

文章编号 1004-924X(2026)10-1612-12

基于 KLRK-Stab 的机器人巡检 图像增强消抖方法

杨洪涛^{1*}, 梁光磊¹, 庞好男¹, 王 辛²

(1. 安徽理工大学 机电工程学院, 安徽 淮南 232001;

2. 合肥工业大学 管理学院, 安徽 合肥 230002)

摘要: 地下巷道、综合管廊等存在光照不足和尘雾干扰强等环境干扰, 轮足机器人在此类非结构化空间内巡检易产生高频抖动, 导致搭载其上的深度相机采集的图像序列稳定性差, 降低三维重建的精度。针对上述问题, 本文提出了一种面向复杂工况的图像增强消抖方法, 首先对图像进行处理, 减弱光照变化和尘雾的影响; 随后构建 KLT (Kanade Lucas Tomasi) 特征跟踪与金字塔 LK 光流 (Pyramidal Lucas Kanade) 双分支运动估计框架: KLT 分支使用随机采样一致性算法 (Random Sample Consensus, RANSAC) 剔除异常匹配点, 获得稀疏特征运动估计; LK 光流分支使用 K 均值聚类 (K-means) 筛选主运动矢量, 获得连续光流运动估计。并提出自适应置信融合策略, 通过动态权重分配获得全局运动估计, 并对原始图像进行定量补偿, 得到稳定的图像序列。实验结果验证 KLRK-Stab (KLT and LK-based Robust Stabilization) 方法在峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性指数 (Structural Similarity Index Measure, SSIM) 等指标均优于其他算法。在三维重建层面上, 点云厚度从消抖前的 0.111~0.163 m 收敛至 0.058~0.084 m, 表明三维重建精度获得了提升, 本方法能够有效提升三维重建的可靠性。

关键词: 复杂工况; 增强消抖; 特征跟踪; 光流; 三维重建精度

中图分类号: TP391 文献标识码: A

doi: 10.37188/OPE.20263410.1612 CSTR: 32169.14.OPE.20263410.1612

KLRK-Stab-based image enhancement and stabilization method for robot inspection

YANG Hongtao^{1*}, LIANG Guanglei¹, PANG Haonan¹, WANG Xin²

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui University of Science and Technology,
Huainan 232001, China;

2. College of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230002, China)

* Corresponding author, E-mail: lloyd@163.com

Abstract: Underground roadways and utility tunnels are commonly affected by adverse environmental conditions such as insufficient illumination and severe dust or haze interference. During inspection in such unstructured spaces, wheeled-legged robots are prone to high-frequency jitter, which degrades the stability of image sequences captured by onboard depth cameras and, consequently, reduces the accuracy of three-dimensional reconstruction. To address this issue, this study proposed an image enhancement and stabilization method. First, the image is processed to reduce the influence of lighting changes and dust/haze. Then, a dual-branch motion estimation framework is constructed: the KLT branch uses the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm to eliminate outlier matching points and obtain sparse feature motion estimation; the LK branch uses K-means clustering to select the main motion vector and obtain continuous optical flow motion estimation. An adaptive confidence fusion strategy is proposed to obtain global motion estimation through dynamic weight allocation, and the original image is quantitatively compensated to obtain a stable image sequence. Experimental results verify that the KLRK-Stab (KLT and LK-based Robust Stabilization) method outperforms other algorithms in terms of Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity Index Measure (SSIM). On the 3D reconstruction level, the point cloud thickness converges from 0.111~0.163 m before jitter removal to 0.058~0.084 m, indicating that the 3D reconstruction accuracy has improved, and this method can effectively improve the reliability of 3D reconstruction.

收稿日期: 2026-03-30; 修订日期: 2026-05-19.

基金项目: 安徽省重点研究与开发计划 (No. 202004a07020046)

tion method for complex operating conditions. Firstly, the acquired images were processed to suppress the effects of illumination variation as well as dust and haze disturbance. Subsequently, a dual-branch motion estimation framework based on KLT (Kanade - Lucas - Tomasi) feature tracking and pyramidal LK (Lucas - Kanade) optical flow was constructed. In the KLT branch, the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm was used to remove abnormal matched points and obtain sparse feature-based motion estimates. In the LK optical-flow branch, K-means clustering was used to select dominant motion vectors and obtain continuous optical-flow-based motion estimates. An adaptive-confidence fusion strategy was further proposed to obtain global motion estimates through dynamic weight allocation. The original image was then quantitatively compensated to generate stable image sequences. Experimental results demonstrate that the proposed KLRK-Stab (KLT and LK-based Robust Stabilization) method outperforms other algorithms in terms of Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity Index Measure (SSIM). At the level of three-dimensional reconstruction, the point-cloud thickness is reduced from 0.111-0.163 m before stabilization to 0.058-0.084 m after stabilization, indicating an improvement in reconstruction accuracy and effectively enhancing the reliability of three-dimensional reconstruction.

Key words: complex operating conditions; image enhancement and stabilization; feature tracking; optical flow; 3D reconstruction accuracy

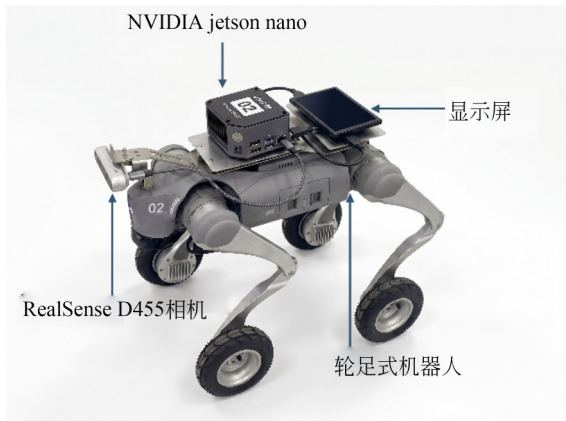
1 引言

轮足机器人具有运动灵活、越障能力强等优势,适用于地铁隧道和矿山巷道等非结构化地下空间巡检。其通常搭载深度相机获取环境图像,并结合图像处理技术实现三维重建、目标检测及尺寸测量。然而,地下空间普遍存在光照不足与分布不均、尘雾以及纹理单一等问题,导致采集图像质量下降。同时,轮足机器人在复杂非结构化地形中运动时,受地形起伏及轮腿运动扰动影响,机体质心易产生三维漂移,进而引起图像序列的高频随机抖动。上述因素共同作用,会降低图像清晰度,影响点云重建的几何约束,最终导致地下空间三维模型重建精度下降。

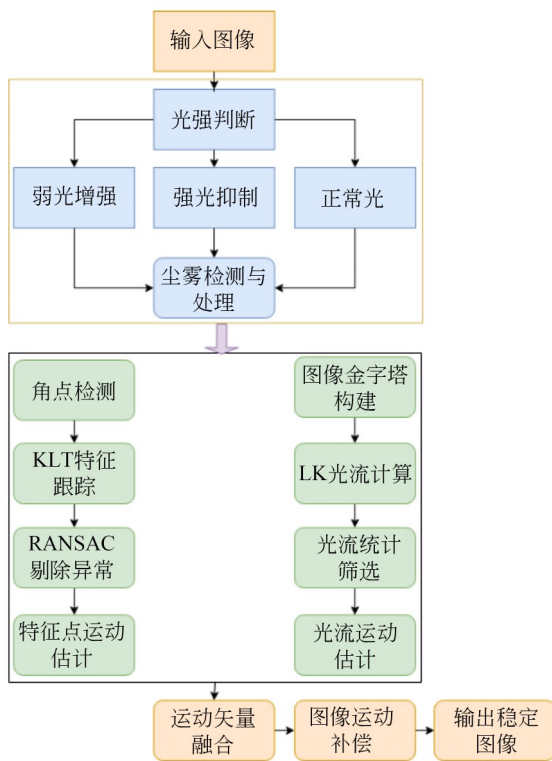
近年来,国内外学者针对复杂场景下的图像稳定问题开展了研究,相关工作主要涉及巡检感知、退化图像预处理、运动估计优化及稳像模型设计等方面。在机器人巡检视觉感知方面,Panigati 等对无人平台桥梁巡检技术进行了系统分析,指出图像是工程结构状态识别与损伤分析的重要信息来源^[1]。Vijayakumar 等面向小型机器人提出轻量化数字稳像方法,验证了运动提取、运动平滑和图像变换流程在机器人平台中的适用性^[2]。在图像预处理方面,针对低照度图像亮

度不足、噪声干扰及细节缺失等问题,袁姮等提出双路混合注意力的跨层次特征聚合图像增强方法,通过多尺度特征采样与跨层次融合提升图像亮度恢复和细节保持能力^[3]。Jeon 等提出基于混合颜色空间伽马校正先验的低照度图像增强方法,改善了弱光场景下的亮度不足和颜色失真问题^[4]。Khan 等面向真实环境提出无参考自适应低照度图像增强方法,提高了自然场景中低照度图像的视觉质量^[5]。Wang 等基于大气散射模型提出低照度图像亮度与饱和度增强方法,为低照度与散射退化耦合条件下的图像恢复提供了参考^[6]。针对尘雾造成的图像对比度衰减和边缘细节模糊问题,黄凰等提出改进暗通道先验的大幅面倾斜影像快速去雾方法,在提升图像清晰度的同时兼顾了处理效率^[7]。此外,Huang 等将 Transformer 结构用于退化图像的去模糊任务,提高了动态成像条件下的图像恢复效果^[8];Kim 等针对真实运动模糊图像提出频率感知的去模糊方法,通过时序信息和频域特征增强运动模糊恢复能力^[9]。

在运动估计优化与稳像模型设计方面,现有研究主要围绕全局运动建模精度、光流运动表征能力、复杂运动鲁棒性和全帧补偿效果展开。James 等提出 GlobalFlowNet,通过深度蒸馏获得



(a) 轮足巡检机器人
(a) Wheeled quadruped inspection robot



(b) 图像增强消抖算法架构
(b) Architecture of the image enhancement and stabilization

图 1 整体框架

Fig. 1 Overall framework

更稳定的全局运动估计,有效抑制局部光流噪声对稳像变换的影响^[10]。Lu等将光流作为时空注意力学习器,用于增强图像序列中的运动表征能力,为复杂运动条件下的光流建模提供了新的思路^[11]。Wang等提出SOFT方法,引入Transformer对稀疏光流进行全局建模,并结合自监督

策略和四元数表示提升稳像中相机运动估计的鲁棒性^[12]。Ali等提出面向全帧图像稳像的元学习方法,通过测试时自适应增强不同图像序列下的稳像泛化能力^[13]。Kerim等通过构建不利条件下的合成训练数据,提升了稳像模型在复杂环境中的适应能力^[14]。

尽管现有研究在模型设计与稳定性提升方面取得了一定进展,但多数方法主要面向自然光场景,且单一运动估计策略难以兼顾稳定性与准确性,在复杂干扰条件下易出现估计失效。针对地下空间中普遍存在的光照不均、尘雾及高频抖动叠加等问题,现有方法仍缺乏有效的针对性解决方案。为此,本文提出一种面向复杂工况的图像增强消抖方法。该方法首先构建帧级光照状态判别机制,并根据不同光照类型执行差异化增强、去噪和去尘雾处理,为后续运动估计提供稳定纹理基础。并设计KLT特征跟踪与金字塔LK光流双分支运动估计框架。KLT分支利用RANSAC提高特征匹配的几何一致性,LK光流分支利用K-means抑制局部异常光流干扰。随后,提出自适应置信融合策略,实现复杂环境下的稳健运动估计和图像定量补偿,完成鲁棒的图像增强消抖,提升复杂工况下视觉感知的稳定性。

2 轮足机器人图像采集与增强

2.1 图像采集与增强消抖工作流程

本文选用的宇树Unitree Go2-w轮足机器人如图1(a)所示,搭载RealSense D455深度相机用于采集环境图像数据,送入Jetson Nano计算机进行处理。轮足机器人在非结构化地形的地下空间巡检时,不仅面临着光照不足、尘雾遮挡以及纹理单一等环境干扰,还受到机器人运动抖动的影响,使深度相机采集的图像质量下降,进而导致点云重建质量退化。

针对上述问题,本文引入亮度与灰度分布分析对输入图像进行自适应增强,以提升后续运动估计的稳定性。在运动估计阶段,本文构建KLT特征分支和金字塔LK光流分支。KLT分支通过RANSAC剔除误匹配点,获得稀疏运动估计;

LK 光流分支通过 K-means 聚类筛选主运动矢量,获得连续运动估计。随后,根据两类估计结果的置信度进行自适应加权融合,得到帧间全局运动参数,并据此构建增强后图像,利用 PSNR、SSIM 等指标评估增强效果,具体流程如图 1(b) 所示。为进一步分析图像消抖对三维重建几何一致性的影响,本文将消抖前后的图像序列分别输入三维重建流程,并通过重建点云的切片厚度

评价图像序列稳定性对空间结构恢复结果的影响。

2.2 图像自适应增强算法

为降低光照不足、光照不均和尘雾遮挡等复合退化因素对运动估计的影响,本文在运动补偿前引入帧级自适应增强模块,对每帧图像进行自适应增强,典型图像的帧级自适应增强处理过程如图 2 所示。



图 2 帧级自适应增强处理过程图

Fig. 2 Process of frame-level adaptive enhancement

首先建立基于统计特征的帧级光照状态判别机制。设输入彩色图像帧为 I_t , 为降低算力将其转换为灰度图 G_t 。本文选取亮度均值 μ_t 和中位数 m_t 作为整体曝光水平的核心指标:

$$\begin{cases} \mu_t = \frac{1}{HW} \sum_{x,y} G_t(x,y) \\ m_t = \text{median}(G_t) \end{cases} \quad (1)$$

并且设定高亮阈值 T_h 与低亮阈值 T_l , 统计过曝区域比例 r_h 与欠曝区域比例 r_l 从而量化当前帧的光照分布特性, 其中 T_h 和 T_l 取灰度分布的高/低分位阈值, 用于鲁棒表征曝光比例:

$$\begin{cases} r_h = \frac{|\{G_t > T_h\}|}{HW} \\ r_l = \frac{|\{G_t < T_l\}|}{HW} \end{cases} \quad (2)$$

因此, 基于特征向量 $f_t = [\mu_t, m_t, r_h, r_l]$, 将当前帧的光照状态划分为强光、低照度与正常光照三类。针对判别出的不同光照类别, 本文实施差异化的策略以解决特定类型的视觉退化。

当判定为强光帧时, 针对局部过曝与纹理白化问题, 采用分段线性映射对超过阈值 T_h 的高亮像素进行范围压缩, 其中 $\alpha \in (0, 1)$ 为压缩系数, 旨在抑制饱和度的同时保留高光区域内部的梯

度信息:

$$G'_t(x,y) = \begin{cases} G_t(x,y) & , G_t(x,y) \leq T_h \\ T_h + \alpha(G_t(x,y) - T_h) & , G_t(x,y) > T_h \end{cases} \quad (3)$$

反之, 当判定为低照度帧时, 依据当前帧平均亮度 μ_t , 动态计算伽马值 γ_t , 通过缩放常数 c 保证亮度越低增强强度越大, 并引入微小常数 ϵ 以避免分母为零。同时设置上限 γ_{\max} 以防止极低照度下因过度增强引发的噪声急剧放大, 确保增强后的信噪比处于可控范围:

$$\gamma_t = \min\left(\gamma_{\max}, \frac{c}{\mu_t + \epsilon}\right) \quad (4)$$

在完成光照处理后, 为进一步缓解尘雾散射引起的对比度衰减与细节模糊, 引入去尘雾处理模块。利用暗通道先验理论构造暗通道图 D_t , 该过程通过在以像素 x 为中心的 15×15 局部窗口 $\Omega(x)$ 内, 寻找 RGB 三个颜色通道 $\{r, g, b\}$ 中的最小值来构建, 该参数可表征局部窗口内的暗像素强度分布, 进而估计透射率并恢复场景辐射度:

$$D_t(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} I_t^c(y) \right) \quad (5)$$

在获得去尘雾后的场景辐射度 I_t^{dehaze} 后, 考虑

到直接去尘雾往往会导致色彩饱和度过高,本文设计了加权融合策略。引入融合权重 $\beta \in [0, 1]$ 在去雾后图像与原始输入图像 I_t 之间进行线性插值,得到初步恢复图像 \hat{I}_t :

$$\hat{I}_t = \beta I_t^{\text{dehaze}} + (1 - \beta) I_t. \quad (6)$$

在此基础上再设计混合去噪策略,融合中值滤波对噪声的抑制能力与高斯滤波的平滑特性,通过调节平衡因子 λ ,可在高频噪声抑制与边缘细节保留之间实现有效折中,最终输出处理后的图像 I_{denoise} :

$$I_{\text{denoise}} = \lambda \times \text{Med}(\hat{I}_t) + (1 - \lambda) \times \text{Gauss}(\hat{I}_t). \quad (7)$$

最后,为提高处理结果的准确性,本文在模块末端引入反馈校验机制。该机制以亮度恢复程度和对比度增益作为质量评估指标,当评价结果未满足预设阈值时,系统将自动判定处理不足,并对当前帧执行再次处理。若检测到去雾后对比度提升不足,则判定为去雾不足,并适度提高去雾融合权重 β ;若反馈显示暗区占比仍过高或有效特征不足,系统将自动判定为增强不足,并适度提高低照度参数 c ;若检测到亮度仍然过高时,则判定为过增强风险,触发约束以降低 γ_{max} 。通过上述处理流程,系统能够在复杂工况下稳定输出结构清晰的图像序列。

3 基于特征与光流融合的图像消抖算法

3.1 基于RANSAC的KLT特征跟踪运动估计

地下空间环境中常伴随弱纹理、光照不均和尘雾等干扰,导致稀疏特征匹配易出现观测不足和误匹配增多的问题。若直接对全部特征位移进行统计,会使异常值干扰全局运动估计。为此,本文在KLT跟踪的基础上,引入RANSAC异常剔除机制,以获得更可靠的稀疏运动观测。首先设第 t 帧与第 $t+1$ 帧中第 i 个特征的像素坐标分别为 $\mathbf{p}_t^i = [x_t^i, y_t^i]^T$ 与 \mathbf{p}_{t+1}^i ,其对应的位移向量定义为:

$$\Delta \mathbf{p}_i = \mathbf{p}_{t+1}^i - \mathbf{p}_t^i. \quad (8)$$

在特征邻域窗口内,通过最小化帧间灰度残差来最优估计位移量:

$$\Delta \mathbf{p}_i = \arg \min_{\mathbf{q} \in \Omega} \left| \tilde{I}_{t+1}(\mathbf{q} + \Delta \mathbf{p}) - \tilde{I}_t(\mathbf{q}) \right|^2. \quad (9)$$

在相邻帧时间间隔较短的条件下, $\Delta \mathbf{p}_i$ 可近似表征相机在两帧间的刚体运动。然而,受光照变化、尘雾遮挡及弱纹理等环境的影响,部分特征将产生与全局主运动相悖的异常位移。为抑制异常值干扰,本文采用RANSAC剔除KLT初始匹配中的异常点。首先从匹配集合中采样部分匹配点,估计候选主运动模型;随后计算全部匹配点相对于该模型的几何误差 e_i ,并根据阈值 τ 判定内点与外点:

$$Y = \{i \mid e_i < \tau\}. \quad (10)$$

基于筛选后的内点集合,本文采用内点位移的稳健统计结果求解KLT分支的全局运动向量:

$$\mathbf{v}_{\text{KLT}} = \text{median}_{i \in Y}(\Delta \mathbf{p}_i). \quad (11)$$

该过程可以有效剔除与主运动不一致的误匹配点,降低异常跟踪对运动估计的影响,整体如图3所示(彩图见期刊电子版)。

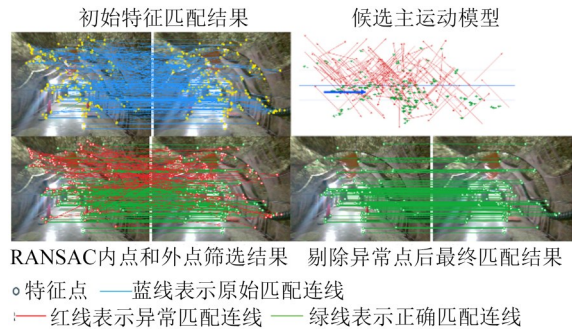


图3 RANSAC异常匹配剔除过程

Fig. 3 RANSAC-based outlier matching rejection process

3.2 基于多尺度金字塔的LK光流运动估计

地下空间中特征分布稀疏,稀疏特征法易因有效匹配样本不足而发生退化。为充分挖掘图像连续区域的像素级运动信息,本文采用多尺度金字塔LK光流算法对相邻帧进行运动估计,如图4所示。

通过由粗到细的逐层求解策略,提升了算法对大位移的适应能力及数值稳定性。该方法的基本前提为灰度一致性假设,即:

$$\tilde{I}(x, y, t) = \tilde{I}(x + u, y + v, t + 1), \quad (12)$$

其中: u, v 分别为水平与垂直方向的位移分量。首先针对 I_t 与 I_{t+1} 构建从第1层至第 L 层的图像金字塔,并在顶层估计粗略光流,将大位移压缩

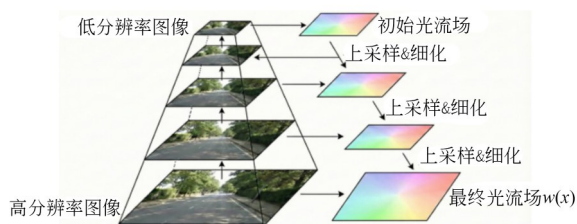


图 4 光流金字塔示意图

Fig. 4 Schematic of the optical flow pyramid

至低分辨率下的小位移求解范围内;随后逐层恢复至高分辨率,得到精细光流场:

$$\boldsymbol{w}(x)=[u(x),v(x)]^T, \quad (13)$$

其中: x 为像素位置, $\boldsymbol{w}(x)$ 为该位置处的光流矢量, $u(x)$ 和 $v(x)$ 分别为水平和垂直方向的位移分量。为从光流场中提取主运动分量,本文结合光流矢量的位置和灰度差进行 K-means 聚类筛选,示意过程如图 5 所示,关键参数如表 1 所示。

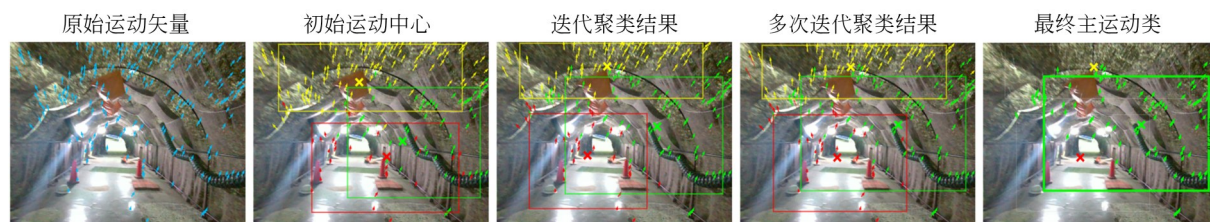


图 5 K-means 运动矢量聚类筛选过程

Fig. 5 K-means-based motion vector clustering and screening process

表 1 K-means 运动矢量聚类过程参数

Tab. 1 Key process parameters of K-means motion-vector clustering

步骤	聚类中心位置/pixel	平均灰度差	矢量数	结论
原始运动	(405.35, 260.98)	18.649 1	171	原始中心
初始中心	(287.18, 107.22)	17.701 8	114	初始中心
迭代聚类	(361.62, 301.13)	20.333 3	63	开始收敛
多次迭代	(436.09, 223.04)	18.013 3	298	逐步收敛
最终聚类	(429.55, 215.44)	17.963 8	304	主运动类

3.3 基于特征与光流融合的自适应消抖方法

特征跟踪能够提供稳定的稀疏结构约束,光流估计则可在弱纹理区域补充运动信息,二者具有较好的互补性。然而,特征方法在弱纹理条件下易失效,光流方法在强抖动干扰下易出现异常估计。针对上述问题,本文提出一种基于置信度的自适应融合消抖框架,如图 6 所示,并行估计 $\boldsymbol{v}_{\text{klt}}$ 与 $\boldsymbol{v}_{\text{lk}}$,并依据其可靠性动态分配权重,最终解

初始光流中存在异常的运动矢量;经过中心初始化、迭代更新和聚类后,运动矢量逐步向主运动区域集中,聚类中心由(287.18, 107.22)更新至(429.55, 215.44),矢量数由 114 增加至 304,最终平均灰度差为 17.963 8。因此,将最终聚类结果作为主运动集合 C 。为降低类内残余异常矢量的影响,本文根据光流矢量与主运动中心 $\bar{\boldsymbol{w}}_C$ 的距离分配权重。由此, LK 光流分支的全局运动估计可表示为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}_{\text{LK}} = \sum_{x_j \in C} \boldsymbol{\omega}_j \boldsymbol{w}(x_j), \\ \boldsymbol{\omega}_j = \frac{\exp(-\|\boldsymbol{w}(x_j) - \bar{\boldsymbol{w}}_C\|_2^2 / \sigma^2)}{\sum_{x_j \in C} \exp(-\|\boldsymbol{w}(x_j) - \bar{\boldsymbol{w}}_C\|_2^2 / \sigma^2)}, \end{cases} \quad (14)$$

其中: $\boldsymbol{\omega}_j$ 为由聚类确定的归一化权重, σ 为权重衰减参数。该参数由聚类中心确定,用于增强靠近主运动中心的光流矢量。

算出全局运动矢量 \boldsymbol{v}_t :

$$\boldsymbol{v}_t = \boldsymbol{\omega}_{\text{klt}} \boldsymbol{v}_{\text{klt}} + \boldsymbol{\omega}_{\text{lk}} \boldsymbol{v}_{\text{lk}}, \quad (15)$$

其中: $\boldsymbol{\omega}_{\text{lk}} = 1 - \boldsymbol{\omega}_{\text{klt}}$,该机制使得融合权重能够随工况变化进行调整:当强抖动导致光流一致性降低时,系统自动提高 $\boldsymbol{\omega}_{\text{lk}}$,侧重于稀疏估计;当弱纹理导致特征数下降时,则提高 $\boldsymbol{\omega}_{\text{lk}}$,利用光流趋势抑制因特征退化造成的估计不稳。在获取最优全局运动矢量 \boldsymbol{v}_t 后,对当前帧执行反向位移校正

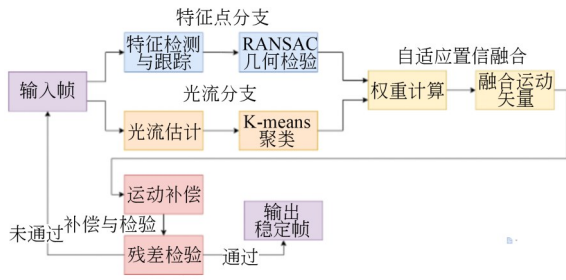


图6 图像消抖算法原理图

Fig. 6 Block diagram of the image stabilization algorithm

以实现消抖补偿。记补偿后的稳定帧为 I_i^{stab} , 则有:

$$I_i^{\text{stab}}(x) = \tilde{I}_i(x + v_i). \quad (16)$$

本文在融合与补偿后引入了基于残差的快速校验机制。当评价指标超出预设的目标范围时,系统将触发异常剔除策略。为进一步验证补偿效果,本文对融合补偿前后的残差进行了分析,结果如图7所示。残差采用参考帧与补偿帧之间的灰度差表示:

$$R(x, y) = |I_r(x, y) - I_c(x, y)|, \quad (17)$$

其中: I_r 为参考帧, I_c 为补偿后图像, $R(x, y)$ 为像素位置 (x, y) 处的残差值。补偿前平均残差为 17.257 2; 经 KLT, LK 和融合补偿后, 平均残差分别降至 11.385 0, 9.137 5 和 8.001 6。融合补偿残差最低, 表明其可进一步提高帧间稳定性。

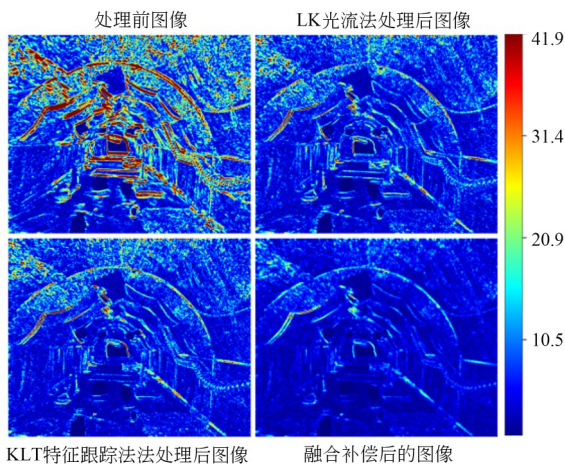


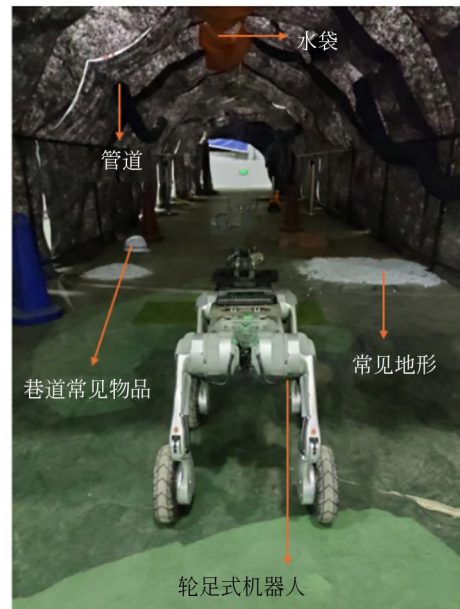
图7 融合补偿前后的残差热力图对比

Fig. 7 Comparison of residual heatmaps before and after fusion compensation

4 实验设计与结果分析

4.1 实验设计与场景布置

为验证所提出图像自适应增强与消抖算法的鲁棒性, 本文在模拟巷道中开展实验验证。如图8所示, 本文搭建了一个模拟巷道。该巷道尺寸为长 20 m、宽 3 m、高 2.2 m, 内部布置了多种典型设备与障碍物, 以最大程度还原地下空间的复杂环境特性。巷道内配置了 LED 光源阵列以模拟强光与弱光条件, 同时配备鼓风机和烟雾机用于产生可控尘雾干扰。



(a) 实验场景布置

(a) Experimental scenarios



(b) 实验设备

(b) Experimental equipment

图8 实验场景与设备

Fig. 8 Experimental scenarios and equipment

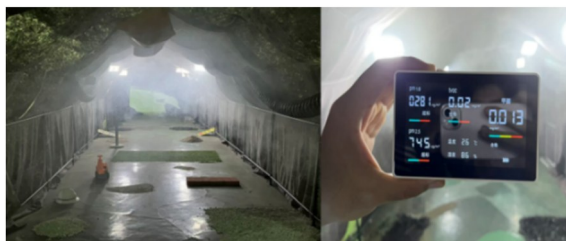
如图 9 所示,实验中布置了三种代表性干扰场景:弱光环境(5.5 lux)、强光环境(1 097 lux)以及强光与尘雾复合环境(1 097 lux, PM2.5 浓度为 745 $\mu\text{g}/\text{m}^3$)。巡检系统搭载于轮足式机器人平台,并在巷道内进行往返移动采集数据。



(a) 强光场景
(a) Strong light scenario



(b) 弱光场景
(b) Low-light scenario



(c) 强光和尘雾复合场景
(c) Combined scenario of strong light and dust-fog

图 9 典型干扰场景

Fig. 9 Typical interference scenarios

4.2 图像增强实验效果分析

为定量评价图像处理前后效果,本文采用 PSNR 和 SSIM 作为图像质量评价指标,具体计算方式如下所示。

首先设参考图像为 I ,处理后图像为 \hat{I} ,图像尺寸为 $H \times W$,则均方误差(Mean Square Error,

MSE)为:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [R(i,j) - S(i,j)]^2, \quad (18)$$

其中: $R(i,j)$ 表示参考图像在像素位置 (i,j) 处的灰度值, $S(i,j)$ 表示处理后图像在同一位置处的灰度值, M 和 N 分别表示图像的高度和宽度。

由式(18)得到均方误差后,PSNR 可进一步表示为:

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{L^2}{MSE} \right), \quad (19)$$

其中: L 表示图像允许的最大灰度值。对于本文的图像, $L = 255$ 。

而 SSIM 的计算公式为:

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (20)$$

其中: x 和 y 分别表示参考图像 R 和处理后图像 S 中的局部图像窗口, μ_x 和 μ_y 分别为 x 和 y 的灰度均值, σ_x^2 和 σ_y^2 分别为 x 和 y 的方差, σ_{xy} 为二者的协方差, C_1 和 C_2 为稳定常数,用于避免分母接近零造成数值不稳定。本文取:

$$C_1 = (K_1L)^2, C_2 = (K_2L)^2, \quad (21)$$

其中: $K_1 = 0.01, K_2 = 0.03$ 。

实际实验中本文选取不同干扰场景下增强处理前后的图像序列进行对比分析。如图 10 所示,原始图像序列中存在明显的模糊,经本文方法处理后,图像的局部纹理的可辨性均有所提升。

针对图像处理前后特征跟踪稳定性的变化,本文选取同一序列中的相邻图像帧开展特征跟踪实验,结果如图 11 所示(彩图见期刊电子版)。图中绿色连线表示特征点之间的有效匹配关系。可以看出,在复杂条件下,图像中仍能够在巷道壁面、地面纹理和远端结构区域提取到较稳定的特征点。相邻帧之间的匹配连线整体呈现较一致的方向分布,说明该分支能够提供有效的稀疏运动约束。

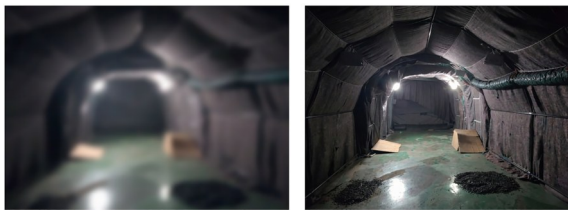
在此基础上,为进一步分析各功能模块对图像增强消抖效果的贡献,本文设置了模块消融实验,结果如表 2 所示。

未进行预处理时,PSNR 和 SSIM 分别为 28.15 dB 和 0.841 0,说明光照退化、尘雾干扰和噪声会削弱运动估计的稳定性。仅采用 KLT 特



(a) 强光环境处理前后效果对比图

(a) Comparison before and after enhancement in the strong light environment



(b) 弱光环境处理前后效果对比图

(b) Comparison before and after enhancement in the low-light environment



(c) 强光尘雾环境处理前后效果对比图

(c) Comparison before and after enhancement in the strong light and dust-fog environment

图 10 不同环境下图像增强前后对比

Fig. 10 Visual comparison of image enhancement results under various scenarios

征分支时, PSNR 和 SSIM 提升至 29.45 dB 和 0.892 4, 表明稀疏特征跟踪能够提供一定的帧间

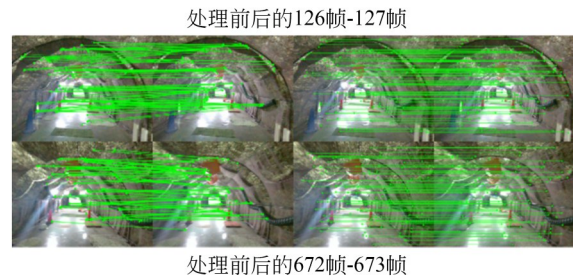


图 11 图像处理前后的特征跟踪结果

Fig. 11 Feature tracking results before and after image processing

运动约束。在此基础上加入 RANSAC 后, PSNR 进一步提升至 35.20 dB, 说明异常匹配点剔除能够提高稀疏运动估计的可靠性。对于光流分支, 单独采用 LK 光流时 PSNR 和 SSIM 分别为 32.18 dB 和 0.925 6; 引入 K-means 主运动矢量筛选后, 二者提升至 40.76 dB 和 0.947 1, 表明聚类筛选能够有效抑制局部异常光流干扰。完整方法融合了预处理、KLT-RANSAC 分支和 LK-K-means 分支, 最终取得 45.42 dB 的 PSNR 和 0.968 8 的 SSIM。该结果说明, 各模块之间具有较好的互补性, 所提融合策略能够进一步提升复杂工况下图像序列的稳定性。为进一步评价所提方法的综合性能, 本文将其与 StabNet, DIFRINT 和 DUT 等代表性稳像算法进行对比, 结果如表 3 所示。本文方法的 PSNR 和 SSIM 均为最高, 分别达到 45.42 dB 和 0.968 8; 运行时间为 80.8 s, 与 DUT 接近, 并低于 DIFRINT。结果表明, 本文方法能够获得更好的图像质量。

表 2 不同模块消融实验结果

Tab. 2 Ablation results of different modules

实验序列	消融模块	预处理	KLT 特征跟踪	RANSAC	LK 光流	K-means	PSNR/dB	SSIM	运行时间/s
1	纯运动估计	×	√	√	√	√	28.15	0.841 0	79.3
2	KLT 特征	√	√	×	×	×	29.45	0.892 4	81.4
3	KLT+RANSAC	√	√	√	×	×	35.20	0.905 4	80.6
4	LK 光流	√	×	×	√	×	32.18	0.925 6	82.3
5	LK+K-means	√	×	×	√	√	40.76	0.947 1	81.1
6	本文方法	√	√	√	√	√	45.42	0.968 8	80.8

表 3 不同算法处理图像后的效果对比

Tab. 3 Comparison of image processing results of different algorithms

算法	PSNR/dB	SSIM	运行时间/s
StabNet	27.61	0.854 1	77.4
DIFRINT	33.45	0.887 6	88.5
DUT	36.12	0.910 5	79.2
本文方法	45.42	0.968 8	80.8

4.3 图像消抖实验分析

在完成图像增强消抖处理后,为系统评估图像抖动对三维重建精度的影响,本文分别采用消抖处理前后的图像序列进行点云重建,其结果如图 12 所示。

本文选取高度方向 H1~H3 和宽度方向 W1~W3 作为代表性测量位置,分别统计消抖前

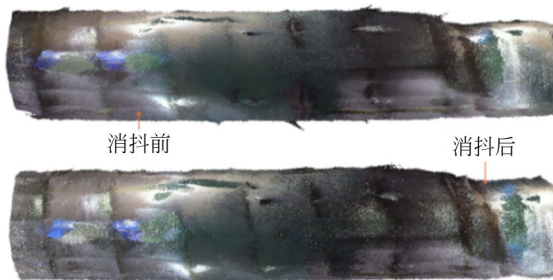


图 12 消抖前后点云

Fig. 12 Point clouds before and after stabilization

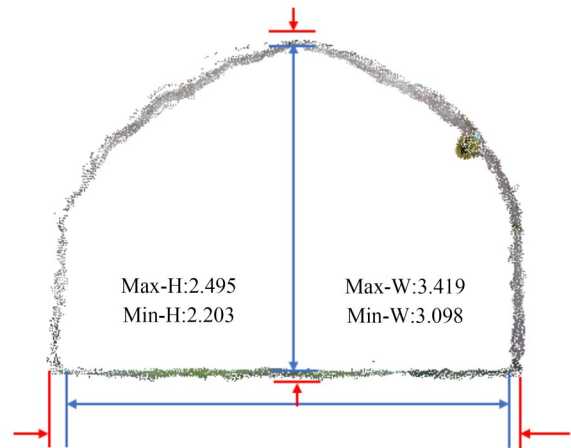


图 13 点云切片尺寸测量

Fig. 13 Dimensional measurement of the point cloud slice

后点云的最小值、最大值、平均距离以及由此计算得到的点云厚度,如图 13 所示。由表 4 可知,消抖前各切片位置的测量厚度整体偏高,且数值波动较为明显。高度方向 H1~H3 的测量厚度分别为 0.146 m, 0.111 m 和 0.126 m;宽度方向 W1~W3 的测量厚度集中在 0.111~0.163 m 区间。经消抖处理后,各项测量指标均有改善:高度方向切片厚度降低至 0.071 m, 0.062 m 和 0.061 m,较消抖前减少约 44%~51%;宽度方向切片厚度降至 0.058~0.084 m,整体降幅约为 48%~63%。这表明消抖处理后点云精度得到提高。

表 4 消抖前后点云切片厚度测量

Tab. 4 Point cloud slice thickness measurement before and after stabilization

(m)

测量项目	消抖前点云切片				消抖后点云切片			
	Min	Max	平均值	厚度	Min	Max	平均值	厚度
H1	2.203	2.495	2.349	0.146	2.202	2.344	2.273	0.071
H2	2.233	2.455	2.344	0.111	2.245	2.369	2.307	0.062
H3	2.198	2.450	2.324	0.126	2.206	2.327	2.267	0.061
W1	3.098	3.419	3.259	0.160	3.102	3.218	3.160	0.058
W2	3.081	3.407	3.244	0.163	3.101	3.269	3.185	0.084
W3	3.109	3.435	3.272	0.162	3.107	3.267	3.187	0.080

5 结 论

针对地下空间巡检中环境干扰与高频抖动

共同作用所导致的图像模糊问题,本文提出一种融合 KLT 特征跟踪与金字塔 LK 光流的图像稳定方法,并结合环境自适应预处理实现复杂工况

下的图像增强消抖。实验结果表明,所提方法在视觉感知和几何精度两方面均取得较好效果:图像质量评价中,PSNR 达到 45.42 dB,SSIM 达到 0.968 8;在三维重建层面,点云厚度由消抖前的 0.111~0.163 m 收敛至 0.058~0.084 m。上述结果说明,该方法能够有效抑制复杂工况下的高频图像抖动,可为轮足机器人三维视觉感知任务提供方法支撑。

本文方法有效提升了复杂非结构化环境下的视觉重建质量,但多模块联动处理带来的计

算开销限制了其在算力设备上的超高帧率应用。未来的研究将探索算法的轻量化改进方案,以进一步提升轮足机器人在巡检时的实时性能。

作者贡献声明:

杨洪涛:论文审核与基金支持;

梁光磊:论文构思与编辑写作;

庞好男:实验的设计;

王辛:实验数据整理与分析。

参考文献:

- [1] PANIGATI T, ZINI M, STRICCOLI D, *et al.* Drone-based bridge inspections: Current practices and future directions [J]. *Automation in Construction*, 2025, 173: 106101.
- [2] VIJAYAKUMAR A, VACHHANI L, GUPTA A. Lightweight digital video stabilization for small-size robot [J]. *Mechatronics*, 2023, 94: 103033.
- [3] 袁炬, 王笑雪, 颜廷昊, 等. 双路混合注意力的跨层次特征聚合图像增强 [J]. *光学精密工程*, 2024, 32(10): 1538-1551.
- [4] YUAN H, WANG X X, YAN T H, *et al.* Cross-level feature aggregation image enhancement with dual-path hybrid attention [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(10): 1538-1551. (in Chinese)
- [5] JEON J J, PARK J Y, EOM I K. Low-light image enhancement using gamma correction prior in mixed color spaces [J]. *Pattern Recognition*, 2024, 146: 110001.
- [6] KHAN R, MEHMOOD A, SHAHID F, *et al.* Lit me up: a reference free adaptive low light image enhancement for in-the-wild conditions [J]. *Pattern Recognition*, 2024, 153: 110490.
- [7] WANG Y, LI J Y, ZHANG C C, *et al.* A saturation-light enhancement method for low-light image via atmospheric scattering model [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2024, 183: 108488.
- [8] 黄凤, 欧阳欢, 董杨, 等. 改进暗通道先验的大幅面倾斜影像快速去雾 [J]. *光学精密工程*, 2025, 33(3): 476-485.
- [9] HUANG H, OUYANG H, DONG Y, *et al.* Fast dehazing for large format oblique images based on improved dark channel prior [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2025, 33(3): 476-485. (in Chinese)
- [10] HUANG S Y, LIANG Q J, XIE K, *et al.* Improved transformer-based deblurring of commodity videos in dynamic visual cabinets [J]. *Electronics*, 2024, 13(8): 1440.
- [11] KIM T, CHO H, YOON K J. Frequency-aware event-based video deblurring for real-world motion blur [C]. 2024 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 16-22, 2024, Seattle, WA, USA. IEEE, 2024: 24966-24976.
- [12] GEO J, JAIN D, RAJWADE A. Global-FlowNet: video stabilization using deep distilled global motion estimates [C]. 2023 *IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. January 2-7, 2023, Waikoloa, HI, USA. IEEE, 2023: 5067-5076.
- [13] LU Y W, HAN C, WANG Q F, *et al.* Optical flow as spatial-temporal attention learners [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46(12): 11491-11506.
- [14] WANG N Y, ZHOU C D, ZHU R F, *et al.* SOFT: self-supervised sparse optical flow transformer for video stabilization via quaternion [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 130: 107725.
- [15] ALI M K, IM E W, KIM D, *et al.* Harnessing meta-learning for improving full-frame video stabilization [C]. 2024 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 16-22, 2024, Seattle, WA, USA. IEEE, 2024: 12605-12614.
- [16] KERIM A, RAMOS W L S, MARCOLINO L S, *et al.* Leveraging synthetic data to learn video

stabilization under adverse conditions [C]. 2024
IEEE/CVF Winter Conference on Applications of

*Computer Vision (WACV). January 3-8, 2024,
Waikoloa, HI, USA. IEEE, 2024: 6916-6925.*

作者简介:



杨洪涛(1972—),男,福建莆田人,博士,教授,博士生导师,1993年、2001年于安徽理工大学分别获得学士、硕士学位,2007年于合肥工业大学获得博士学位,现为安徽理工大学创新创业学院院长,主要从事精密测试技术、现代精度理论及应用等方面的研究。
E-mail: lloyd@163.com



梁光磊(2001—),男,安徽合肥人,硕士研究生,2023年于长安大学获得学士学位,主要研究方向为三维点云处理。E-mail: 15056576605@163.com