机、激光雷达和 IMU 融合 SLAM 算法,如图 1 所示。

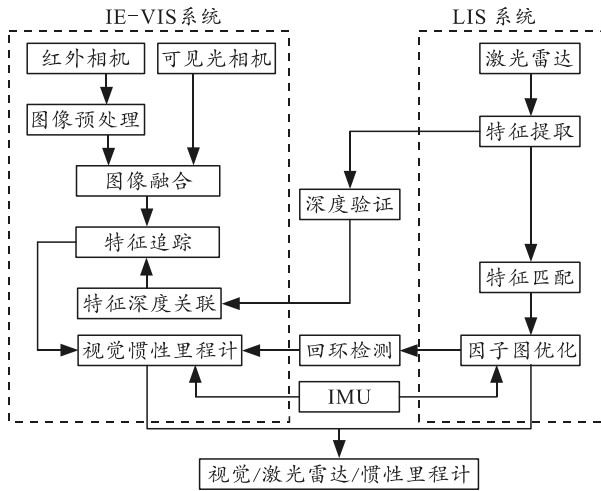


图 1 本文中算法框架

图 1 中包括 2 个主要部分:基于红外增强的视觉惯性系统 (visual inertial system based on infrared enhancement, IE-VIS) 和激光雷达惯性系统 (lidar inertial system, LIS)。IE-VIS 是基于离散小波变换的图像融合技术和 VINS-MONO 算法<sup>[11]</sup>实现的,主要由 IMU 预积分线程、可见光图像与红外图像融合线程、特征深度关联线程和回环检测线程组成。激光雷达惯性算法基于 LIO-SAM 算法<sup>[12-13]</sup>实现,该算法包括 IMU 预积分线程、点云特征提取线程、点云特征匹配线程和回环检测线程。

与 LVI-SAM 算法相比,笔者算法在 IE-VIS 算

法初始化阶段和前端里程计模块中同时对可见光图像和红外图像两者的特征点进行匹配和追踪,并且在后端通过滑动窗口优化算法来限制特征点的匹配数目,可以避免匹配过多无关特征,从而降低计算复杂度和存储空间,并提高优化算法的实时性和稳定性。IE-VIS 算法的回环检测部分采用 DBoW2 词袋模型来实现,同时结合激光雷达惯性算法实现整个基于可见光与红外图像融合的视觉/激光雷达/惯性 SLAM 算法的回环检测。

### 2 红外增强的视觉/激光雷达/惯性 SLAM 算法

基于红外增强的视觉/激光雷达/惯性的 SLAM 算法由 IE-VIS 以及 LIS 组成。其中 IE-VIS 算法包括 IMU 预积分、红外与可见光图像融合、特征深度关联以及回环检测; LIS 算法包含 IMU 预积分、点云特征提取、点云特征匹配以及回环检测。

#### 2.1 可见光与红外图像融合

图像融合是指将同一场景中拍摄的多张图像,通过一定的方法和算法,将它们融合成为一张新的图像<sup>[14]</sup>。图像融合技术弥补了单一传感器因天气条件或成像原理的不足,从而获得更加准确且全面的场景信息。可见光相机与红外相机差异如表 1 所示。

表 1 可见光相机与红外相机差异

相机	频率/Hz	分辨率	视场角
可见光	15	640*480	69 H-FOV, 42.5 V-FOV
红外	25	640*512	90.2 H-FOV, 70.6 V-FOV

虽然可见光图像和红外图像成像原理相似,但由于不同相机自身频率、分辨率和视场角不相同的问题,导致两者图像不能直接融合。多传感器信息融合的必备条件是数据的时间同步,而可见光相机和红外相机的频率不同会造成采样数据时间上的不同步。针对此问题,采取可见光图像和红外图像之间软同步的方法来使得传感器每帧数据同步到统一的时间戳上。而分辨率和视场角则需要进行更进一步的图像预处理。

##### 2.1.1 红外图像预处理

红外相机在光学成像过程中,由于透镜形状和位置等因素导致图像畸变现象。图像畸变主要分为径向畸变和切向畸变 2 种类型。在已知畸变系数的情况下建立畸变模型并计算畸变参数,从而进行畸变矫正,为后续视场角和分辨率的补偿提供先决条件。

视场角 (field of view, FOV) 由相机的焦距和传

传感器的尺寸决定,在其他条件不变的情况下,焦距越大视场越小,传感器尺寸越大视场越大<sup>[15]</sup>。而可见光相机的视场参数和红外相机的视场参数并不相同。FOV 可以通过减小有效传感器尺寸进行调整,也就是说可以减小视场较大图像的有效区域以对齐视场较小的图像,其原理如图 2 所示。

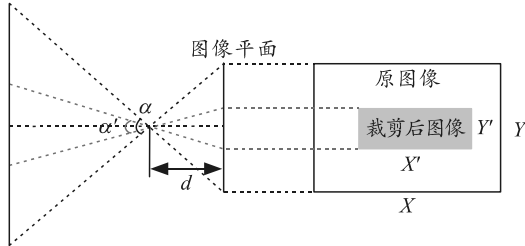


图 2 FOV 补偿

假设相机的实际焦距为  $d$ , mm; 水平轴和垂直轴上的系数分别为  $a$  和  $b$ , pixel/mm。则以像素为单位的水平焦距  $d_x$  和垂直焦距  $d_y$  为:

$$\left. \begin{aligned} d_x &= d \cdot a \\ d_y &= d \cdot b \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

假设传感器的物理尺寸为  $x \times y$ , mm; 原图像尺寸为  $X \times Y$ , pixel。可以得出垂直方向的视场角  $\alpha$  为:

$$\alpha = 2\arctan(y/2d) \quad (2)$$

同理水平方向视场角  $\beta$  为:

$$\beta = 2\arctan(x/2d) \quad (3)$$

此时式(2)和(3)单位为 mm, 将垂直方向的视场角  $\alpha$  和水平方向视场角  $\beta$  其转化为以像素为单位计算得:

$$\left. \begin{aligned} \alpha &= 2\arctan\left(\frac{y \cdot a}{2d \cdot b}\right) = 2\arctan\left(\frac{X/2d_y}{y/2d_y}\right) \\ \beta &= 2\arctan\left(\frac{x \cdot b}{2d \cdot a}\right) = 2\arctan\left(\frac{Y/2d_x}{x/2d_x}\right) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

则补偿后的 FOV 计算公式:

$$\left. \begin{aligned} \alpha' &= 2\arctan(Y'/2d_y) \\ \beta' &= 2\arctan(X'/2d_x) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

由此可以得出 FOV 补偿的重点在于找到剪裁区域的大小,也就是  $X'$  和  $Y'$  的像素大小。

$$\left. \begin{aligned} Y' &= 2d_y \cdot \tan(\alpha'/2) \\ X' &= 2d_x \cdot \tan(\beta'/2) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

### 2.1.2 离散小波变换的图像融合过程

离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)是一种基于小波分析的信号处理技术,它将原始信号分解成多个尺度和频率的小波基函数,并对每个

尺度和频率的系数进行离散化,从而对信号进行精确的时频域分析。笔者采取 2 维离散小波变换的方法对可见光和红外图像进行融合,使得融合结果可以在一个场景中同时显示可见光和红外传感器获取的图像数据。

将可见光和红外图像分别进行离散小波分解原理如图 3 所示,图像通过一层小波变换可以被分解为 1 个低频信号  $LL_1$  和 3 个高频信号  $LH_1$ 、 $HL_1$  和  $HH_1$ 。在对图像进行 2 层小波变换时只对低频信号  $LL_1$  进行,同样也可以将  $LL_1$  分解为 1 个低频信号  $LL_2$  和 3 个高频信号  $LH_2$ 、 $HL_2$  和  $HH_2$ 。以此类推,随着小波分解层数的增加,可以得到细致的信号分量和结果;但随着层数增加会导致出现过拟合现象,增加计算的复杂程度。经过多次实验,发现 2 层分解的效果已满足后续实验条件。

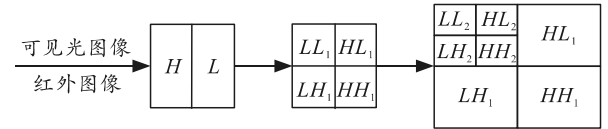


图 3 离散小波变换 2 层分解

将可见光和红外图像分解为不同频段的子信号,对不同频段的图片采取不同的融合策略进行分析和融合,在低频系数部分中,主要保留红外图像的目标亮度信息和可见光图像的纹理信息,适合采用加权平均法以获得融合的低频部分:

$$C_F^L(a, b) = (C_I^L(a, b) + C_V^L(a, b)) * 0.5 \quad (7)$$

而高频系数部分主要保留细节信息,采用绝对值最大法以选择更具有代表性的系数:

$$C_F^H(a, b) = \max(|C_I^H(a, b)|, |C_V^H(a, b)|) \quad (8)$$

式中:  $C_I^H(a, b)$  和  $C_I^L(a, b)$  分别为红外图像的高频和低频子带图像在  $(a, b)$  处的系数值;  $C_V^H(a, b)$  和  $C_V^L(a, b)$  分别为可见光图像的高频和低频子带图像在  $(a, b)$  处的系数值。

通过逆小波变换将融合的系数转换回融合后的图像,融合后的图像同时保留了可见光图像和红外图像的目标信息。

## 2.2 基于可见光与红外融合的视觉惯性算法

### 2.2.1 可见光与红外图像的特征深度关联

在可见光与红外融合后的视觉惯性系统初始化后,将激光雷达采集到的 3 维点云数据与相机采集到的 2 维图像进行配准。为了得到更加密集的深度点投影,将多个激光雷达帧进行堆叠。与 LVI-SAM

算法相比，本文中算法同时将可见光图像和红外图像的视觉特征点与深度值关联起来，如图 4 所示。

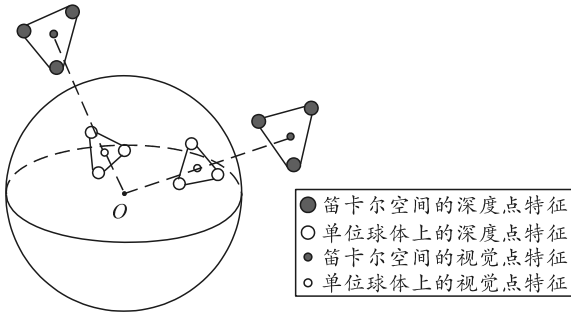


图 4 深度特征关联原理

将包含可见光信息和红外信息的视觉特征点和深度点投影到以相机为球心的单位球上，并采用极坐标的形式表示点的位置。借助球面 2 维  $K-D$  树近邻查找的方法来搜索每个视觉特征点周围的 3 个临近深度点，认为在归一化的平面上，从相机光心到特征点的直线与 3 个特征点确定的平面之间交点的深度值就是特征点的深度值，即图中虚线部分。

因为堆叠多个激光雷达帧可能会造成来自不同对象的深度模糊。深度特征验证原理如图 5 所示。

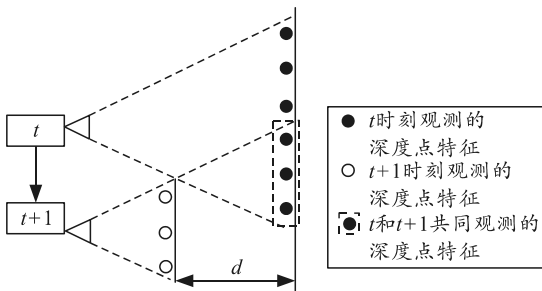
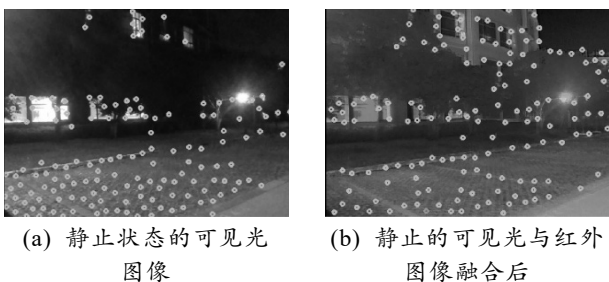


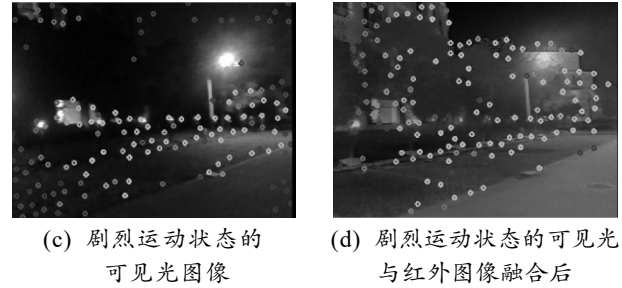
图 5 深度特征验证原理

黑色的深度点为  $t$  时刻观察到的，而当相机运动至  $t+1$  时刻本应该观察到白色的深度点，却因为多个激光雷达帧的堆叠问题观察到上一时刻  $t$  的深度点，从而导致最终获得的深度值并不准确。为避免此类情况，本文中算法借鉴文献[9]的方法，并考虑到单位距离内可提供的场景信息与计算量后给出的评判标准：如果 3 个点之间的最大距离超过 2 m，则舍弃获取该特征点的深度值，反之则保留。视觉特征深度关联的效果如图 6 所示。



(a) 静止状态的可见光图像

(b) 静止的可见光与红外图像融合后



(c) 剧烈运动状态的可见光图像

(d) 剧烈运动状态的可见光与红外图像融合后

图 6 视觉特征深度关联的效果

白色亮点为成功进行深度关联的点特征，而其他暗点为失败。从图中可以明显看出：可见光图像不但特征点的匹配效果差，而且匹配过多无关特征，增加计算复杂度和存储空间，而可见光和红外图像融合后，图像具有更加丰富的纹理信息且减少无关特征点的匹配数量，有利于增强视觉特征点和激光雷达深度点之间的关联效果，为后续定位与建图提供良好的先决条件。

### 2.2.2 视觉惯性算法失效检测

当视觉惯性里程计系统在运动状态剧烈、光照条件不足和环境纹理缺少就会造成视觉惯性系统失败。这是因为在这类环境中，成功跟踪的特征点会明显减少，而特征点太少会导致 IMU 的零偏很大以及优化失败。

面对这个问题，LVI-SAM 算法的解决方案是当视觉惯性系统跟踪的特征点少于一个阈值或者 IMU 估计出来的零偏大于一个阈值的时候，认为视觉惯性系统失败并进行故障检测和重新初始化；但每次初始化时，如果视觉惯性系统遇到低纹理场景，初始化将失败，导致定位失败以及定位精度降低。将可见光信息与红外信息结合起来，其丰富的环境纹理信息可以有效地增加跟踪特征点的数量，从而提高视觉惯性系统的鲁棒性，避免由于 IMU 的零偏过大而导致视觉惯性系统失败。

### 2.2.3 视觉惯性算法回环检测

采用词袋模型 DBoW2 进行回环检测，对于输入每个红外和可见光融合后的关键帧图像提取新的角点计算 BRIEF 描述子，并与之前的描述子进行词袋匹配。把 DBoW2 返回的回环时间帧和时间戳发给激光雷达惯性系统，由其进一步的回环验证。

## 2.3 激光雷达惯性算法

LVI-SAM 算法的激光雷达惯性算法是基于 LIO-SAM 算法实现的。笔者采用 ISAM2 算法将 IMU 预积分因子、红外增强的视觉里程计因子、激

光雷达里程计因子和回环检测因子 4 种因子添加到因子图中进行联合优化,从而实现不同传感器的多源融合。

### 2.3.1 激光雷达里程计

在激光雷达惯性算法中, LIO-SAM 算法采用 LEGO-LOMA 算法的方法对提取到的点云特征进行关键帧的筛选,将非关键帧进行舍弃。假设第  $i$  个关键帧为:

$$F_i = \{F_i^e, F_i^p\}. \quad (9)$$

式中:  $F_i^e$  为平面特征;  $F_i^p$  为边缘特征。

关键帧的选取:  $i$  时刻的系统姿态变化若超过阈值,则选取  $i+1$  时刻的激光雷达帧作为关键帧。当新的关键帧  $F_{i+1}$  到来时,利用前  $n+1$  个关键帧的特征集合  $\{F_{i-n}, \dots, F_i\}$  以及位姿估计集合  $\{T_{i-n}, \dots, T_i\}$  进行构建局部地图  $M_i$ 。

$$M_i = \{M_i^e, M_i^p\}; \quad (10)$$

$$M_i^e = \hat{F}_i^e \cup \hat{F}_{i-1}^e \cup \dots \cup \hat{F}_{i-n}^e; \quad (11)$$

$$M_i^p = \hat{F}_i^p \cup \hat{F}_{i-1}^p \cup \dots \cup \hat{F}_{i-n}^p. \quad (12)$$

式中:  $\hat{F}_i^e, \hat{F}_i^p$  为变换在世界坐标系下的第  $i$  个关键帧特征;  $M_i^e, M_i^p$  为世界坐标系下局部边缘和平面的特征地图。

### 2.3.2 激光雷达惯性算法失效检测

尽管激光雷达可以远距离捕捉环境的精细细节,但仍然会遇到扫描匹配不受约束的退化场景。激光雷达扫描点云中的特征点数量较少或者不存在唯一的可区分的特征,导致 LVI-SAM 算法只能依赖于相机图像的特征来估计机器人的状态,而且可能无法建立连贯的、基于地标的地图。此时,系统的定位和导航将变得更加困难,系统的鲁棒性和精度也随之下降。笔者借鉴文献[12]的方法,用匹配扫描过程中的非线性问题转化为迭代求解线性方程的问题:

$$\min_T \|AT - b\|^2. \quad (13)$$

式中  $T$  处线性化获得  $A$  和  $b$ 。假设  $A^{T \times A}$  的最小特征值比预设的阈值高,表明  $T$  分解后的矩阵  $A$  是非奇异矩阵,同时激光雷达惯性系统会发送故障,并舍弃当前帧的激光雷达里程计因子。

## 3 实验与结果分析

选取上海交通大学的多源多场景地面机器人

SLAM 数据集——M2DGR 中的 2 组 (Gate\_01 和 Street\_08) 来验证本文中算法。M2DGR 数据集由 1 台 Velodyne VLP-32C 的激光雷达、1 台 Realsense d435i 的深度相机、1 台 Gaode PLUG 617 的红外相机、1 台 Handsfree A9 的 IMU 和 1 套 GNSS-RTK (用于输出高精度的轨迹地面实况) 组成。笔者将所提出的算法框架与开源解决方案进行了比较,这些解决方案包括 LIO-SAM 以及 LVI-SAM。所有方法都是基于 C++ 实现的,并使用 Intel i7-12700H 的笔记本电脑在 Ubuntu 20.04 的 Linux 系统中执行。

### 3.1 可见光与红外图像融合结果

可见光与红外图像处理结果如图 7 所示。

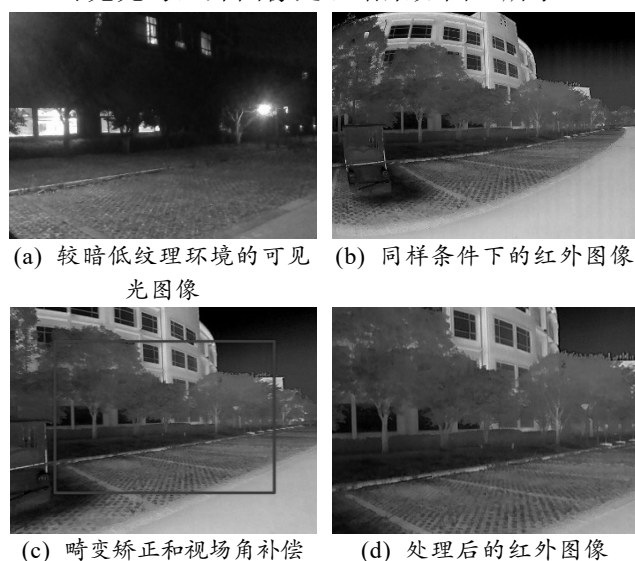


图 7 图像处理结果

由图 7 可以明显看出:红外图像视场角大于可见光图像且存在畸变。对图 7(b)进行畸变矫正和视场角补偿得到图 7(c),图 7(c)中框选区域为图像预处理的结果。对图 7(c)采取图像上下采样的方法进行分辨率补偿后得到图 7(d)。将可见光图像图 7(a)与处理后的红外图像图 7(d)进行 2 维离散小波变换并采取相应的系数融合算法进行融合,其融合流程如图 8 所示。

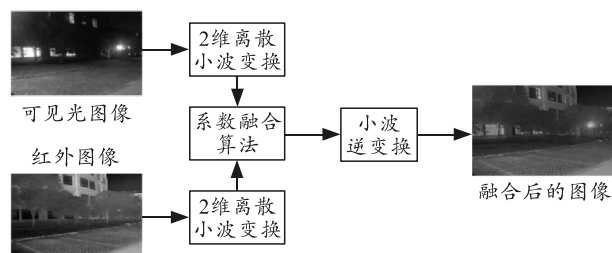


图 8 可见光图像与红外图像融合原理

融合后的图像不但能保留可见光和红外图像的

细节信息与特征，而且可以有效地降低噪声和强化对比度，提高融合图像的质量，为后续视觉特征深度关联实验奠定基础。

### 3.2 基于红外增强的视觉特征深度关联结果

M2DGR 数据集集中的 Gate\_01 数据集是在光线较弱的傍晚进行录制，Street\_08 数据集是在仅有路灯的黑夜中进行录制。因为 LVI-SAM 由 VINS-MONO 和 LIO-SAM 组合而来，且 2 个算法可以单独作用。屏蔽掉激光雷达算法的建图信息，分析对比在光线较暗的低纹理环境下，可见光-视觉惯性算法 VIS 和基于可见光与红外融合的 IE-VIS 算法的视觉特征深度关联，如图 9 所示。

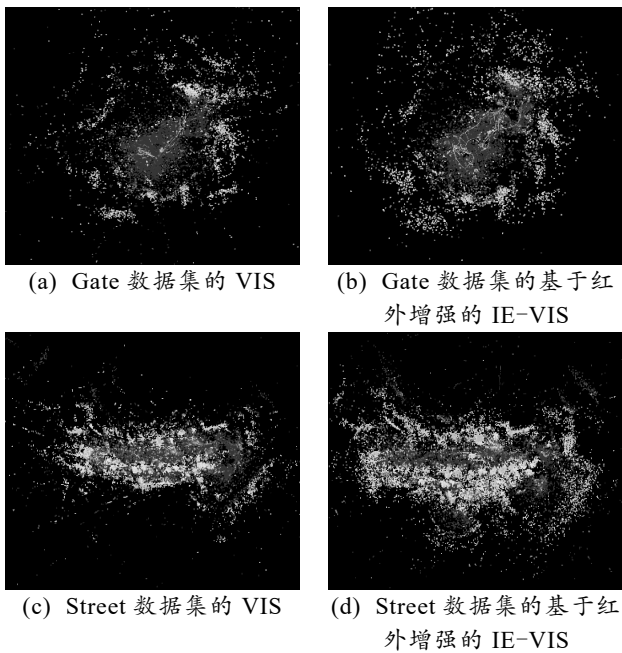


图 9 视觉特征深度关联效果

对比 Gate 数据集中图 9(a)与(b)或 Street 数据集中图 9(c)与(d)的视觉特征深度关联效果图可以得出：红外增强后的视觉特征深度关联效果可以成功匹配到更多可见光无法匹配到的特征深度点。采用红外增强的方法有效提高了视觉特征点和激光雷达深度点之间的关联效果，为后续定位与建图提供良好的先决条件。

### 3.3 基于红外增强的建图与定位结果

基于可见光的 VIS 算法上加入激光雷达惯性算法，由于激光雷达的加入使得红外增强前后的建图效果基本一致，不能通过建图效果来直观地进行对比，需通过轨迹数据来进行精度比较。在此只列举红外增强后的视觉/激光雷达/惯性组合 SLAM 算法的建图效果，如图 10 所示。

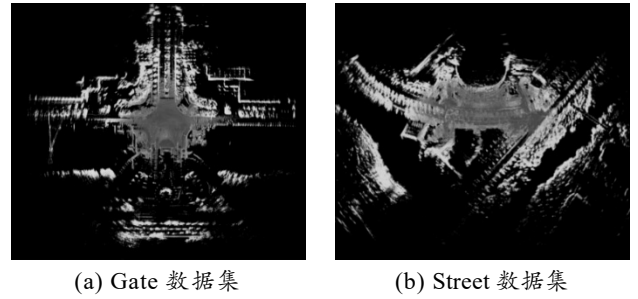


图 10 建图与定位效果

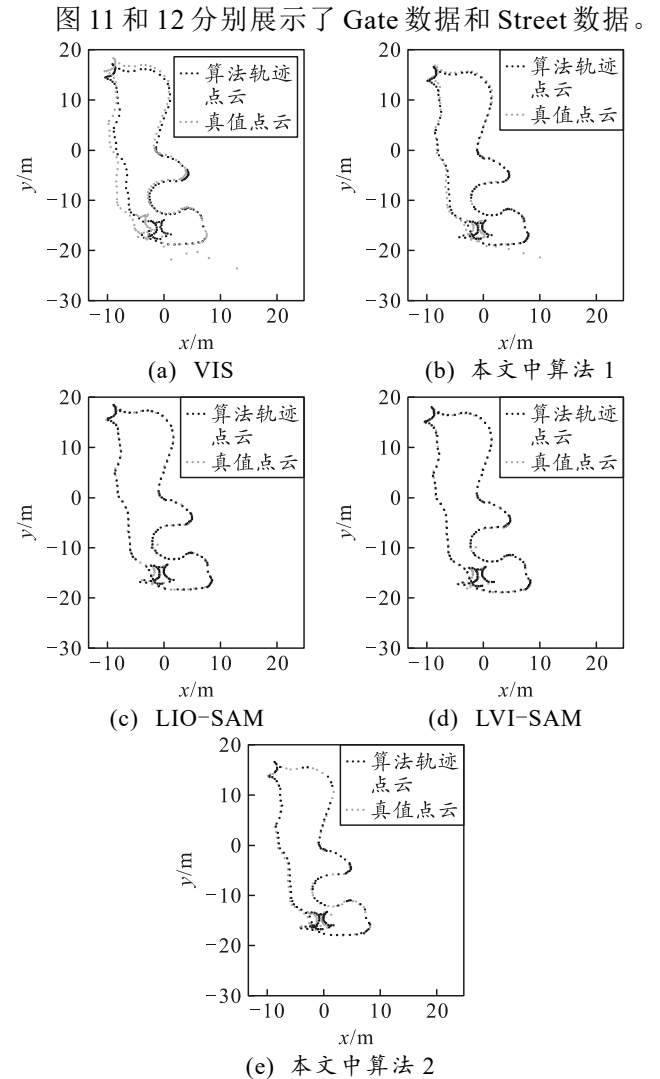
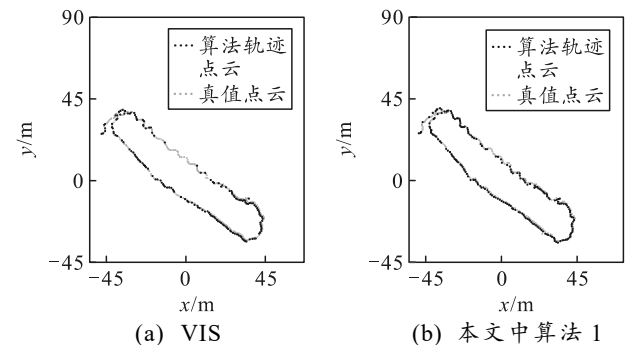


图 11 Gate 轨迹数据



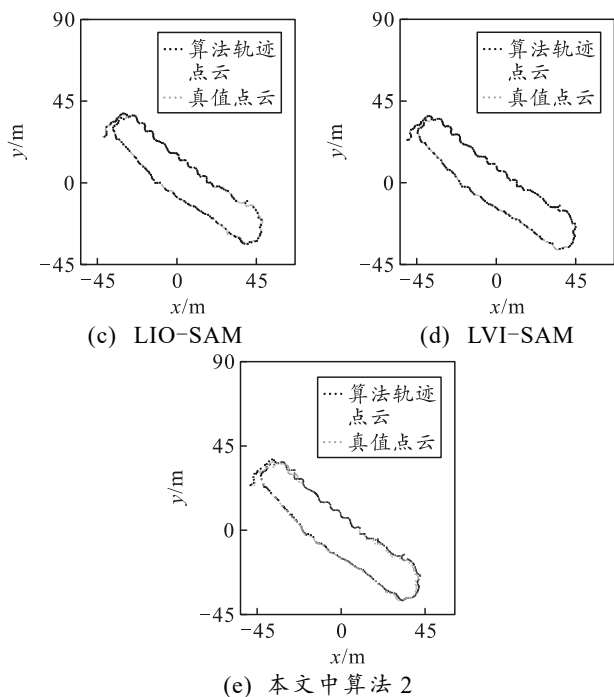


图 12 Street 轨迹数据

表 2 和 3 分别总结了 Gate 数据和 Street 数据中不同算法的轨迹点云与 GPS 真值的轨迹点云的数据比较结果，并从最大距离、平均距离和标准差来衡量轨迹的定位精度。

表 2 Gate 数据结果 m

算法	最大距离	平均距离	标准差
VIS	4.096	0.569	0.456
本文中算法 1	2.038	0.276	0.369
LIO-SAM	1.534	0.118	0.180
LVI-SAM	0.596	0.101	0.133
本文中算法 2	0.267	0.062	0.072

表 3 Street 数据结果 m

算法	最大距离	平均距离	标准差
VIS	1.676	0.178	0.174
本文中算法 1	1.262	0.162	0.164
LIO-SAM	1.060	0.143	0.142
LVI-SAM	0.415	0.099	0.120
本文中算法 2	0.374	0.073	0.087

分析 Gate 数据和 Street 数据可以得出：在较暗且低纹理的环境下，VIS 算法的最大距离和平均距离结果都较差，而经过红外增强后的本文中算法 1(IE-VIS)可以减少最大距离和平均距离；另一方面，对比原本的 LVI-SAM 算法与红外增强后的本文中算法 2，同样可以得出，通过红外增强后，原本的算法在 3 项指标衡量下的轨迹精度均优于未进行红外增强的轨迹精度，且红外相机的加入同时也增强了算法的鲁棒性。综上所述，VIS 算法、本文中算法 1、LIO-SAM 算法、LVI-SAM 算法与本文中算法 2，定位精度与鲁棒性依次增强。

## 4 结论

笔者创新性地将图像融合技术与机器人 SLAM 技术相结合，并考虑到单目视觉辅助激光雷达惯性算法在面对昏暗或低纹理环境时很容易退化降低性能。笔者基于 LVI-SAM 算法框架，提出一种基于红外增强的视觉/激光雷达/惯性里程计算法。引入红外相机并与可见光信息进行融合，同时估计机器人姿态和环境点云图，以提高视觉惯性 SLAM 算法前端特征的关联效果。结果表明：与其他传统方法相比，该算法可以有效提高准确性和鲁棒性。

## 参考文献：

- [1] SHAO W Z, VIJAYARANGAN S, LI C, et al. Stereo Visual Inertial LiDAR Simultaneous Localization and Mapping[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019.
- [2] HAN F, ZHENG H, HUANG W, et al. DAMS-LIO: A Degeneration-Aware and Modular Sensor-Fusion LiDAR-inertial Odometry[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2023.
- [3] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: An Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [4] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM[J]. IEEE Trans on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [5] CHEN W, WANG Y, CHEN H, et al. EIL-SLAM: Depth-enhanced edge-based infrared-LiDAR SLAM[J]. Field Robotics, 2022, 39(2): 117-130.
- [6] CHEN L, SUN L, YANG T, et al. RGB-T SLAM: A flexible SLAM framework by combining appearance and thermal information[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2017: 5682-5687.
- [7] POUJOL J, AGUILERA C A, DANOS E, et al. A Visible-Thermal Fusion Based Monocular Visual Odometry[C]//Iberian Robotics Conference. IEEE, 2016: 517-528.
- [8] SHIN Y, KIM A. Sparse depth enhanced direct thermal-infrared SLAM beyond the visible spectrum[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3), 2918-2925.
- [9] SHAN T X, ENGLLOT B J, RATTI C, et al. LVI-SAM: Tightly-coupled Lidar-Visual-Inertial Odometry via Smoothing and Mapping[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Washington D.C.,USA: IEEE Press, 2021: 5692-5698.
- [10] 刘雪峰, 孙巧巧, 赵文仓. 多传感器图像融合技术[J]. 现代电子技术, 2016, 39(22): 158-162.
- [11] QIN T, LI P L, SHEN SH J. VINS-Mono: A Robust and

Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator[J]. IEEE Trans. Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.

- [12] SHAN T, ENGLLOT B J, MEYERS D, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2020: 5135-5142.
- [13] SHAN T, ENGLLOT B J. LeGO-LOAM: Lightweight and Ground-Optimized Lidar Odometry and Mapping on Variable Terrain[C]//2018 IEEE/RSJ International

Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2018: 4758-4765.

- [14] HUI L, XIAO J W, JOSEF K. MDLatLRR: A Novel Decomposition Method for Infrared and Visible Image Fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4733-4746.
- [15] SHIN H, SOHN K. Asymmetric stereo imaging system for portable electronic devices[J]. Optical Engineering, 2012, 51(4): 043201.

\*\*\*\*\*  
(上接第 66 页)

2) 构建了 3 层指标体系。针对宇航元器件自主可控度评估要求, 分析宇航元器件的影响因素, 该研究构建 3 层指标体系, 其中最底层指标个数为 30 项, 指标体系中包含了生产过程要素、需求满足度、企业稳定性和生态 4 个一级指标。

3) 生成了评估方法。根据不同指标类型, 按照指标的可能取值, 采用多种方法进行量化, 其中价格、用户量和认可度等指标采用比值方式进行量化, 基于不同指标的重要性, 提出了不同的最高分, 并且基于最高分形成了最终的评估权重。

4) 提出了一种一票否决指标量化方法。为了能将一票否决指标于普通量化指标同样进行处理, 避免由于单独处理导致的资源消耗与人力消耗。该研究提出一种否决函数, 通过否决函数处理后, 其一票否决指标可以像普通指标一样进行测量和综合, 并且根据最终评价总分是否为负值, 可以确定该元器件的自主可控度是否被一票否决。

**参考文献:**

- [1] 姚莉, 王敬贤, 蔡娜. 国内外航天关键元器件发展初探[J]. 航天标准化, 2013(1): 26-29.
- [2] 游君, 董佩. 航天元器件国产化路径研究[J]. 科技经济导刊, 2018, 26(26): 48.
- [3] 王佳, 于文清. 航天元器件自主发展的思考与实践[J].

航天标准化, 2019(4): 13-15.

- [4] 苏磊, 董磊, 刘泓, 等. 航天元器件自主可控工作推进与实施[J]. 导弹与航天运载技术, 2019, 367(2): 27-30.
- [5] 王敬贤, 江理东, 张伟. 航天关键元器件国产化分析及工程实施[J]. 航天标准化, 2012(4): 6-9.
- [6] 贺峻华, 吴强, 贾静, 等. 宇航型号元器件国产化自主可控的管理模式研究[J]. 航天工业管理, 2021(4): 19-21.
- [7] 朱佳曦. 基于自主可控目标的宇航元器件管理体系研究[D]. 武汉: 武汉工程大学, 2015.
- [8] 张斌, 姬爽. 论航天器用元器件 PCS 体系的质量风险控制[J]. 中国航天, 2020(增): 60-641.
- [9] 单月晖, 连璐文, 高媛, 等. 国外航天元器件标准体系的建设简述[J]. 航天标准化, 2021(4): 37-41.
- [10] 沈雷, 左芸, 解群. 国产化平台自主可控测试工具研究设计[J]. 数字技术与应用, 2019, 37(2): 154-158.
- [11] 唐小静, 薛奇, 尚晓凡. 基于负面清单的武器装备建设自主可控度评估方法研究[J]. 军事运筹与系统工程, 2019, 33(2): 62-65.
- [12] 夏泓, 李京苑, 李应选, 等. 航天元器件自主与可控概念及量化研究[J]. 电子元件与材料, 2013, 32(7): 50-53.
- [13] 胡云龙, 解维奇, 姚静波. 航天测发系统自主可控能力评估[J]. 兵工自动化, 2020, 39(12): 43-49.
- [14] 彭晓飞, 李杰, 刘路扬, 等. 国产航天元器件自主可控应用验证方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2020, 30(5): 268-273.