

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514015

# 融合颜色不变量与多尺度特征的 ORB 充电桩 定位算法研究\*

栾添添<sup>1</sup>, 顾雯莉<sup>1</sup>, 孙明晓<sup>1</sup>, 李斌<sup>1</sup>, 刘鹏飞<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080; 2. 合肥哈工图南智控机器人有限公司 合肥 230000)

**摘要:** 充电桩是无人车的基础供电设施, 准确识别其位置并进行充电是保证无人车作业的前提。目前, 充电桩定位算法多以模板匹配和深度学习为主。然而, 模板匹配在视角变化时识别效果欠佳, 深度学习由于实时性不能满足要求而无法广泛应用。针对上述问题, 提出一种融合去模糊与图像彩色信息且具有尺度不变性的 ORB 特征匹配算法用于充电桩定位。在预处理阶段, 基于多尺度金字塔与模糊层分割对图像进行去模糊处理; 其次使用颜色不变量模型对模板图像及待检测图像进行进一步预处理, 求出颜色不变量; 随后对颜色不变量建立尺度空间, 利用 Fast-Hessian 矩阵检测极值点, 提取尺度不变特征点, 然后通过 rBRIEF 算法计算特征描述符, 并结合汉明距离和筛选内点以加速的 RANSAC 算法去除误匹配点, 计算两幅图像间的映射矩阵。在此基础上, 通过合作目标的尺寸信息以及 PnP 算法求解出充电桩的位姿信息, 实现对充电桩的定位。实验结果表明, 多尺度金字塔融合模糊分割的非盲去模糊效果较传统算法有明显提升, 且相较传统的 ORB 算法, 提出的 ORB 算法改善了在颜色不同而对应灰度值相同区域无法提取到特征点且正确匹配率低的问题, 并且使算法具备尺度不变性, 解决了特征点分布不均匀的情况, 有效地提高了充电桩定位的精准性。

**关键词:** 尺度不变性; 去模糊; ORB 算法; 充电桩定位

**中图分类号:** TH74 TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Research on an ORB-based charging pile localization algorithm integrating color invariant and multi-scale features

Luan Tiantian<sup>1</sup>, Gu Wenli<sup>1</sup>, Sun Mingxiao<sup>1</sup>, Li Bin<sup>1</sup>, Liu Pengfei<sup>2</sup>

(1. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;

2. Hefei HRG Tonan Intelligent Control Robot Co., Ltd., Hefei 230000, China)

**Abstract:** Charging stations serve as essential power infrastructure for unmanned vehicles, where precise localization enables reliable operation. Current positioning algorithms predominantly use template matching and deep learning, yet both face limitations. Template matching performs poorly under perspective changes, while deep learning lacks real-time applicability. To address these issues, this article proposes an improved ORB feature matching algorithm incorporating deblurring and color-invariant processing for scale-invariant charging station localization. The method first applies a multi-scale pyramid and fuzzy layer segmentation for image deblurring. Next, a color invariant model preprocesses template and test images to extract invariant features. A scale space is then constructed for these features, with Fast-Hessian detecting extremum points to obtain scale-invariant keypoints. Feature descriptors are computed using rBRIEF, while Hamming distance and an accelerated RANSAC filter mismatches to derive the inter-image mapping matrix. The charging station's pose is finally estimated using cooperative target dimensions and PnP. Experimental results show superior deblurring performance over traditional methods. Compared with the conventional ORB, the proposed algorithm resolves feature extraction failures in the same-gray but different-color regions, enhances matching accuracy, ensures scale invariance, and improves feature distribution uniformity, ultimately boosting positioning precision.

**Keywords:** scale invariance; deblurring; ORB algorithm; charging pile positioning

收稿日期: 2025-05-08 Received Date: 2025-05-08

\* 基金项目: 国家自然科学基金青年项目(62103120)、黑龙江省博士后面上资助项目(LBH-Z22195)、黑龙江省自然科学基金资助项目(YQ2024E047)、黑龙江省优秀青年教师基础研究支持计划项目(YQH2024067)、黑龙江省复合材料高效成型及智能装备技术创新中心开放课题面上项目(HPTIC202204)资助

## 0 引言

充电桩精确定位是无人车自主充电的前提<sup>[1-2]</sup>,但现有模板匹配算法存在视角鲁棒性不足、深度学习方法的实时性受限的问题<sup>[3]</sup>。同时制造商差异导致的外观多样性<sup>[4]</sup>及复杂环境干扰<sup>[5]</sup>进一步增加了定位难度。

无人车运动导致相机产生不可避免的运动模糊,对后续目标的识别、特征提取等视觉任务产生系统性地干扰。目前广为应用的去模糊方法主要为:传统图像去模糊与深度学习去模糊。Levin<sup>[6]</sup>提出的盲去模糊方法利用梯度稀疏先验知识,改善针织纹理图像效果。Kupyn等<sup>[7]</sup>提出的去模糊生成对抗网络(deblurring generative adversarial network, DeblurGAN)采用生成对抗网络架构,在结构相似性度量和视觉外观方面均达到了很高的性能。

运动模糊显著影响了特征描述子的区分度与正确率,Sieberth等<sup>[8]</sup>早在2014年就认识到图像模糊对特征点匹配的影响,并提出了一种基于多帧图像信息融合的模糊校正方法,使用重叠图像来去除模糊有较为显著的优势。Liu等<sup>[9]</sup>提出了引导去模糊融合网络(guided deblurring fusion network, GDFNet)在保留更多细节的同时减少伪影,对提高图像清晰度与后续特征匹配效果有显著作用。

虽然前人为模糊处理奠定了良好的基础,但去非均匀模糊与高低噪声的平衡仍是亟待解决的问题。图像匹配方法可以分为:变换域法,灰度法和特征法<sup>[10]</sup>。特征法通过根据图像的边缘、拐点等特征进行匹配,有良好的鲁棒性,是研究的主流方向<sup>[11-12]</sup>。目前代表性特征点匹配算法有:尺度不变特征变换算法(scale-invariant feature transform, SIFT),加速稳健特征算法(speeded-up robust features, SURF)和带方向的加速分段测试特征提取算法(fast accelerated segment test, FAST)与旋转的二进制特殊描述符(binary robust independent elementary features, BRIEF)算法(oriented FAST and rotated BRIEF, ORB)等。

为了实现高效的图像匹配,刘佳等<sup>[13]</sup>提出了低频信息参与匹配的方法,在图像有较多局部相似特征时匹配点数与匹配精度增加。ORB算法采用FAST来检测特征点,BRIEF对特征点进行描述,具有高速、高精度和实时性的优势,广泛应用于目标识别,图像拼接以及ORB-SLAM3等视觉同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)领域<sup>[14]</sup>。然而ORB算法仍具有很多不足,由于使用FAST算法检测导致特征点分布密集且缺乏尺度不变性,图像尺度变化时,匹配精度会大幅下降;另外为了降低复杂度,在特征提取前将彩色图像转化为了灰度图像,在灰度图上进行特征提取,忽略了颜色信息,降低了图像的对比度,造成在复杂环境下的

匹配精度下降<sup>[15]</sup>,特征点减少。

同时现有的改进ORB的工作虽对特征点匹配识别效果有所提升,但未能有效解决尺度不变性<sup>[16]</sup>和颜色信息利用不足<sup>[17]</sup>的问题。

综上所述,针对ORB算法缺乏图像的彩色信息且不具备尺度不变性与原图模糊的问题,方法包括:

1) 预处理阶段,应用多尺度金字塔与模糊分割去噪算法去除无人车运动的非均匀模糊与噪声;

2) 通过引入颜色不变量理论及尺度空间,增强了充电桩图像色彩关注度与尺度不变性;

3) 使用积分图与盒式滤波器构建尺度空间,结合Fast-Hessian矩阵提取尺度不变特征点,提升了充电桩图像尺度变化下的算法的匹配性能;

4) 采用随机抽样一致算法(random sample consensus, RANSAC)筛选内点去除误匹配有效缩短充电桩图像识别时间。

将算法部署在自主搭建的无人车定位试验系统中,应用于充电桩的识别与精准定位。实验结果表明,本文算法匹配率显著提高的同时,匹配速度与传统ORB算法相近,兼具实时性与定位精确性、鲁棒性。

## 1 融合彩色信息和尺度变化的ORB算法

### 1.1 算法框架

为应对相机运动产生的非均匀模糊与噪声,本文采用多尺度金字塔与模糊分割方法进行去模糊处理。为解决充电桩背景复杂及视角多变的问题,通过引入颜色不变量,用于提取带有尺度信息的特征点,同时旋转感知的二进制特征描述子(rotation-aware BRIEF, rBRIEF)提供具备旋转不变及高速匹配特性,通过融合色彩与尺度特征,改进后的ORB算法在光照和视角变换下显著提升匹配准确性,为充电桩的精准定位提供准确的坐标信息支持,传统ORB与本文提出的ORB流程对比如图1所示。

采用本文提出的方法,能够改善ORB算法在颜色不同而对应灰度值相同区域正确匹配率低的问题;同时,采用盒式滤波的方法来构建尺度空间,使得ORB算法具备了尺度不变性,解决了ORB算法特征点分布不均匀的情况,提高了匹配精度。

### 1.2 多尺度金字塔与模糊分割去噪

原始图像转换为灰度图后依据图像尺寸和特征点层数构建多尺度金字塔。随后基于前景背景区域划分实施自适应掩膜分割,估计非二进制掩膜 $m_f$ ,运动模糊层 $B_f$ 以及非运动模糊层 $B_b$ ,通过模糊核与正交维度上的图像模糊特征,可以得到各像素在已知模糊核下的模糊特征。

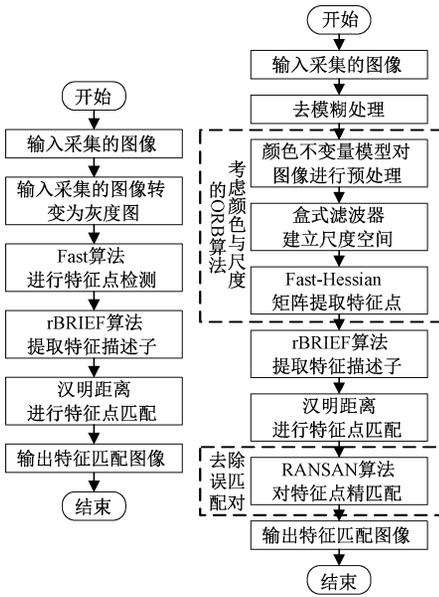


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow chart

使用交替优化求解中间潜像与模糊核,构建模糊核矩阵  $\mathbf{K}$ , 目标函数如式(1)和(2)所示。

$$\arg \min_{L_i} \|k_{f_i} \otimes L_i - B_{f_i}\|^2 + \lambda \|\nabla L_i\|_0 \quad (1)$$

$$\arg \min_{k_{f_i}} \|k_{f_i} \otimes L_i - B_{f_i}\| + \gamma \|k_{f_i}\|^2 + f(k_{f_i}) \quad (2)$$

式中:  $L_i$  为清晰图像;  $f(k_{f_i})$  为模糊核线性约束;  $\|k_{f_i}\|$  和  $\gamma$  分别为约束项与约束系数。

将图像在金字塔内结合高斯与小波变化进行去噪。随后多尺度图像在金字塔中进行反卷积去模糊,通过加权平均融合策略,生成清晰图像,有效去除运动所造成的非均匀模糊。

### 1.3 颜色不变量模型

Geusebroek 等<sup>[18]</sup>在 Kubelka-Munk 理论的基础上提出颜色不变量模型。

通常,光谱强度  $e(\lambda, x)$  在各波长上保持不变而与位置有关,所以可将  $e(\lambda, x)$  改写为位置函数  $i(x)$ , 则物体光谱辐射模型表达式可写为:

$$E(\lambda, x) = i(x) [1 - \rho_f(x)]^2 R_\infty(\lambda, x) + i(x) \rho_f(x) \quad (3)$$

式中:  $\rho_f(x)$  表示  $x$  处的 Fresnel 反射系数;  $\lambda$  表示波长;  $R_\infty(\lambda, x)$  为反射率;  $E(\lambda, x)$  为光谱反射的成像结果;  $x$  为图像的二维平面位置。分别进行一阶微分和二阶微分,并相除可得颜色不变量的一种表述。

$$H = \frac{E_\lambda}{E_{\lambda\lambda}} = \frac{\partial E / \partial \lambda}{\partial^2 E / \partial \lambda^2} = \frac{\partial R_\infty(\lambda, x) / \partial \lambda}{\partial^2 R_\infty(\lambda, x) / \partial \lambda^2} \quad (4)$$

为了在 RGB (red, green, blue) 空间中计算颜色不变量,经线性变换可得光谱微分  $(E, E_\lambda, E_{\lambda\lambda})$ , 彩色图像的

RGB 分量和  $(E, E_\lambda, E_{\lambda\lambda})$  的关系式为:

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.06 & 0.17 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 1.4 建立积分图像

对于前后两帧待匹配的图像  $I_1(x, y)$  和  $I_2(x, y)$ , 分别求出颜色不变量  $H(x, y)$  后,以颜色不变量  $H(x, y)$  作为输入信息建立积分图。对于图像中任意位置像素点  $(x, y)$  的积分图像是该像素点到图像原点整个对角区域内所有像素点的像素值之和,即:

$$I_\Sigma(x, y) = \sum_{i=0}^{i<x} \sum_{j=0}^{j<y} I(x, y) \quad (6)$$

当计算某一区域内像素值之和时,只需计算区域顶点在积分图中的值,并进行加减运算,即:

$$\Sigma = I_\Sigma(D) - I_\Sigma(B) + I_\Sigma(A) - I_\Sigma(C) \quad (7)$$

### 1.5 盒式滤波器建立尺度空间

定义图像  $f(x, y)$ , 对图像  $f(x, y)$  上任意区域  $I(x, y)$  对其进行高斯滤波,即:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (8)$$

式中:  $\sigma$  为尺度信息;  $G(x, y, \sigma)$  为固定的高斯核函数;  $*$  为高斯核函数卷积运算。

对经高斯滤波后的每个像素进行拉普拉斯运算,最后拉普拉斯运算结果可使用 Hessian 矩阵来表示,即:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, y, \sigma) & L_{xy}(x, y, \sigma) \\ L_{yx}(x, y, \sigma) & L_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中:  $L_{xx}(x, y, \sigma)$  表示高斯二阶偏导数在  $x$  方向与像素点做卷积;  $L_{xy}(x, y, \sigma)$ 、 $L_{yx}(x, y, \sigma)$  表示高斯二阶偏导数分别在  $x$  和  $y$  方向与像素点做卷积;  $L_{yy}(x, y, \sigma)$  表示高斯二阶偏导数在  $y$  方向与像素点做卷积。

为了提升计算效率,减少计算时间使用盒式滤波器与像素点做卷积,得到  $D_{xx}$ 、 $D_{xy}$ 、 $D_{yx}$ 、 $D_{yy}$ , 以近似替代  $L_{xx}$ 、 $L_{xy}$ 、 $L_{yx}$ 、 $L_{yy}$ , 最后构建出 Fast-Hessian 矩阵:

$$\mathbf{H}_F = \begin{bmatrix} D_{xx}(x, y, \sigma) & D_{xy}(x, y, \sigma) \\ D_{yx}(x, y, \sigma) & D_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix} \quad (10)$$

从图2中可以看到,采用不同大小图片的滤波效果盒式滤波减少了大量时间,相较于高斯滤波在速度上有显著提升。

Hessian 矩阵通过求矩阵的行列式来判断是否为极值点,当 Fast-Hessian 矩阵的行列式值为正时,表示该点是极大值或者极小值,说明该点周围像素变化剧烈,根据这个特性可以判断检测点是否为特征点。行列式的计算如式(11)所示。

$$\begin{cases} \text{Det}(\mathbf{H}) = D_{xx} \cdot D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \\ \omega = \frac{|L_{xy}(1.2)|_F |D_{xy}(9)|_F}{|L_{yx}(1.2)|_F |D_{yx}(9)|_F} \approx 0.9 \end{cases} \quad (11)$$

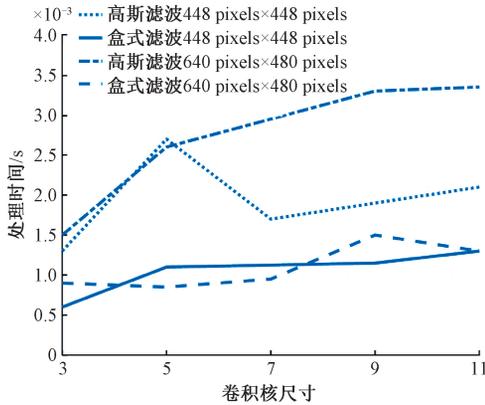


图2 不同大小图像运行时间的对比

Fig. 2 Comparison of runtime across varying image sizes

式中:  $\omega$  是考虑到使用盒式滤波器近似的误差所设置的补偿系数,数值约为 0.9;  $|x|_F$  是 Frobenius 范数。

### 1.6 特征描述与图像匹配

在提取到特征点后,需要对关键点计算对应的 BRIEF 描述子,定义操作  $\tau$  如式(12)所示。

$$\tau[p;x,y] = \begin{cases} 1, & p(x) > p(y) \\ 0, & p(x) \leq p(y) \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $p(x)$  和  $p(y)$  分别为随机点  $x$  和  $y$  的像素值。

为了使算法具有旋转不变特性,ORB 算法采用了 rBRIEF 算法。对于任意关键点,在其邻域内的位置为  $n$  点对集,用  $2 \times n$  的矩阵来表示。利用特征  $(x_i, y_i)$  点主方向  $\theta$  和对应的旋转矩阵  $R_\theta$ ,得到  $S_\theta$ ,则具有方向性的特征描述子为:

$$g_n(p, \theta) = f_n(p) \mid (x_i, y_i) \in S_\theta \quad (13)$$

特征点数量较多时,易出现误匹配现象,针对此情况,先使用汉明距离进行粗匹配,排除部分误匹配点对,再采用 RANSAC 算法筛选内点完成精匹配。

求出前后两帧待匹配图像中最近邻匹配对  $(A_i, A_j)$   $(B_j, B_j)$  中特征点的匹配距离  $l, l \in [L_{\min}, \lambda \cdot L_{\max}]$ ,其中  $L_{\min}, L_{\max}$  分别为匹配距离的最小值和最大值,  $\lambda \in [0, 1]$  为比例因子,一般取值 0.7,为评价是否为最优,设置评价函数如式(14)所示。

$$\begin{cases} F(i) = \sum_{j=1}^c \frac{R(i,j)}{1 + Y(i,j)} \\ R(i,j) = \exp\left(-\frac{|l(A_i, A_i) - l(B_j, B_j)|}{Y(i,j)}\right) \\ Y(i,j) = [l(A_i, A_i) + l(B_j, B_j)]/2 \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $c$  为内点个数;  $R(i, j)$  为  $(A_i, B_j)$  与对应特征点距离相对差异;  $Y(i, j)$  为  $(A_i, B_j)$  与相对应特征点的平均距离。计算评价函数  $F(i)$  平均值,记为  $\bar{F}$ ,利用评价函数  $F(i)$  对选取的匹配距离  $l$  做判断,若  $F(i) < \bar{F}$ ,则将匹配点保留,组成新的样本集  $C$ 。从中随机抽取 4 个匹配对作

为内点集  $C_i$ ,计算出映射矩阵。

使用当前计算的映射矩阵验证样本集中剩余的内点集,某点对误差小于阈值  $u$  则为局内点,加入内点集  $C_i$  如果内点集  $C_i$  中元素个数大于阈值  $\theta$ ,则更新内点集,重新计算当前模型。

### 1.7 合作目标特征点选择与特征点解算定位

OpenCV 提供的透视  $n$  点 (perspective-n-point, PnP) 算法可在满足精度与鲁棒性的基础上对充电桩位姿求解,但必须满足两个条件:重建充电桩三维特征点坐标系并获取三维坐标,基于工业相机图像识别对应充电桩的特征点并返回二维坐标,且须确保二维与三维特征点严格匹配。经解算 PnP 算法需要至少 4 个共面特征点以获得唯一解。

在筛选成功匹配的点对后,由匹配点对求出两幅图像之间的映射矩阵  $H$ ,并根据在模板图像中提取的角点像素坐标  $(x_i, y_i)$  可以计算出在待检测图像中相应的角点像素坐标  $(x'_i, y'_i)$ ,模板图像角点到待检测图像角点的坐标变换满足下式:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中:  $(x_i, y_i)$  和  $(x'_i, y'_i)$  分别为在模板图像和待检测图像中的像素坐标;  $H$  为  $3 \times 3$  大小的映射矩阵。

求解待检测图像中关键点的像素坐标  $(x'_i, y'_i)$  后,再根据事先定义好的世界坐标系以及待检测目标的尺寸信息即可求出物体在世界坐标系下的坐标,最后在利用 PnP 算法即可求出相机和目标的相对位姿。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 无人车自主充电实验平台搭建

无人车充电桩定位系统主要由基于机器人操作系统 (robot operating system, ROS) 控制的灵雀 Sparrow Pro420 无人车、充电桩、分辨率为 1 920 pixels×1 080 pixels 的深度相机、Jeston Nano 控制器,驱动轮等部分组成,其中深度相机被安装在无人车的头部如图 3 所示。



图3 无人车充电桩定位系统

Fig. 3 Charging pile positioning system

在无人车充电桩定位系统中,首先采用本文提出的 ORB 算法对模板图像以及相机实时拍摄的待检测图像进行预处理,以获取颜色不变量,然后对颜色不变量进行特征匹配并筛选错误特征匹配对,完成图像匹配;随后利用匹配好的图像求解模板图像到待检测图像的映射矩阵,然后根据合作目标的尺寸信息以及 PnP 算法求解出充电桩相对于相机的位姿信息,进而实现无人车充电桩的准确定位。

## 2.2 实验方案设计

实验部分包括特征匹配算法性能测试和无人车充电桩位姿识别准确性测试。算法性能测试的硬件配置采用 AMD R7-5800 H 3.2 GHz 主频处理器、16 G 内存的 Windows 笔记本电脑,无人车位姿识别准确率测试采用 Jeston Nano 控制器,操作系统为 Ubuntu18.04 melodic 版本,实验结果主要通过比较实际距离与使用本文提出的 ORB 算法结合 PnP 算法计算得出的距离在 X、Y 和 Z 轴上的误差作为验证结果。

视觉测量中为了得到准确的测量数据,需对相机内参数进行标定。利用 6×9 大小的棋盘格,每个棋盘格大小为 25 mm×25 mm。

选取 Lai 等<sup>[19]</sup>的优化的 SIFT 算法与冉宁等<sup>[20]</sup>改进的 ORB 算法作为对比方法,SIFT 与 ORB 算法都是非常成熟的主流算法,能直观反映新方法在特征重复率、匹配召回率等性能。

## 2.3 图像去模糊预处理

针对图像中的非均匀运动模糊和光照噪声,结合图像纹理特征,构建多尺度金字塔并引入模糊分割,有效分离高低频噪声并分别去除。在 Gaussian 金字塔基础上,分割掩膜提取各区域模糊核,通过非盲算法交替估计模糊矩阵。各尺度图像采用高斯低通和小波变换进行分频去噪,再通过反卷积去模糊,最终融合生成清晰图像,提升特征点检测与匹配的准确性。

本方法针对无人车运动过程中产生的动态非均匀模糊进行自适应优化,有效缓解因相机抖动或快速移动导致的图像退化问题。DeblurGAN-v2 算法与本文算法的最优性能对比如表 1 所示,可看出本文算法的去模糊效果优势,本文方法优化的 PSNR 高达 36.15 dB。

表 1 两种方法优化后性能对比

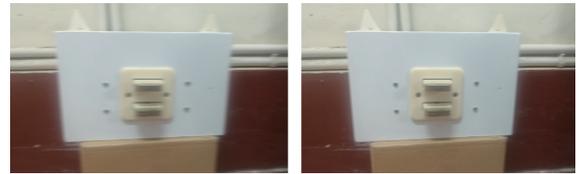
Table 1 Comparison of two optimized methods

指标	DeblurGAN-v2	本文方法
PSNR/dB	32.52	36.15
SSIM	0.92	0.95

模糊图像掩膜分割参考了 Taiwo 等<sup>[21]</sup>的方法,采用

结合傅里叶变化与自回归模型,将输入图像从空间域转为频率域后针对频率域的信号构建傅里叶自回归模型(factor-augmented regression model, FAR)用于描述不同区域的周期性模式,利用 FAR 模型输出生成自适应掩膜,根据子块的自回归系数和频域能量分布,将子块分类为模糊区域与清晰区域。

测试结果对比结果如图 4 所示,图 4(a)为 DelurGanv2 算法进行去模糊后的效果,图 4(b)为本文算法进行去模糊后的效果图。



(a) DeblurGAN-v2算法优化  
(a) DeblurGAN-v2 algorithm  
(b) 本文算法优化  
(b) Algorithm in this article

图 4 去模糊效果对比

Fig. 4 Deblurring effect comparison

为验证本算法在不同程度模糊的鲁棒性,针对运动模糊、高斯模糊和混合模糊 3 种不同退化类型进行去模糊处理,如表 2 所示。实验证明本文算法在去模糊性能上表现优越,多尺度金字塔不仅增强了对不同尺寸图片的适应性,还有效地去除运动导致的非均匀模糊,并显著抑制环境变化产生的噪声。

表 2 不同模糊程度鲁棒性对比

Table 2 Comparison of robustness under varying blur levels

类型	模拟场景	模拟强度	PSNR/dB	SSIM
高斯模糊	均匀模糊	$\sigma = 3.0$	36.21	0.94
运动模糊	非均匀模糊	$l = 15.0$	34.57	0.96
混合模糊	复杂环境的复合模糊	$l + \sigma$	30.43	0.89

如表 2 所示,当使用标准差为  $\sigma = 3.0$  时的高斯模糊来模拟光照变换引起的均匀模糊时,PSNR 高达 36.21 dB,原始图像与处理后图像相似度明显。使用长度  $l = 15.0$  pixels 大小的运动模糊来模拟相机位移产生的非均匀模糊时,通过对比两图亮度与对比度衡量两张图像相似程度的指标 SSIM 达到了 0.96。使用二者相结合的方法模拟的混合模糊,虽不如单一模糊的鲁棒性好,但是有较好的处理效果,充分验证了本文方法在不同程度的模糊下的较好的鲁棒性。

## 2.4 合作目标设计与特征点数量检测对比

实物选择 ROS 机器人自动充电套件中的充电桩,充电桩的高度和宽度分别约为 160 和 270 mm。为了降低图像匹配时的误差,模板背景选择为纯黑色,其大小

为  $360 \text{ pixels} \times 480 \text{ pixels} \times 3$  通道;此外由于需要物体在世界坐标系下的坐标,定义为:将充电桩的中心点设置为世界坐标系的原点  $O_w$ ,坐标系的  $z$  轴由充电桩中心点沿轴线指向充电桩的外表面; $x$  轴指向充电桩左侧。

基于无人车真实作业场景的实验结果如图 5 所示,图 5(a) 为 ORB 算法的特征点分布图,图 5(b) 为本文算法检测到的特征点分布图。本文算法经颜色不变量处理后提取的特征点分布更均匀、覆盖更广,数量与精度均优于传统 ORB,提升了匹配准确性和映射矩阵求解精度,从而提高了定位坐标的准确性。

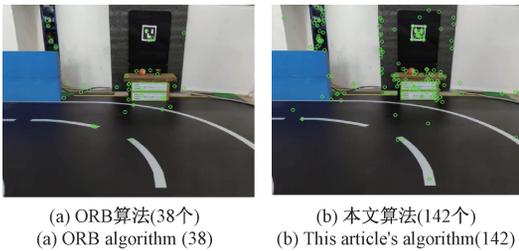


图 5 不同算法特征点检测与提取

Fig. 5 Multi-algorithm feature detection/extraction

### 1) 开源数据集对比

为验证本文算法对不同变换条件下的匹配效果及鲁棒性,使用了开源的 HPatches 数据集图像作为本文的实验数据,将本文算法与 SIFT 及传统 ORB 在特征提取与匹配效果进行对比,结果如图 6 所示。

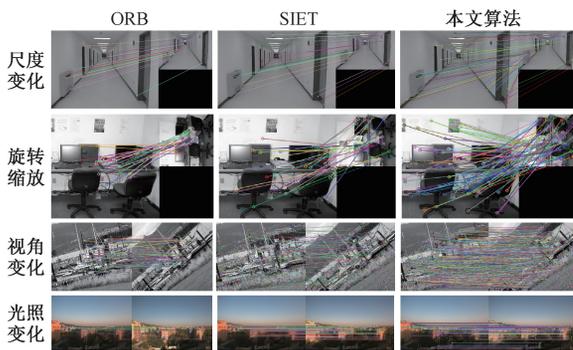


图 6 不同环境下的匹配效果

Fig. 6 Matching effect in different environments

通过图 6 可以看出,ORB 算法所提取到的特征点分布较密集,加大误匹配概率;对比本文算法,在图像发生不同程度的变化时,均能提取到分布较为均匀的特征点,有效提高了特征匹配的鲁棒性,图像特征点匹配成功率高于原始 ORB 算法,展现了算法在跨尺度场景下良好的泛化能力。

采用特征点提取数量,正确匹配率、图像匹配所用时间作为定量的评价指标,实验数据如表 3 所示。可以看出图像发生尺度变化时,本文算法图像匹配的准确率比 ORB 算法提高了 12.4%,与 SIFT 算法准确率相当;在图像发生缩放+旋转变化时,本文算法图像匹配的准确率比 ORB 算法提高了 5.5%;在图像发生角度变化时,本文算法图像匹配的准确率比 ORB 算法提高了 14.5%,且耗时比 ORB 算法减少了 0.03 s;在图像发生光照变化时,本文算法图像匹配准确率比 ORB 算法提高了 8.9%。

表 3 3 种算法配准数据对比

Table 3 Comparison of three algorithms

实验场景	所用算法	匹配数量	匹配耗时/s	正确率/%
尺度变化	ORB 算法	152	0.26	82.70
	SIFT 算法	247	0.45	96.40
	本文算法	398	0.57	95.10
缩放+旋转变化	ORB 算法	223	0.39	85.30
	SIFT 算法	280	0.53	93.70
	本文算法	386	0.48	90.80
视角变化	ORB 算法	361	0.46	80.20
	SIFT 算法	570	0.55	98.60
	本文算法	916	0.61	94.70
光照变化	ORB 算法	282	0.24	84.80
	SIFT 算法	494	0.49	92.50
	本文算法	844	0.40	93.70

根据表 3 数据表明,本文优化的算法在尺度、视角等变化的情况下均能取得最多的特征点提取数量,同时还取得较高的正确匹配率,平均约是 ORB 算法的 2~3 倍,约为 SIFT 算法的 1~2 倍,融合色彩与尺度信息的 ORB 算法在耗时上逊色于传统 ORB 算法。

### 2) 真实采集图像匹配效果对比

为验证本文算法在真实环境下的性能,搭建了几组不同状态下的图像进行实验。使用本文算法与传统 ORB 算法对比分析,部分匹配结果如图 7 所示。

图 7(a) 和(b) 对比显示,本文算法在应对尺度变化时优于传统 ORB,能避免背景与充电桩误匹配,引入了颜色不变量解决了充电桩纹理单一及传统算法忽略颜色信息导致光照鲁棒性较差的问题,匹配效果更为准确,在图 7(d) 中可以看到本文方法在正常和暗光环境下均能在充电桩边缘匹配到正确特征点,提高光照适应性;rBRIEF 描述符本就具有的旋转不变性,使得本

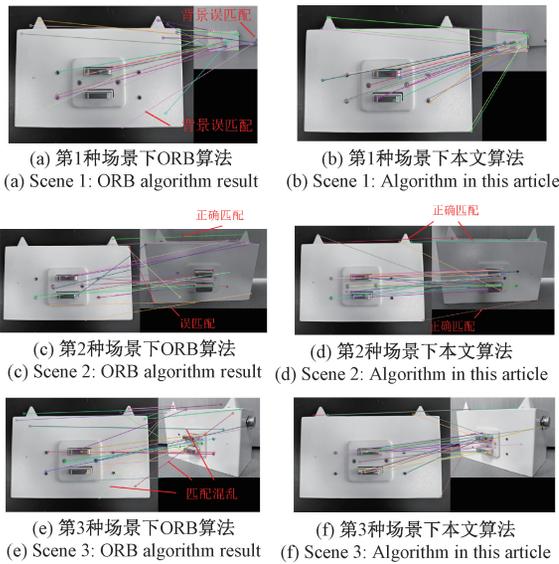


图 7 不同环境下的匹配效果

Fig. 7 Matching effect in different environments

文与传统 ORB 在此方面表现一致,但在图 7(e) 传统的 ORB 算法虽然节省了时间,但是存在误匹配,在图 7(f) 中,引入筛选内点的 RANSAC 算法筛选误匹配,提高了匹配精度。

### 3) 对比实验分析

李胜辉等<sup>[22]</sup> 提出将颜色不变量与 ORB 特征描述子相结合,形成 C-ORB 算法,但由于 ORB 算法本身不具有尺度不变性匹配性能较差。

陈易文等<sup>[23]</sup> 通过网格划分、构建四叉树及融合 BRIEF-LBP 提升特征点分布均匀性与匹配精度;而本文更侧重引入颜色信息与尺度不变性,通过颜色不变量、积分图、盒式滤波器与 rBRIEF 结合 RANSAC 算法提升整体性能。两者各有所长,本文方法更适用于复杂的充电桩定位场景。

刘旭等<sup>[24]</sup> 采用模糊图像分成运动模糊层与非运动模糊层,但未充分考虑尺度适应性与图像噪声。相比之下,本文算法不仅考虑到了噪声问题,同时也增强了图片尺度适应能力,可适用于不同型号的相机,提高了本文方法的泛化能力,同时本方法在尺寸适应能力方面也明显优于刘旭等人的算法,使用公开数据集去除模糊结果如表 4 所示。

## 2.5 充电桩定位性能评估

为了满足 PnP 算法的要求,选取充电桩的左上角、右上角、右下角、左下角 4 个顶点作为特征点,并依次编号为  $Q_0, Q_1, Q_2, Q_3$ , 在根据充电桩的尺寸信息,则可知其在世界坐标系下的坐标值依次为  $(-135, 80, 0), (135, 80, 0), (135, -80, 0), (-135, -80, 0)$ , 单位为毫米,同时定义其在图像上的投影点分别为  $q_0, q_1, q_2, q_3$ 。

表 4 两种方法优化后指标对比

Table 4 Metrics comparison post-optimization

图像尺寸 /pixel	文献[24]方法		本文方法	
	PSNR/dB	MS-SSIM	PSNR/dB	MS-SSIM
125×125	25.56	0.85	31.45	0.88
256×256	26.41	0.87	32.31	0.93
512×512	28.56	0.92	33.10	0.96

为了计算待采集图像特征点的像素坐标,需要在模板图像中提取  $q_0, q_1, q_2, q_3$  的像素坐标  $(x_i, y_i)$ 。具体操作为:对模板图像进行预处理,之后可通过图像分割、边缘提取、多边形拟合等图像处理技术从模版图像中提取坐标,提取效果如图 8 所示。

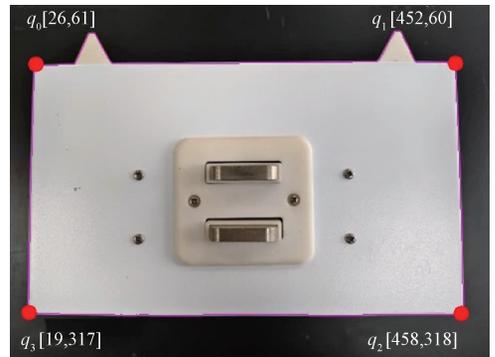


图 8 模板图像角点提取效果

Fig. 8 Template image corner extraction effect

在进行实验前先调整好无人车的初始位置,同时将目标放置在相机的视觉范围内。分别以无人车和充电桩的真实距离为  $(0, 50, 700), (250, 50, 700), (-300, 50, 1000), (0, 50, 400), (350, 50, 1300), (-250, 50, 400)$  进行测试,单位为 mm。

上述坐标描述的是相机在世界坐标系中的位置,则可以反推出充电桩在相机坐标系下的坐标为  $(0, 50, 700), (-250, 50, 700), (300, 50, 1000), (0, 50, 400), (-350, 50, 1300), (250, 50, 400)$ , 单位为毫米。

最终的测试结果如表 5 所示。表 5 显示了不同位置下的实际值、理论值和相应的误差。由上表数据分析可知,当充电桩和相机的距离越远、方向偏差越大时,误差越大,总体的误差范围稳定在 30 mm 之内。

上述实验误差较大的原因可能包括:1) 所选充电桩纹理较弱、特征单一;2) 受限于测量工具精度,存在人为测量误差,后续将优化实验条件进一步验证算法。

表5 不同位置的测试结果  
Table 5 Position-wise test results

(mm)

过程	1	2	3	4	5	6
实际值	(0,50,700)	(-250,50,700)	(300,50,1 000)	(0,50,400)	(-350,50,1 300)	(250,50,400)
计算值	(4.31,49.4, 687.6)	(-228.5,46.04, -685.84)	(277.95,14.07, 974.77)	(-2.25,37.31, 377.32)	(-335.8,43.39, 1 270.72)	(370.71,19.19, 378.65)
误差	(-4.31,0.6,12.4)	(-21.45,3.96,14.16)	(22.05,8.93,25.23)	(2.25,12.69,22.68)	(-14.2,6.61,29.28)	(29.29,30.81,21.65)

### 3 结 论

本研究提出了一种融合颜色不变量与多尺度特征的ORB充电桩定位算法,主要改进的方面为:

1) 使用多尺度融合图像分割的去模糊与分频去噪的方法处理图像,增强了对不同尺度图像的适应性,强化了去非均匀图像的去模糊效果,增强对充电桩定位过程中的精确性,PSNR较常用算法高出3.63 dB。

2) 通过引入颜色不变量模型,在保留ORB算法优点的同时利用图像的颜色信息显著提升在颜色丰富区域的匹配性能。相比传统算法检测特征点数量提高了3倍,检测准确率提高了7.9%,达到了93.7%。

3) 基于积分图和盒式滤波器构建尺度空间,使用快速Hessian矩阵提取尺度不变特征点,解决了图片尺度变化导致的匹配性能下降问题,匹配正确率提高了12.4%,时间仅增加了0.21 s,满足实时性的要求。

4) 当误匹配点对较多时,RANSAC算法的计算时间将呈指数上升,通过减小外点样本数量,提高内点的比例,达到去除误匹配点和缩短运行时间的目的。

### 参考文献

[1] 栾添添,王皓,孙明晓,等.基于动态变采样区域RRT的无人车路径规划[J].控制与决策,2023,38(6):1721-1729.  
LUAN T T, WANG H, SUN M X, et al. Unmanned vehicle path planning based on dynamic variable sampling area RRT[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1721-1729.

[2] AMORES D, TANIN E, VASARDANI M. Flexible paths: A path planning approach to dynamic navigation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(6): 4795-4808.

[3] 孙明晓,王鑫源,栾添添,等.动态环境下基于深度图的无人车激光SLAM算法[J].仪器仪表学报,2025,46(3):101-109.  
SUN M X, WANG X Y, LUAN T T, et al. A laser SLAM algorithm for unmanned vehicles based on depth map in dynamic environment[J]. Chinese Journal of

Scientific Instrument, 2025,46(3):101-109.

[4] HE Y, HE X CH. Research on an improved stepwise feature matching algorithm for UAV indoor localization[J]. IEEE Access, 2025, 13: 67323-67333.

[5] GONG L, WU Y X, GAO B SH, et al. Real-time dynamic planning and tracking control of auto-docking for efficient wireless charging[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022, 8(3): 2123-2134.

[6] LEVIN A. Blind motion deblurring using image statistics[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2006, 19:841-848.

[7] KUPYN O, BUDZAN V, MYKHAILYCH M, et al. Deblurgan: Blind motion deblurring using conditional adversarial networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8183-8192.

[8] SIEBERTH T, WACKROW R, CHANDLER J H. Influence of blur on feature matching and a geometric approach for photogrammetric deblurring[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, 40: 321-326.

[9] LIU Y Q, SHENG Z H, SHEN H L. Guided image deblurring by deep multi-modal image fusion[J]. IEEE Access, 2022, 10: 130708-130718.

[10] JIANG X Y, XIA Y F, ZHANG X P, et al. Robust image matching via local graph structure consensus[J]. Pattern Recognition, 2022, 126: 108588.

[11] HUANG Q, GUO X T, WANG Y M, et al. A survey of feature matching methods[J]. IET Image Processing, 2024, 18(6): 1385-1410.

[12] 崔建国,孙长库,李玉鹏,等.基于SURF的快速图像匹配改进算法[J].仪器仪表学报,2022,43(8):47-53.  
CUI J G, SUN CH K, LI Y P, et al. An improved algorithm for fast image matching based on SURF[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 47-53.

[13] 刘佳,傅卫平,王雯,等.基于改进SIFT算法的图像匹配[J].仪器仪表学报,2013,34(5):1107-1112.

- LIU J, FU W P, WANG W, et al. Image matching based on improved SIFT algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(5): 1107-1112.
- [14] CHO H M, KIM E. Finite-plane simultaneous localization and mapping (FP-SLAM): A new RGB-D SLAM exploiting inter-feature relationship [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73:1-15.
- [15] NI J J, WANG X T, GONG T, et al. An improved adaptive ORB-SLAM method for monocular vision robot under dynamic environments[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2022, 13(12): 3821-3836.
- [16] 焦嵩鸣, 钟宇飞, 姚鑫, 等. 一种改进自适应阈值的ORB算法研究[J]. 激光杂志, 2022, 43(6): 85-90.
- JIAO S M, ZHONG Y F, YAO X, et al. Research on an ORB algorithm with improved adaptive threshold [J]. Journal of Lasers, 2022, 43(6): 85-90.
- [17] XIE Y G, WANG Q, CHANG Y X, et al. Fast target recognition based on improved ORB feature[J]. Applied Sciences, 2022, 12(2): 786.
- [18] GEUSEBROEK J M, VAN DEN BOOMGAARD R, SMEULDERS A W M, et al. Color invariance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1338-1350.
- [19] LAI S X, ZHU Y CH, JIN L W. Encoding pathlet and SIFT features with bagged VLAD for historical writer identification [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 15: 3553-3566.
- [20] 冉宁, 范晨锋, 张少康, 等. 一种改进ORB特征点提取与匹配的图像处理算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(4): 213-224.
- RAN N, FAN CH F, ZHANG SH K, et al. An improved ORB feature point extraction and matching image processing algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 213-224.
- [21] TAIWO A I, OLATAYO T O, ADEDOTUN A F. Modeling and forecasting periodic time series data with Fourier autoregressive model [J]. Iraqi Journal of Science, 2019, 60(6): 1367-1373.
- [22] 李胜辉, 史瑞芝, 叶辉. 结合颜色不变量和ORB特征的图像匹配算法[J]. 包装工程, 2016, 37(15): 18-23.
- LI SH H, SHI R ZH, YE H. Image matching algorithm combining color invariant and ORB features[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(15): 18-23.
- [23] 陈易文, 储开斌, 张继, 等. 基于四叉树的ORB-LBP改进算法[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(10): 156-

159, 164.

CHEN Y W, CHU K B, ZHANG J, et al. Improved ORB-LBP algorithm based on quadtree[J]. Sensors and Microsystems, 2023, 42(10): 156-159, 164.

- [24] 刘旭, 王维东. 图像去运动物体模糊算法[J]. 计算机应用与软件, 2024, 41(9): 273-278, 328.

LIU X, WANG W D. Image deblurring algorithm for moving objects[J]. Computer Applications and Software, 2024, 41(9): 273-278, 328.

## 作者简介



栾添添, 2011年、2018年于哈尔滨工程大学分别获得工学学士学位、博士学位, 现为哈尔滨理工大学副教授, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: luantiantian@hrbust.edu.cn

**Luan Tiantian** received her B.Sc. and Ph.D. degrees both from Harbin Engineering University in 2011 and 2018, respectively. She is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. Her main research interest is machine vision.



顾雯莉, 2023年于山东农业大学获得学士学位, 现于哈尔滨理工大学攻读硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: gu1194515896@gmail.com

**Gu Wenli** received her B.Sc. degree from Shandong Agricultural University in 2023. She is currently pursuing her M.Sc. degree at Harbin University of Science and Technology. Her primary research focuses on machine vision.



孙明晓(通信作者), 2010年、2018年于哈尔滨工程大学分别获得工学学士学位、博士学位, 现为哈尔滨理工大学副教授, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: sunmingxiao@hrbust.edu.cn

**Sun Mingxiao** (Corresponding author) received his B.Sc. and Ph.D. degrees both from Harbin Engineering University in 2010 and 2018, respectively. He is currently an associate professor of Harbin University of Science and Technology. His main research direction is machine vision.



刘鹏飞, 2012年于哈尔滨理工大学获得硕士学位, 现于合肥哈工图南智控机器人有限公司担任总经理, 主要从事机器人智能控制器和机器人控制算法开发等领域。

E-mail: liupengfei@hitrobotgroup.com

**Liu Pengfei** received his M.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2012. He is currently the general manager of Hefei HRG Tonan Intelligent Control Robot Co., Ltd. He is mainly engaged in the development of robot intelligent controllers and robot control algorithms.