

# 基于 KNN-PROSAC 和改进 ORB 的多机器人 SLAM 地图融合算法<sup>①</sup>

伍一维<sup>②</sup> 左 韬<sup>③</sup> 张劲波 胡新宇

(\* 武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)

(\*\* 武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心 武汉 430081)

**摘要** 针对传统同时定位与地图构建(SLAM)特征点误匹配以及多机器人协作中的地图融合问题,本文提出了基于结合 KNN-PROSAC 和改进快速定向二进制描述(ORB)的多机器人 SLAM 地图融合算法,通过提取栅格地图的 ORB 特征,计算最优匹配点及最优匹配集对应的单应矩阵,运用偏反射变换矩阵求得转换关系从而实现地图融合。实验结果表明,本文算法可以在有效提高特征匹配正确率的同时保证地图融合的质量。

**关键词** 快速定向二进制描述(ORB); 误匹配; 地图融合; 同时定位与地图构建(SLAM)

## 0 引言

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)在智能机器人研究领域有着广泛应用<sup>[1]</sup>,能够在没有先验信息的环境中完成自主导航等一系列复杂任务。随着单机器人地图构建研究逐渐深入,人们开始将探索策略和地图构建方法应用到多机器人系统中<sup>[2]</sup>,将任务分配给多机器人同时进行,再把单个机器人得到的局部地图汇总,进行地图融合。和单机器人相比,多机器人协作能够显著提高环境探索的效率<sup>[3]</sup>,缩短建图时间。

当今研究的热点在于将特征点检测方法与 SLAM 问题相结合。传统特征点检测的方法分为基于灰度信息和基于深度学习两大类。基于灰度信息的检测方法分为梯度检测、模板检测以及梯度模板检测三类。基于深度学习的检测方法通过提取到的特征点来训练框架,构建特征描述子,从而进行特征点匹配。

多机器人 SLAM 的地图融合主要包含 3 个步骤,即地图预处理、地图配准和地图融合。因为子地图间重复区域地图融合算法的精度依赖于单个机器人所构建子地图的精度,所以需要对地图进行预处理。在地图的配准方面,文献[4]利用了角点特征进行融合,提出了一种基于 Hough 峰匹配的地图融合算法。由于角点特征没有对应的描述子,这种算法在地图融合阶段会出现误差较大或者融合失效等情况,影响了多机器人系统的鲁棒性。目前,主流的图像配准的方法是基于特征点的特征提取方法,其中最为著名的有尺度不变特征变换<sup>[5]</sup>(scale-invariant feature transform, SIFT)、快速鲁棒性特征<sup>[6]</sup>(speeded up robust features, SURF)以及快速定向二进制描述<sup>[7]</sup>(oriented FAST and rotated BRIEF, ORB)等。与 SIFT 和 SURF 相比,ORB 有着计算量小、运行速度快等优点,在人工智能领域有着广泛的应用<sup>[8-9]</sup>。但 ORB 同时有着误匹配率高、抗视角变换能力弱等缺陷。在地图融合方面,卫恒等人<sup>[10]</sup>将 ORB 算法运用到多机器人 SLAM 栅格地图的融合

① 国家自然科学基金(61673304),湖北省技术创新专项重大项目(2019AAA071)和机器人与智能系统研究院开放基金(F201804)资助项目。

② 男,1996 年生,硕士生;研究方向:图像处理;E-mail: sssxxx123123@ qq. com

③ 通信作者,E-mail: zuomu666@ 163. com

(收稿日期:2020-07-19)

当中,这种方法存在随局部地图增大,特征点增多,耗时也大幅增加等问题。左川等人<sup>[11]</sup>提出一种特征点加速匹配策略,这种策略使算法在能获得较高匹配精度的同时具有很好的实时性。李振宇等人<sup>[12]</sup>提出了一种将改进的 ORB 算法与渐进一致采样(progressive sampling consensus, PROSAC)算法相结合的图像拼接算法,在保证精度的同时,加快了图像融合的速度。

在现有研究成果的基础上,本文提出一种基于 KNN-PROSAC 和改进 ORB 的多机器人地图融合算法。该算法使用 K 近邻(K-nearest neighbors, KNN)对特征点进行粗匹配,再使用 PROSAC 进行精匹配,通过计算仿射矩阵从而进行地图融合。

## 1 ORB 算法

ORB 算法结合了 FAST (features from accelerated segment) 特征点检测法和 BRIEF 特征描述子,并在原有的方法上进行了改进,利用汉明距离作为相似性度量准则进行描述符的比较,使其计算速度大幅提升。

传统 ORB 算法如下。

### 1.1 oFAST 特征点

(1) 从图像中选取一点  $p$ ,以  $p$  为圆心作一个半径为 3pixel 的圆,如果圆周上有连续  $n$  个像素点的灰度值比  $p$  点的灰度值大或者小,则认为  $p$  为特征点。一般情况下, $n$  取 12。为了加快特征点的提取,先对  $p$  点上下左右 4 个位置的灰度值进行判定,若 4 个点中至少有 3 个点灰度值是大于或者小于  $p$  点的灰度值,则认为  $p$  是特征点,反之则排除此点。

(2) 利用机器学习中的 ID3 算法<sup>[13]</sup>训练出一个决策树,将特征点上的 16 个像素输入决策树中,以此来筛选出最优的 FAST 特征点。

(3) 采用灰度质心法,选取包含特征点  $O$  的一部分图像  $A$ ,定义局部图像的矩为

$$m_{ab} = \sum_{x,y} x^a y^b I(x, y) \quad (1)$$

式中,  $x, y \in [-r, r]$ , 其中  $r$  为特征点  $O$  的领域半径;  $I(x, y)$  为  $(x, y)$  处灰度值;  $a, b \in \{0, 1\}$ 。

通过矩求得图像  $A$  的质心为

$$C = \left( \frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (2)$$

连接特征点  $O$  与质心  $C$ ,求得特征点方向角为

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{10}}{m_{00}}\right) = \arctan\left(\frac{\sum_{x,y} y I(x, y)}{\sum_{x,y} x I(x, y)}\right) \quad (3)$$

通过上述方法,使得 FAST 角点具有了尺度特征以及旋转特征,提高其鲁棒性,FAST 特征点如图 1 所示。

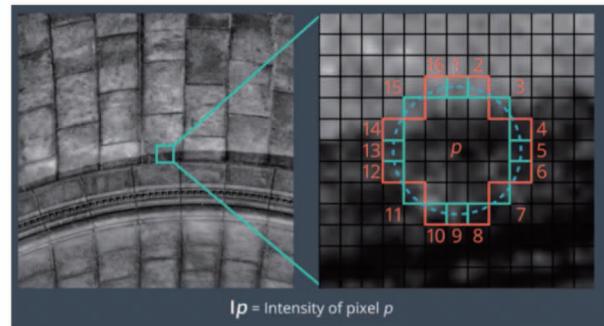


图 1 FAST 特征点

### 1.2 抗视角变换 rBRIEF 描述子

描述子的距离能够用来表示两个特征之间的相似程度,使用描述子对匹配好的特征点进行描述,可以很好地展示该特征点的特性。传统 BRIEF 描述算法实现方法是在特征点附近随机选取  $5 \times 5$  的窗口,并对窗口进行平滑处理得到灰度积分,使用窗口的比较代替像素点对的比较,再将特征点的主方向与描述子相结合。该方法容易造成特征区域信息的缺失,也会导致计算量的增加。

本文使用抗视角变换 rBRIEF 算法,以特征点为中心的  $15 \times 15$  邻域为特征描述区域,在邻域内利用  $3 \times 3$  的模板进行取点,得到点  $P \{p, p_1, p_2, \dots, p_{24}\}$ ,其中  $p$  为中央点,其余的为邻域内描述子点,得到每个小区域的描述符。

$$B_k(p_i) = \sum_{n=0}^7 s(I_n - I_a) \quad (4)$$

其中,  $p_i \in P$ ,  $B(p_i)$  为该区域的二进制描述子,  $s(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases}$ ,  $I_n$  为描述子点周围像素的灰度值,  $I_a$  为该区域的灰度平均值。通过与该特征区域灰度平均值的比较,抗噪声性能得到了提高。 $K_{I_n}$  为在  $p_i$  邻

域中  $I_n$  在中心点  $p_i$  周围 8 个像素中的灰度值排序。在进行灰度值比较前,先对 8 个像素灰度值由小到大排序得到集合  $K$ ,每个灰度值与平均灰度比较时,其位置权重为该像素在集合  $K$  中的位置,而不是按简单的顺时针排序分配权重,如图 2 所示。这样,保证了当区域发生旋转变化时其像素灰度值的排序不受旋转变换的影响,从而使得  $p_i$  区域的二进制描述子不变,具有旋转不变性。每个特征区域取点 25 个,形成 25 byte 的特征描述符。相比传统 BRIEF 算法得到的 32 byte,在形式上更简洁,计算复杂度更低。

|     | 2×6 |     |     | 2×5 |  |     |
|-----|-----|-----|-----|-----|--|-----|
| 2×0 | 10  | 220 | 210 |     |  |     |
| 2×4 | 70  |     | 250 |     |  | 2×7 |
| 2×3 | 35  | 20  | 30  |     |  | 2×2 |
|     | 2×1 |     |     |     |  |     |

图 2 位置权重在集合  $K$  中的位置

## 2 特征匹配

由于 SLAM 构建出来的栅格地图为灰度图,线段部分特征不明显,传统特征匹配算法容易导致误匹配。本文通过采用粗匹配-精匹配的过滤模式来匹配特征点,降低了误点率。

### 2.1 KNN 粗匹配

如果直接采用暴力匹配,在引入大量特征匹配点对的同时会造成大量的误匹配。本文使用 KNN 方法,将具有抗视角变换的 rBRIEF 二进制描述子之间的汉明距离作为特征点的相似性度量。匹配过程中选择  $K$  个和特征点最相似的点,如果这  $K$  个点之间的区别足够大,则选择最相似的那个点作为匹配点。

设定目标点  $A$ ,匹配图中最近邻特征点  $B_1$ ,次近邻特征点  $B_2$ ,如果它们与  $A$  的汉明距离  $H(A, B_1)$  与  $H(A, B_2)$  满足式(5),那么最近邻特征点为匹配点。汉明距离的比值越小,两个特征点的匹配程度越高,反之越低。

$$\frac{H(A, B_1)}{H(A, B_2)} < M \quad (5)$$

### 2.2 PROSAC 精匹配

本文采用渐进一致采样 (PROSAC) 算法,将 KNN 匹配出来的样本点按质量从好到差进行顺序排列,再从高质量样本子集中抽取样本,求解出模型的参数。PROSAC 是一种半随机的参数估计方式,能够在减少模型迭代次数的同时提高模型正确率,可以有效改善特征点误匹配的问题。

算法流程如下,具体流程如图 3 所示。

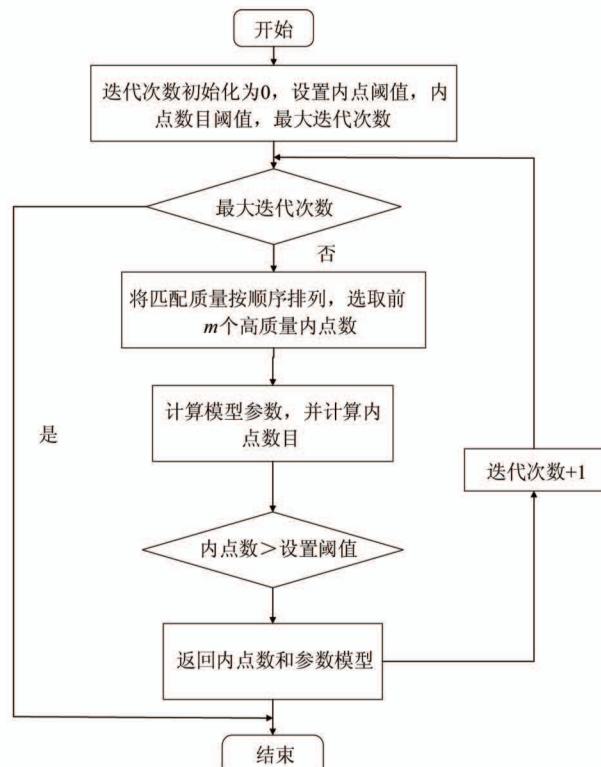


图 3 PROSAC 算法流程

(1) 将经 ORB 提取的  $N$  个特征点的集合记作  $S_n$ ,根据匹配质量函数  $\beta$ ,将  $S_n$  内的特征点的质量进行降序排列。

$$s_i, s_j \in S_n : i < j \rightarrow \beta(s_i) \geq \beta(s_j) \quad (6)$$

(2) 将质量函数值由高到低排列得到的  $n$  个数据点构成的集合记作  $G_n$ ,从集合  $G_n$  中采样点的集合记作  $M$ ,  $M$  元素的个数为  $m$ ,集合  $M$  的质量函数定义为元素中质量函数最低的函数值。

$$\beta(M) = \min_{s_i \in M} \beta(s_i) \quad (7)$$

用  $P_i$  表示  $s_i$  的正确率。

$$i < j \rightarrow q(s_i) \geq q(s_j) \rightarrow P\{s_i\} \geq P\{s_j\} \quad (8)$$

(2) 根据质量函数进行降序排序,每 4 个特征点分为一组,计算出每组的质量之和,并进行排序,取质量函数最高的 4 组匹配点计算其单应矩阵。

$$[x', y', w'] = [u, v, w] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$  为单应矩阵,  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$  表示线性变换,  $[a_{31}, a_{32}]$  用于平移。

(4) 再将质量最高的 4 组点进行剔除,其余点根据单应矩阵  $H$ ,计算相应的投影点。

(5) 计算投影点之间的投影误差,并和设定的阈值做对比,小于阈值则为内点,反之为外点。

(6) 将内点数目与设置好的内点数目阈值  $T$  进行比较,若大于阈值内点数目更新为当前值,反之迭代加 1,重复上述操纵直到满足停止条件。

### 3 地图融合

为保证融合质量,使融合的重叠区域无明显间隙,本文采用一种加权融合算法。根据待融合地图

像素重叠区域的面积,不断改变地图融合时的加权因子,使得融合后的图像的重叠区域更加光滑。公式如下。

$$I(x, y) = \begin{cases} I_1(x, y) & (x, y) \in I_1 \\ (1 - a) \times I_1(x, y) + a \times I_2(x, y) & (x, y) \in I_1 \cap I_2 \\ I_2(x, y) & (x, y) \in I_2 \end{cases} \quad (10)$$

其中  $I_1, I_2$  为数据集生成的栅格地图,  $I$  为融合后的地图,  $I(x, y)$  为地图  $(x, y)$  处的灰度值。加权因子  $a = S_d/S$ ,  $S_d$  为  $I_1$  重叠区域的面积,  $S$  为  $I_1$  的总面积,其中  $a \in (0, 1)$ 。

### 4 基于 KNN-PROSAC 和改进 ORB 的地图融合算法

本文通过单机器人构建出的子地图  $m_1$  和  $m_2$ ,并对  $m_1$  和  $m_2$  提取特征点,得到 oFAST 特征点集,再通过抗视角变换 rBRIEF 描述子进行描述,提取出来的特征点采用 KNN<sup>[14]</sup>、PROSAC 进行粗匹配和精匹配,其中  $K$  值取 2,通过计算单应矩阵将地图进行仿射变换,最后结合地图加权融合算法得到融合后的地图。具体流程如图 4 所示。

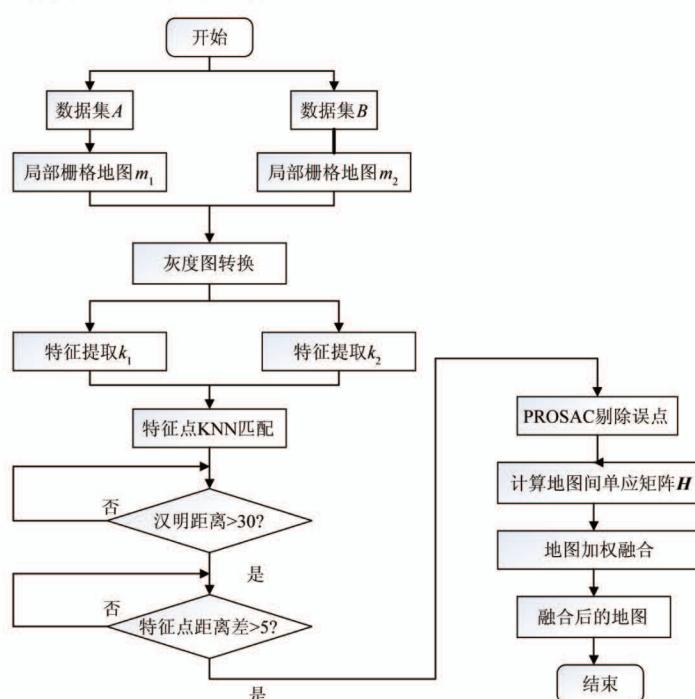


图 4 基于 ORB 的多机器人地图融合算法流程

## 5 实验结果与分析

为了验证本文改进算法的可行性与有效性, 使用配置为 Intel Core i5 2.2 GHz 和 16 GB RAM 的笔记本电脑, 搭载 Ubuntu 16.04 系统和开源图像处理库 OpenCV, 在机器人操作系统下, 使用 Gmapping SLAM 算法对 laser 数据集进行分段建图, 选取场景相似特征相对较多的拐点部分进行融合, 对该算法进行验证。具体步骤如下。

(1) 对数据集进行分段操作, 前半段正常建图, 后半段在前半段放空数据集的基础上进行建图, 模拟多机器人在同一场景下的协作 SLAM, 构建出的局部地图如图 5 和图 6 所示。

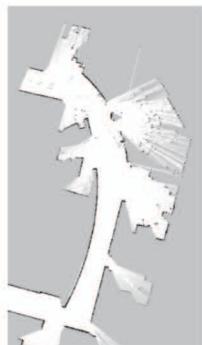


图 5 局部地图 A

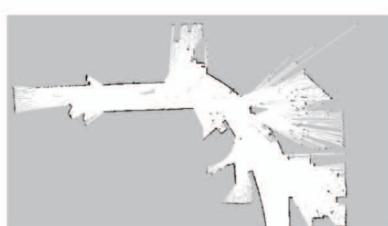


图 6 局部地图 B

(2) 对两幅局部地图分别运用传统 ORB 算法和本文算法进行特征点提取, 并分别使用暴力匹配和本文算法进行匹配,  $K$  值取 2,  $M$  值取 0.8, 得到的结果如图 7 和 8 所示。

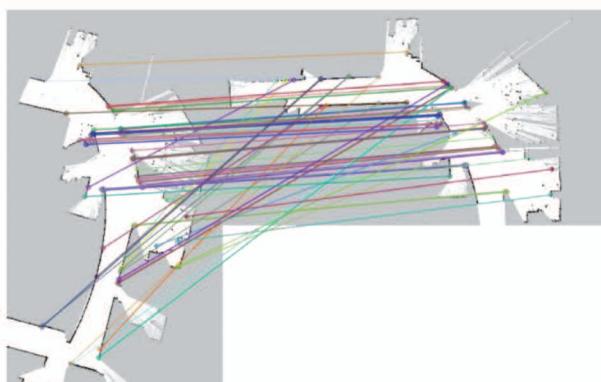


图 7 ORB + 暴力匹配匹配结果

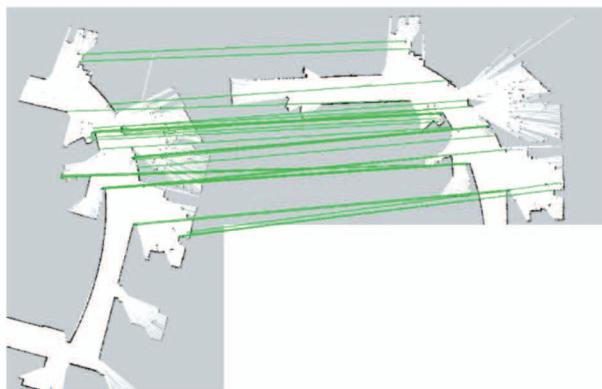


图 8 本文算法匹配结果

连线标注出了匹配出来的特征点对, 由图 7 可见, 传统 ORB + 暴力匹配出现大量误匹配特征点对, 运行时间为 0.488847 s, 匹配数目 247; 本文算法, 运行时间为 0.182629 s, 匹配数目 60。与传统算法相比, 特征点数目大量减少, 匹配点质量得到提高, 匹配速度大幅提升。

表 1 传统 ORB 匹配与本文算法对比

| 特征匹配方法     | 匹配数目 | 匹配时间/s   |
|------------|------|----------|
| ORB + 暴力匹配 | 247  | 0.488847 |
| 本文算法       | 60   | 0.182629 |

(3) 运用本文提出的地图融合算法对地图进行融合, 效果如图 9。为了方便对比, 本文用单机器人对该实验环境进行全局建图, 效果如图 10。可以看出, 本文算法具有良好的融合效果。

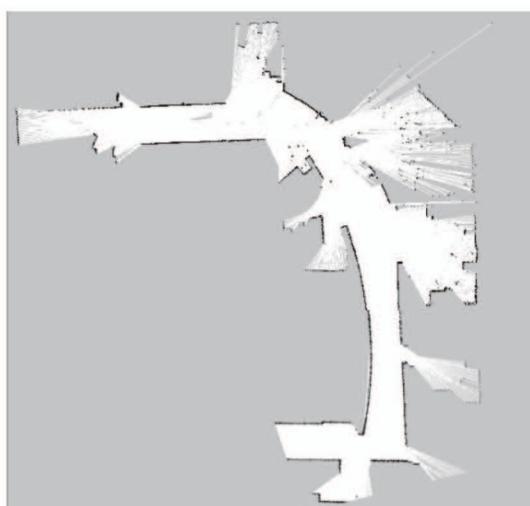


图 9 本文算法得到的融合后的地图

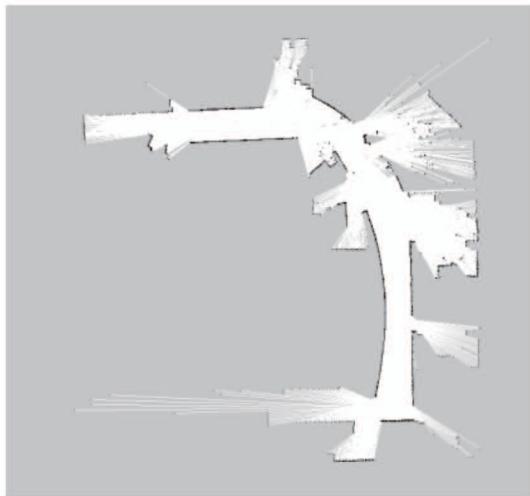


图 10 单机器人的全局地图

## 6 结论

本文对现有的特征匹配方法进行融合改进，并运用到多机器人 SLAM 地图融合当中，主要做了以下工作。

(1) 视角变换 rBRIEF 描述子的 ORB 算法，使描述子具有旋转不变性，形式更加简洁。

(2) 采用 KNN-PROSAC 方法，通过质量排序引入高质量的内点用于模型估计，减少算法的迭代次数，从而提高匹配质量以及执行效率。与传统 ORB 匹配算法相比，改进后的算法具有较优的鲁棒性。

(3) 使用加权地图融合算法保证地图融合质量。

实验结果表明，与传统 ORB 特征匹配算法相比，本文算法能够改善匹配点对质量，提高匹配速度，融合后的地图有着较高的融合质量。

## 参考文献

- [1] 程姜荣, 宋芳. 基于 ROS 的移动机器人视觉跟随系统设计[J]. 软件, 2020, 41(2):23-27, 43
- [2] Zhou X S, Roumeliotis S I. Multi-robot SLAM with unknown initial correspondence: the robot rendezvous case [C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2006:1785-1792
- [3] Ahmad A, Lawless G, Lima P. An online scalable approach to unified multirobot cooperative localization and object tracking[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 19(7):1-16
- [4] Saeedi S, Paull L, Trentini M, et al. Map merging using hough peak matching[C] // IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vilamoura-Algarve, Portugal, 2012:4683-4688
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110
- [6] Zhang W P, Li X J, Yu J F, et al. Remote sensing image mosaic technology based on SUR algorithm in agriculture [J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2018, 2018(1):85
- [7] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System, Barcelona, Spain, 2011:2564-2571
- [8] Saeedi S, Paull L, Trentini M, et al. Group mapping: a topological approach to map merging for multiple robots [J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2014, 21(2):60-72
- [9] 徐子锋, 石超, 王永峰, 等. 基于 ORB + PROSAC 误匹配剔除算法的视觉 SLAM 研究[J]. 软件工程, 2019, 22(5):9-14
- [10] 卫恒, 吕强, 梁建, 等. 基于 ORB 的多机器人 SLAM 地图融合算法[J]. 装甲兵工程学院学报, 2018, 32(1):85-89
- [11] 左川, 庞春江. 基于改进 ORB 的抗视角变换快速图像匹配算法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(11):1714-1720
- [12] 李振宇, 田源, 陈方杰, 等. 基于改进 ORB 和 PROSAC 的无人机航拍图像拼接算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23):91-99
- [13] 圣文顺, 孙艳文. 一种改进的 ID3 决策算法及其应用 [J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(12):2943-2945, 3094
- [14] 陆凯, 徐华. 基于最近邻距离权重的 ML-KNN 算法 [J]. 计算机应用研究, 2020, 37(4):982-985

# KNN-PROSAC based and improved multi-robot ORB SLAM map fusion algorithm

Wu Yiwei, Zuo Tao, Zhang Jinbo, Hu Xinyu

( \* School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081 )

( \*\* Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology of Ministry of Education,  
Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081 )

## Abstract

Aiming at the mismatching points of traditional simultaneous localization and mapping ( SLAM ), SLAM and map merging problems of multi-robot coordination , a kind of algorithm , which is based on the combination of KNN-PROSAC and improved oriented FAST and rotated BRIEF ( ORB ) with muti-robbot coordination SLAM map merging is presented , This algorithm extracts the ORB features of raster map , calculates the homography matrix corresponding of the optimal matching point and the optimal matching set , and applies the partial affine transformation matrix to obtain transformation relation , then it realizes map merging . The experiment results show that this algorithm can effectively improve the accuracy of feature matching and ensure the quality of map merging.

**Key words:** oriented FAST and rotated BRIEF ( ORB ), mismatching, map merging, simultaneous localization and mapping ( SLAM )