

# 一种视觉导航影像特征点整体匹配算法

王高杰<sup>1\*</sup>, 郝向阳<sup>1</sup>, 苗书锋<sup>2</sup>

<sup>1</sup>信息工程大学地理空间信息学院, 河南 郑州 450001;

<sup>2</sup>武汉科岛地理信息工程有限公司, 湖北 武汉 430081

**摘要** 视觉导航领域已有的影像特征点匹配算法主要基于描述子的相似性度量, 由于需要大量特征点且缺少对影像整体特征的考虑, 影像匹配的实时性和可靠性受到影响。为此, 提出一种基于聚类分析的影像特征点整体匹配算法。该算法对特征点集进行基于距离的聚类分析筛选出具有代表性且重复率较高的特征点, 参考特征点分布情况将目标影像和待匹配影像剖分为 4 个区域, 从每个区域随机选取两个特征点计算基本矩阵, 基于核线约束和位置约束进行特征点的整体匹配并依据特征点间的几何相似性对匹配结果进行检核。选取慕尼黑工业大学彩色-深度数据集、无人机、移动机器人拍摄的影像进行影像匹配试验, 结果表明, 提出算法匹配正确率高达 97.1%, 平均匹配时间小于 25 ms, 可以满足实时匹配的要求。

**关键词** 机器视觉; 视觉导航; 影像匹配; 区域剖分; 核线约束; 聚类分析

中图分类号 TP242

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.2215006

## An Overall Matching Algorithm for Image Feature Points in Visual Navigation

Wang Gaojie<sup>1\*</sup>, Hao Xiangyang<sup>1</sup>, Miao Shufeng<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Institute of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, Henan, China;

<sup>2</sup>Wuhan Kedao Geographical Information Engineering Co., Ltd., Wuhan 430081, Hubei, China

**Abstract** Existing image matching algorithms in the field of visual navigation are primarily based on the similarity measure of descriptors. The large number of feature points required and the lack of consideration for the overall features of the image affect the real-time reliability of image matching. To that end, this paper proposes an overall matching algorithm for image feature points based on clustering analysis. The algorithm performs distance-based cluster analysis on the set of feature points to filter out representative feature points with a high repetition rate, divides the target image and the image to be matched into four regions based on the distribution of feature points, selects two feature points randomly from each region to calculate the basic matrix, performs overall feature point matching based on the epipolar constraint and position constraint, and checks the matching results based on the geometric similarity among the feature points. The images in Technical University of Munich RGB-Depth data set, unmanned aerial vehicles, and mobile robots are selected for the image matching test. The results show that the proposed algorithm has a high matching accuracy of 97.1% and an average matching time of less than 25 ms, which can meet the requirements of real-time matching.

**Key words** machine vision; visual navigation; image matching; area profiling; epipolar constraint; cluster analysis

## 1 引言

在视觉导航过程中, 使用影像匹配的结果进行相机位姿的估计以实现实时的定位, 影像特征的检测和匹配是其核心环节, 匹配的性能直接影响到视觉导航系统的精度、实时性和可靠性<sup>[1]</sup>。基于点特征的影像匹配算法由于计算量小、鲁棒性强、适应性好等特点,

得到了广泛的使用, 也是匹配算法中研究的重点, 视觉导航中通常利用点特征进行影像间的匹配。

影像特征点匹配利用 SIFT<sup>[2-3]</sup>、SURF<sup>[4]</sup>、FAST<sup>[5]</sup>、ORB<sup>[6]</sup>等算法检测特征点, 基于特征点邻域灰度信息构建描述子, 采用 KD 树<sup>[7]</sup>、BF<sup>[8]</sup>、FLANN<sup>[9-10]</sup>、GMS<sup>[11]</sup>等特征点空间搜索策略选取特征点进行相关性度量并以此为依据得到匹配结果, 最后使用

收稿日期: 2021-07-02; 修回日期: 2021-08-15; 录用日期: 2021-10-19

通信作者: \*gaojiawang2014@163.com

RANSAC 算法<sup>[12]</sup>结合一定的几何约束剔除误匹配。目前匹配算法的实时性和准确性无法同时满足,准确的匹配需要高维度的描述子和大量特征点作为基础,同时时间成本会相应增加;而构造简单的描述子对于尺度变换和光照变化比较敏感,影响匹配正确率导致误匹配剔除阶段 RANSAC 算法迭代次数增加。

文献[13]以人类视觉系统的图像结构相似性度量为基础,使用双树复小波变换方法,将复小波变换域下的结构相似性度量应用于景象匹配系统中,提出了对于图像空域变换具有较强鲁棒性的景象匹配方法。对于实时图存在对比度、光照变化等干扰情况下表现出较好的鲁棒性。文献[14]中提出了一种根据衡量因子的大小进行抽样的改进 RANSAC 算法,从内点可能性大的点集中进行抽样,虽然这类算法可以大大减少抽样次数,但由于相关性较好或内点可能性大的匹配点对会出现相对集中的情况,容易造成局部抽样,导致算法的鲁棒性下降。文献[15]基于教与学优化算法的图像特征点匹配策略,在匹配正确率上与传统的图像特征点匹配算法基本相同,但是却明显地减少了图像特征点的匹配时间,提高了匹配算法的效率。文献[16]通过光流法对特征点在帧间进行跟踪,结合匹配判别准则和 FB Error 算法实现相邻帧影像的快速准确匹配,利用多帧影像间的特征点跟踪实现多影像匹配,相比于传统的特征点匹配算法,提高了计算效率并保持了较好的匹配准确率。ORB-SLAM2<sup>[17]</sup>中使用划分网格的匹配方式,首先将图像分为  $48 \times 64$  的网格,在以特征点为中心半径为  $r$  的范围内查找特征点进行关键点匹配,在此基础上进行描述子匹配以及描述子方向比较完成匹配过程,通过关键点匹配过滤了许多特征点,减少了描述子匹配的时间成本。视觉导航过程中相邻两帧或者数帧影像之间的相似度较高、差异较小,实时位姿解算对匹配算法运行速度要求较高,当前算法需要大量特征点,在此基础上会产生众多匹配结果,而相机相对位姿的计算仅需 8 个特征点即可,同时缺少对影像整体特征的考虑,影像匹配的实时性和可靠性受到一定程度的影响。

针对上述问题,本文提出一种基于聚类分析的影像特征点整体匹配算法。首先对影像进行采样,计算自适应检测阈值以保证特征点数量稳定在一个区间内,将检测出的特征点进行聚类并从中筛选出具有代表性的特征点后,根据特征点的分布自适应地将影像划分为 4 个区域,从中随机选取 8 个特征点用于计算基本矩阵,然后基于极线约束并结合 RANSAC 算法进行特征点整体匹配,选择内点数量满足一定比例、得分较高的方案作为匹配结果。该算法选取少量特征点进行匹配并顾及影像整体特征,保证了匹配的实时性、准确性和可靠性。

## 2 特征点检测

### 2.1 自适应检测阈值

特征点检测算法中 SURF、SIFT 算法实时性较差,ORB 算法在速度上优于二者,但存在特征点分布不均匀、输出重叠特征点较多的问题,不利于特征点的匹配,相对而言 FAST 算法原理简单、速度最快改进空间较大,比较适合运用于实时性要求较高的场景中。

FAST 算法特征点检测效果依赖于阈值的设定,且算法的阈值为经验值<sup>[18]</sup>,固定的阈值无法适用于一个序列所有影像。当前有许多 FAST 算法自适应阈值设置方法,大致分为两种:一种是基于灰度情况计算整幅图片阈值;一种是将影像分为若干区域使用不同阈值进行检测。基于灰度情况计算检测阈值的方式多是根据影像对比度求出阈值,对比度反映了影像整体特征,对于局部的特征没有进行考虑,此种方式适用于单张图片,对于图像序列适应性较差;将图片分为若干区域使用不同阈值检测的方式会获得较为均匀的特征点分布,但是会增加特征点数量,增加后续运算的时间成本,影像中具有代表性的特征点淹没在点集中。本文参考 FAST 检测算法选取像素点的方式,对影像进行采样计算图片的特征系数,进一步计算出检测阈值。

影像采样方式如图 1 所示,从 3 个方向进行采样,间隔 6 个像素采样,横轴方向上计算  $(i, j)$  位置与  $(i+3, j)$  位置像素值之差,纵轴方向上计算  $(i, j)$  位置与  $(i, j+3)$  位置像素值之差,所有采样点根据计算的关系可以形成众多矩形区域,对所有参与计算的采样点  $(i, j)$ ,计算  $(i, j)$  位置与  $(i+2, j+2)$  位置的像素值差值,为降低采样的相关性,去除矩形区域左上角点的计算结果。计算影像的特征系数  $I$  的公式为

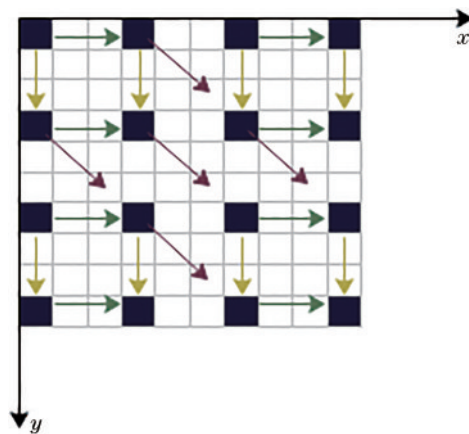


图 1 图像采样示意图

Fig. 1 Image sampling diagram

$$\begin{cases} I_1 = \sum_{i=0}^{\frac{r}{6}} \sum_{j=0}^{\frac{c}{6}} \text{abs}[I(j*6+3, i*6) - I(j*6, i*6)] + \sum_{i=0}^{\frac{r}{6}} \sum_{j=0}^{\frac{c}{6}} \text{abs}[I(i*6, j*6+3) - I(i*6, j*6)] \\ I_2 = \sum_{i=0}^{\frac{r}{3}} \sum_{j=0}^{\frac{c}{3}} \text{abs}[I(j*3+2, i*3+2) - I(j*3, i*3)] - \sum_{i=0}^{\frac{r}{6}} \sum_{j=0}^{\frac{c}{6}} \text{abs}[I(j*6+2, i*6+2) - I(j*6, i*6)] \end{cases}, \quad (1)$$

$$I = (I_1 + I_2) / n, \quad (2)$$

式中:  $r$  为影像像素行数;  $c$  为影像像素列数;  $I(x, y)$  为  $(x, y)$  处像素值;  $\text{abs}()$  是指取绝对值的函数;  $n$  为采样次数;  $I$  为图像特征系数。

从 TUM 数据库中选择不同场景下的影像共 120 张, 为将特征点的数量控制在 150~300 之间, 计算每张影像对应的特征系数以及特征点数量为 200 时对应的 FAST 检测算法阈值, 利用 Matlab 进行两组数据的线性拟合, 拟合过程中剔除部分阈值过高的点以保证能够提取出足够数量的特征点。拟合情况如图 2 所示。

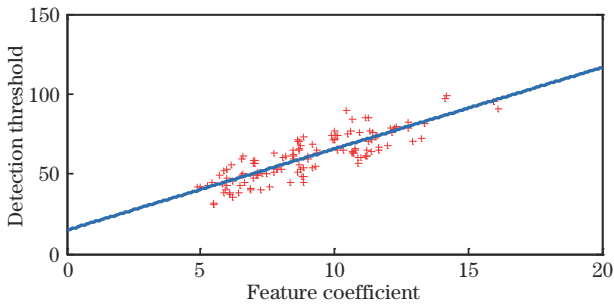


图 2 检测阈值与特征系数拟合结果

Fig. 2 Fitting results of detection threshold and feature coefficient

拟合结果为

$$y = 5.087I + 14.82, \quad (3)$$

式中,  $y$  表示检测阈值。

## 2.2 基于距离的聚类分析算法

无论是 ORB 算法还是 FAST 算法都会出现特征点分布不均匀、重叠特征点较多的问题, 目前主要采用非极大值抑制算法将一定区域内响应极大值所在的特征点保留下来, 而邻近的特征点对应的响应值差异较小, 这会导致特征点的选取不准确, 影响特征点匹配的结果。为了提高相邻帧影像特征点选取的准确性以及重复率, 对检测出的特征点进行聚类, 从中提取出具有代表性的特征点参与匹配过程。

采用自适应阈值的 FAST 算法对影像进行特征点检测后得到稳定数量的特征点, 由于 BIRCH 聚类算法<sup>[19]</sup>运行速度快, 只需要单遍扫描数据集就能进行聚类且可以有效识别噪声点, 所以在此基础上采用 BIRCH 算法进行聚类分析, 扫描全部数据后建立 CF Tree, 从包含样本点较少的叶子节点中提取出具有代表性的特征点, 有效减少特征点数量的同时保证相邻帧影像中特征点的重复率, 为影像的整体匹配做准备。

算法的具体步骤如下:

1) 建立 CF Tree。设置参数  $B=20, L=30, T=30$ , 将所有的样本依次读入, 在内存中建立一个 3 层的 CF Tree, 对应的输出就是若干个 CF 节点, 每个节点里的样本点就是一个类;

2) 优化树结构。选择样本点数量不大于 3 的所有叶子节点, 计算节点内每个样本点  $p$  与其他样本点  $q_i (i=1, 2, \dots, n)$  的曼哈顿距离  $d_M$ :

$$d_M = \text{abs}(p_x - q_{ix}) + \text{abs}(p_y - q_{iy}), \quad (4)$$

式中:  $p_x, p_y, q_{ix}, q_{iy}$  分别为  $p$  与  $q_i$  的横坐标与纵坐标。若  $d_M$  小于阈值  $T$ , 则将点  $p$  加入到与其距离最小的样本点对应的叶子节点中, 选取出的样本点之间不进行距离计算, 此过程循环两次;

3) 进一步优化树结构。对于每个叶子节点, 根据式(5)计算节点质心坐标。

$$\begin{cases} \bar{p}_x = \sum_i^n p_{ix} / n \\ \bar{p}_y = \sum_i^n p_{iy} / n \end{cases}, \quad (5)$$

式中:  $p_{ix} (i=1, 2, \dots, n)$  和  $p_{iy} (i=1, 2, \dots, n)$  分别为点  $p_i$  的横纵坐标;  $n$  为叶子节点中样本点个数;  $\hat{p}_i = (\hat{p}_x, \hat{p}_y)$  为质心坐标。针对所有样本点, 判断样本点是否在以  $\hat{p}_i$  为圆心, 以  $T$  为半径的圆形区域内, 对于圆形区域外的样本点, 建立新的叶子节点存储, 合并距离小于  $T$  的样本点;

4) 提取出单独组成叶子节点的样本点加入特征点集;

5) 为保证有足够数量特征点参与匹配, 设置阈值  $k$ , 若特征点集中点的数量  $n$  大于阈值  $k$ , 跳到步骤 7), 否则跳到步骤 6),  $k$  一般取 30;

6) 对于包含两个样本点的类, 计算样本点的 Harris 角点响应值  $h_1, h_2$ , 若响应值满足式(6), 选择响应值较大的特征点加入特征点集, 否则两个点均加入特征点集。

$$\text{abs}(h_1 - h_2) \geq \epsilon_h, \quad (6)$$

式中,  $\epsilon_h$  为设置的阈值;

7) 目标影像特征点集  $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_i\}$ , 待匹配影像特征点集  $\forall p_i \in P, \exists q_j \in Q$ , 特征点间的最小相对距离可表示为

$$d = \text{abs}(p_{ix} - q_{jx}) + \text{abs}(p_{iy} - q_{jy}), \quad (7)$$

式中,  $p_{ix}, p_{iy}$  和  $q_{jx}, q_{jy}$  分别为  $p_i$  与  $q_j$  的横坐标与纵坐标。若满足  $d < \epsilon_d$ , 保留  $p_i$  和  $q_j$ , 否则删除, 参考 ORB-

SLAM2 中的设置  $\epsilon_d$  取值为 100。

### 3 特征点匹配

本文算法在使用聚类分析提取特征点的基础上,进行特征点的整体匹配。对极几何由  $3 \times 3$  的基本矩阵  $F$  表示,它是两幅视图之间的内在射影几何,独立于景物结构,只依赖于相机的内参数和相对姿态。基本矩阵对于两幅影像中所有的对应点  $x, x'$  都满足:

$$x'^T F x = 0, \quad (8)$$

如果  $x$  和  $x'$  对应,  $x'$  在对应于点  $x$  的对极线  $l = Fx$  上,通过两幅影像之间的基本矩阵可对所有的特征点进行匹配。鉴于 RANSAC 算法良好的抵抗误差的能力,参考 RANSAC 思想随机选取特征点计算  $F$  矩阵,基于核线约束进行特征点的匹配。算法的整体流程为:

1) 特征点区域剖分。参考特征点分布情况分别将目标影像和待匹配影像自适应地剖分为 4 个区域;

2) 从每个区域内随机选取两个特征点即从目标影像和待匹配影像中各选出 8 个特征点,进行相对位置关系判定,及距离、夹角一致性判定;

3) 对于通过判定的特征点组合,利用其计算  $F$  矩阵,统计内点数,根据  $F$  矩阵求出目标影像中的点在待匹配影像中的核线,基于核线约束和位置约束进行特征点的匹配,统计匹配的结果;

4) 基于特征点间的几何相似性原理对每个组合的匹配结果进行评价,选取评价得分最高、内点数量大于 70% 的特征点组合作为最终匹配结果。

#### 3.1 特征点区域的剖分方式

RANSAC 算法是根据一组观测数据集,经过反复迭代的方式计算出数据集的参数模型,去除不符合模型的局外点及噪声,进而得到可信的样本数据的算法。如果从目标影像和待匹配影像中各随机选取 8 个特征点计算基本矩阵,由于选点随机性过强,满足特征点一一对应的情况出现几率极低。理想情况下,目标影像和待匹配影像各自提取出 30 个特征点且特征点一一对应,若采用随机选点模式,出现所选 8 组特征点一一对应的情况概率为

$$p = \frac{A_{30}^8}{A_{30}^8 * A_{30}^8} = \frac{1}{5853925}. \quad (9)$$

找到一个合适的特征点组合时间成本极高,远远无法满足视觉导航中实时解算位置姿态的需求,因此本文提出一种自适应的特征点区域剖分方式。如图 3 所示,在目标影像中,首先确定直线  $l_1: y = y_{re}$  将全部特征点分为数量相同的上下两个区域  $R_1, R_2$ ,再确定直线  $l_2: x = x_{re1}$  和  $l_3: x = x_{re2}$  将  $R_1, R_2$  两个区域的特征点分为数量相同的两个区域  $r_1, r_2$  和  $r_3, r_4$ ,此时随机选点出现 8 组特征点一一对应的情况概率为

$$p = \frac{(A_7^2)^2 * (A_8^2)^2}{(A_7^2)^4 * (A_8^2)^4} = \frac{1}{(A_7^2)^2 * (A_8^2)^2} = \frac{1}{345744}. \quad (10)$$

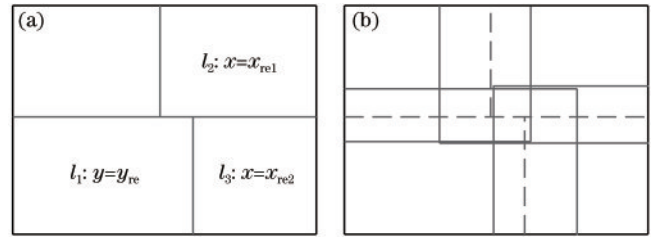


图 3 影像区域剖分方式。(a) 目标影像; (b) 待匹配影像  
Fig. 3 Method of image area segmentation. (a) Target image; (b) image to be matched

考虑到相机运动、视角变化、光照变化等因素的影响,两幅影像中特征点位置不完全相同,为提高选取特征点组合的可靠性,将待匹配影像中的区域确定为目标影像 4 个区域向外扩展各自区域的 1/4。

#### 3.2 点的选择以及筛选策略

特征点区域剖分之后,算法时间复杂度仍然较高。由于相邻帧影像相似度较高,对应的特征点构型具有几何相似性,为进一步提高匹配算法的实时性,使用距离一致性和夹角一致性约束对特征点组合进行筛选。

如图 4 所示,首先确定  $P_1, P_2$  与  $P_3, P_4, P_5, P_6$  和  $P_7, P_8$  的相对位置关系,形成一个 5 位数字的 0/1 序列  $f(5)$ ,主要考虑特征点与直线  $P_1P_2$  的相对位置关系。根据两幅影像中选取的特征点计算序列  $f_1, f_2$ ,对比两个序列,不完全相同则跳过该组合。

$$f(i) = \begin{cases} 0 & P_{i+4} \text{ and } P_{i+3} \text{ are on the same side of } P_1P_2 \\ 1 & P_{i+4} \text{ and } P_{i+3} \text{ are on different sides of } P_1P_2 \quad (i = 0, 1, 2, 3, 4) \end{cases} \quad (11)$$

对于两幅影像中选取的 8 个特征点,第 1 个特征点分别与其他特征点连接形成 7 条直线段,在此基础上计算两组特征点的分布差异系数  $d(P, Q)$  为

$$d(P, Q) = \lambda \text{abs} \left[ \sum_{i=1}^7 \frac{d(P_i, P_{i+1})}{d(P_1, P_2)} - \sum_{i=1}^7 \frac{d(Q_i, Q_{i+1})}{d(Q_1, Q_2)} \right] + (1 - \lambda) \text{abs} \left[ \sum_{i=2}^7 \alpha(P_i, P_{i+1}) - \alpha(Q_i, Q_{i+1}) \right], \quad (12)$$

$$d(P, Q) < \delta_d. \quad (13)$$

对每个特征点组合计算其分布差异系数,若  $d(P, Q)$  满足式(13),则认为该组合符合距离一致性和夹角一致性原则,可以用于特征点的整体匹配。

#### 3.3 特征点匹配以及内点计算

根据特征点周围灰度信息生成描述子,计算描述子相关性的匹配方式需要大量的特征点,时间成本过

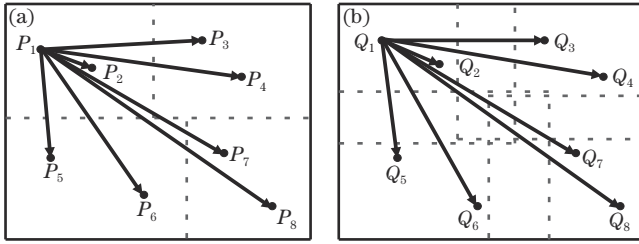


图 4 点的选择示意图。(a)目标影像;(b)待匹配影像

Fig. 4 Diagram of point selection. (a) Target image; (b) image to be matched

高,并且匹配准确率不高,需要后续的误差剔除。使用核线约束和位置约束可将搜索的空间限定在一定范围之内,提高匹配效率和可靠性。对极几何是两幅视图之间内在的射影几何,独立于景物结构,只依赖于相机的内部参数和相对姿态,它由基本矩阵  $F$  表示。目标影像上任意一点  $x$  对应的核线为

$$l' = Fx, \quad (14)$$

待匹配影像中点  $x$  的对应点  $x'$  一定位于核线  $l'$  上,待匹配影像中点  $x$  的对应点  $x'$  一定位于核线  $l'$  上,本文利用归一化 8 点法计算基础矩阵  $F$ , 求出目标影像中的点在待匹配影像中的对应核线,在待匹配影像虚线圆内搜索距离核线最近的点作为匹配结果。基于核线约束与位置约束的特征点匹配如图 5 所示。图中  $P$  代表目标影像,  $Q$  代表待匹配影像,  $x$  为  $P$  上一点,  $x_0$  为  $Q$  上与  $x$  位置相同的点,  $l'$  代表  $x$  对应的核线,虚线圆为位置约束的约束范围,  $x_1, x_2, x_3, x_4, x'$  为  $x$  的候选同名点。

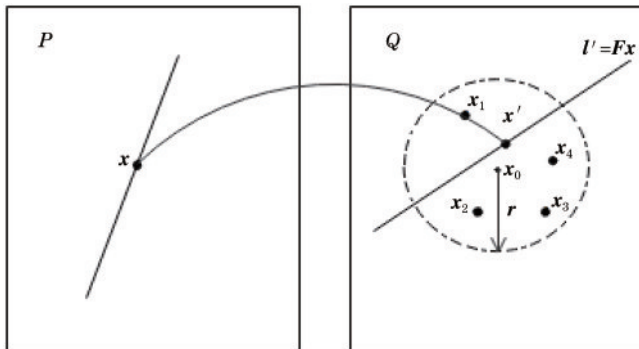


图 5 核线约束和位置约束

Fig. 5 Epipolar constraint and position constraint

### 3.4 F 矩阵效果评价

由于特征点提取过程中使用聚类分析算法提取出相对独立的特征点且特征点数量较少,错误匹配容易识别和剔除,使用距离一致性约束来剔除错误匹配,计算两幅影像中对应特征点  $x$  和  $y$  坐标的差值平均值,剔除误差较大的特征点对。本文提出算法主要通过选取不同的特征点组合计算基本矩阵来建立目标影像和待匹配影像间的整体关系,所以需要评价  $F$  矩阵的效果,评价函数基于特征点间的几何相似性并选择点到直线的距离作为主要依据。

评价函数可表示为

$$\text{cov}(P, Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^4 \frac{d(p_i, l_j)}{d_p} - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^4 \frac{d(q_i, l_j)}{d_q}, \quad (15)$$

式中:  $d(p_i, l_j)$  表示点  $p_i$  到直线  $p_1 p_j$  的距离;  $d(q_i, l_j)$  表示点  $q_i$  到直线  $q_1 q_j$  的距离;  $d_p$  与  $d_q$  表示线段  $p_1 p_2$  与  $q_1 q_2$  的长度。

## 4 实验

为验证本文算法的实时性、准确性和可靠性,使用 3 个部分的数据进行影像匹配试验: 1) 慕尼黑工业大学彩色-深度 (TUM RGB-D) 单目数据集内 freiburg2\_360\_kidnap、freiburg2\_desk、freiburg2\_large\_no\_loop、freiburg2\_pioneer\_slam 这 4 组数据中的影像序列; 2) 无人机 (UAV) 单目数据集内 building1、building2、building3、building4 这 4 组数据中的影像序列; 3) 利用实验室移动机器人“小强”拍摄的 3 组实验室影像 test1、test2、test3。试验环境为 Core i5 2.5 GHz, 内存 8 GB, Windows 操作平台, 编程平台为 Visual Studio 2013。影像采集频率为 30 帧, 大小为 640 pixel  $\times$  480 pixel; 影像序列中存在旋转变换、尺度变化、光照变化、相似纹理等匹配问题。

### 4.1 阈值分析

本文提出算法涉及一些参数。其中部分参数主要影响特征点提取数量,其波动对匹配结果没有太大影响,已依照实际需求进行设置。参数  $\delta_d$ 、 $\delta_k$  对于算法的可用性有较大的影响,针对试验影像,对上述阈值的取值情况进行分析。

1) 阈值  $\delta_d$  的设定。 $\delta_d$  是约束特征点组合几何相似性的阈值,主要目的是减少特征点整体匹配的循环次数,降低时间成本。 $\delta_d$  越大则可能进行的整体匹配次数越多,匹配时间随之上升。但是由于外界因素的影响, $\delta_d$  值过小则可能导致符合要求的特征点组合过少,匹配的大部分时间用于筛选甚至出现无法匹配的情况。结合试验影像序列连续性较强、帧间差异较小的特点,最终设定  $\delta_d$  为 0.3, 实际应用应以相机的运动状态确定为宜;

2) 阈值  $\delta_k$  的设定。 $\delta_k$  用于判断对应特征点是否符合核线约束,主要影响初匹配的结果。尽可能提高初匹配的准确率,为误差剔除创造良好的条件。利用 freiburg2\_360\_kidnap 中部分影像进行试验,通过统计  $\delta_k$  变化对匹配数量和准确率的影响确定参数的设置。 $\delta_k$  从 1 到 12 间隔 1 采样,所得匹配数量和准确率随参数变化情况如图 6 所示。由图可知,当  $\delta_k$  取值大于 5 时,匹配的数量和准确率趋于稳定,达到较高水平,为保证匹配的准确性和可靠性,将阈值  $\delta_k$  设置为 5。

### 4.2 特征点提取

本文提出算法在特征点提取阶段目的是得到包含

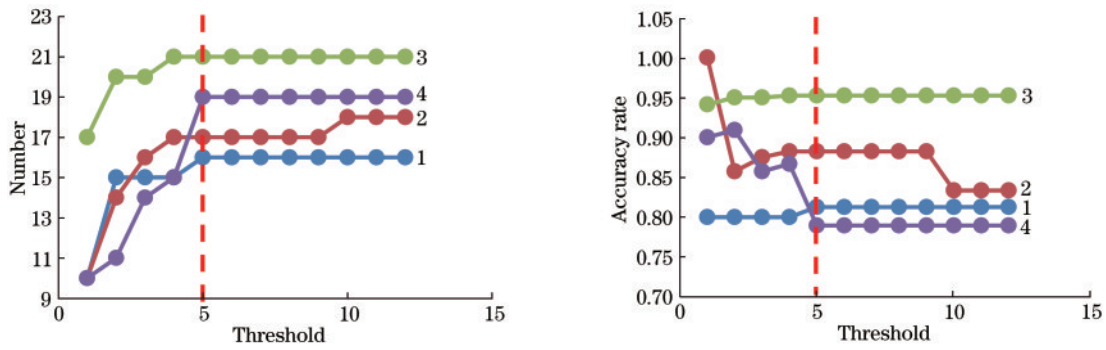


图 6 参数取值对匹配结果的影响

Fig. 6 Effect of parameter values on matching results

少量具有代表性的特征点且重复率较高的两个特征点集,避免由于特征点过多导致的匹配时间成本过高。为评价提出算法的特征点提取效果,选取 freiburg2\_desk 中部分影像序列进行试验,将提出算法与 FAST、ORB 算法效果进行比较,由于算法是在 FAST 算法上的改进,FAST 算法与提出算法检测阈值保持一致,控制 ORB 算法检测出数量相同的特征点。部分试验影像特征点检测效果如图 7 所示。其中,圆形标记的中心点为提取的特征点位置。可以看出,提出算法提

取出的特征点在影像中分布更加均匀、两幅影像中特征点重复率较高,算法提取出相对独立的特征点,可以有效避免特征点的集中分布导致匹配过程中出现“一对多”、“多对一”的问题,这为特征点的整体匹配打下良好的基础,3 种算法特征点提取结果对比见表 1,其中“Number”一栏中有两个元素,前一个元素表示目标影像中提取出的特征点数量,后一个元素表示待匹配影像中提取出的特征点数量。

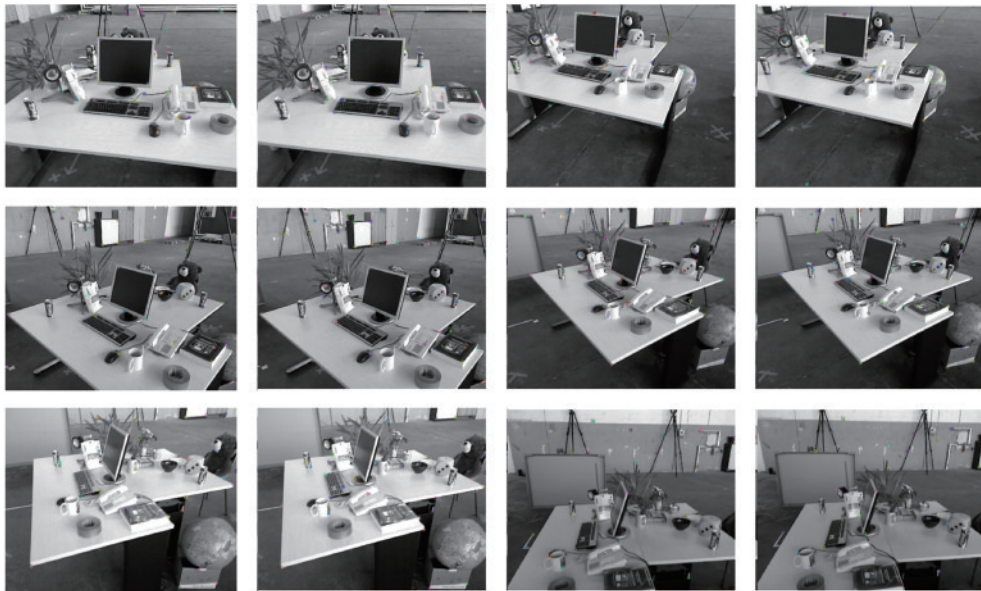


图 7 提出算法特征点提取结果

Fig. 7 Results of feature point extraction by proposed method

FAST 算法通过检测候选点灰度值与邻近 16 个像素灰度值的差异来提取特征点,算法仅需要进行简单的像素灰度值对比,速度上相对于其他算法有明显优势。由于灰度分布的连续性,一个特征点的邻域内会出现多个特征点,FAST 算法利用非极大值抑制的方法选出局部得分最高的特征点,在发生光照变化和尺度变化时,特征点提取不够准确。ORB 算法是在 FAST 算法上的改进,按照一定比例对影像进行多次下采样建立图像金字塔,使用 FAST 算法从每个级别

不同大小的图像中快速找到关键点,通过确定每个级别的关键点能够有效发现不同尺寸对象的关键点,以此实现部分缩放不变性。但同样会出现部分特征点集中分布的情况,图像金字塔的使用也会降低特征点提取的效率。提出算法在 FAST 算法基础上进行改进,避开特征点集中分布的区域,选择相对独立分布的特征点组成影像特征点集,结合位置约束进行特征点的筛选。由表 1 可知,相对于 FAST 算法,提出算法筛选出的特征点数量明显较少,重复率得到了一定程度的

表 1 不同算法特征点提取结果

Table 1 Results of different methods for feature point extraction

| Image number | Proposed method |               |                     | FAST    |               |                     | ORB    |               |                     |
|--------------|-----------------|---------------|---------------------|---------|---------------|---------------------|--------|---------------|---------------------|
|              | Number          | Repeat points | Repetition rate / % | Number  | Repeat points | Repetition rate / % | Number | Repeat points | Repetition rate / % |
| 1            | 36/34           | 24            | 71                  | 160/158 | 89            | 56                  | 36/34  | 22            | 65                  |
| 2            | 35/40           | 25            | 71                  | 195/207 | 119           | 61                  | 35/40  | 23            | 66                  |
| 3            | 38/44           | 25            | 66                  | 156/165 | 92            | 59                  | 38/44  | 26            | 68                  |
| 4            | 38/47           | 26            | 68                  | 192/181 | 119           | 66                  | 38/47  | 28            | 74                  |
| 5            | 31/33           | 19            | 61                  | 156/174 | 86            | 55                  | 31/33  | 21            | 68                  |
| 6            | 28/31           | 18            | 64                  | 159/157 | 93            | 59                  | 28/31  | 18            | 64                  |

提高,在检测出相同数量特征点的情况下,特征点重复率和 ORB 算法大致相当,ORB 算法使用图像金字塔进行多次检测,时间成本较高。

### 4.3 特征点匹配

本文在 2.2 中特征点提取的基础上进行影像特征点整体匹配,利用核线约束和位置约束作为约束条件,以特征点到核线的距离作为主要判断依据进行特征点整体匹配。为充分验证算法的实时性、准确性及可靠性,在所选全部数据集上进行影像匹配试验,从匹配准确率和匹配时间两个方面对比提出算法与 FAST、ORB 方法的匹配结果。需要说明的是,开源计算机视觉库 OpenCV (Open Source Computer Vision Library) 提供了本文对比算法的函数接口。FAST 算法具体设置为:

FAST+BREIF+FLANN,检测阈值与提出算法一致,ORB 算法具体设置为:ORB+FLANN,检测点的数量设置为 150 个,其他参数采用 OpenCV 默认参数。

试验影像的部分匹配结果如图 8 所示。可以看出,提出算法在少量特征点的基础上计算基本矩阵,不依赖于描述子的构建进行整体匹配,匹配的数量保持在较低水平,匹配的特征点在影像中的分布比较均匀,算法对于视角变换、光照变化、相似纹理等情况表现出较好的稳定性。同时,引入特征点间的几何相似性来对匹配结果进行检验,有效降低了误匹配概率。提出算法、FAST、ORB 这 3 种算法针对试验影像的匹配结果对比见表 2,其中“Matching number”一栏包含两个元素,按照前后顺序分别表示全部匹配数量和正确匹配数量。

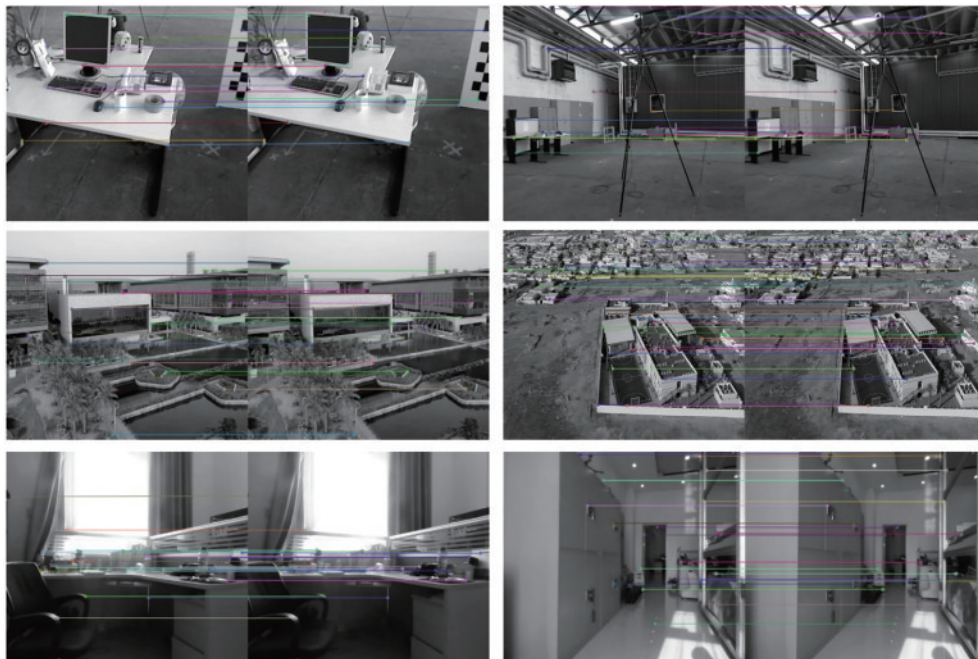


图 8 提出算法匹配结果

Fig. 8 Results of feature point matching by proposed method

由表 2 可知,提出算法对于试验影像的平均匹配准确率远高于 FAST 算法,略高于 ORB 算法,在匹配数量上少于二者。这是由于提出算法使用了基于距离的聚类分析算法,提取出相对独立分布的特征点,

减少参与匹配的特征点数量的同时避免了部分区域特征点集中分布带来的误匹配问题,使算法准确率得到提高。

图 9 为 3 种匹配算法的运行时间对比柱状图。由

表 2 不同算法特征点匹配结果

Table 2 Results of different methods for image feature point matching

| Data set       | Image number | Proposed method |                   | FAST            |                   | ORB             |                   |
|----------------|--------------|-----------------|-------------------|-----------------|-------------------|-----------------|-------------------|
|                |              | Matching number | Accuracy rate / % | Matching number | Accuracy rate / % | Matching number | Accuracy rate / % |
| 360_kidnap     | 383          | 6160/5895       | 95.70             | 51418/39895     | 77.59             | 38460/35996     | 93.59             |
| freiburg2_desk | 408          | 6882/6764       | 98.29             | 66186/49594     | 74.93             | 39940/37864     | 94.80             |
| large_no_loop  | 399          | 6762/6513       | 96.32             | 57776/42204     | 73.05             | 38720/35125     | 90.72             |
| pioneer_slam   | 311          | 4788/4433       | 92.59             | 42681/31089     | 72.84             | 29824/26931     | 90.30             |
| building1      | 380          | 8687/8635       | 99.40             | 40013/32419     | 81.02             | 45027/43065     | 95.64             |
| building2      | 455          | 9480/9363       | 98.77             | 49022/37483     | 76.46             | 50182/47815     | 95.28             |
| building3      | 450          | 10863/10713     | 98.62             | 57008/43434     | 76.19             | 47649/46483     | 97.55             |
| building4      | 487          | 14340/14196     | 99.00             | 90032/73818     | 81.99             | 56979/52679     | 92.45             |
| test1          | 349          | 5858/5702       | 97.34             | 37371/29300     | 78.40             | 39265/33434     | 85.15             |
| test2          | 371          | 6661/6395       | 96.01             | 34124/28268     | 82.84             | 38719/36392     | 93.99             |
| test3          | 402          | 7383/7116       | 96.38             | 37970/31397     | 82.69             | 44284/42175     | 95.24             |

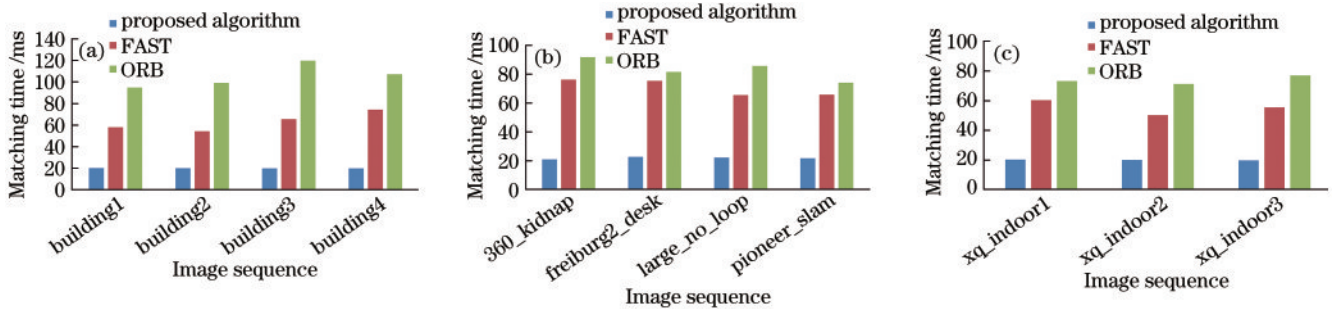


图 9 不同数据集中影像特征点匹配平均运行时间对比。(a) TUM 数据集;(b) UAV 数据集;(c) 移动机器人拍摄的影像数据

Fig. 9 Comparison of average running time for image feature point matching in different data sets. (a) TUM data set; (b) UAV data set;

(c) images captured by mobile robots

于提出算法不采用传统的构建描述子、描述子相关性度量的方式来进行特征点匹配,只从待匹配影像和目标影像中提取出相似性较高、点数量较少且分布相对均匀的两个特征点集进行特征点整体匹配;基于 RANSAC 思想不断筛选特征点组合进行计算,选取内点数量满足一定比例且评分较高的组合作为整体匹配的结果,误匹配的数量相对 FAST 算法明显减少,提出算法与 FAST 和 ORB 算法相比运行速度方面有明显的优势,平均匹配时间小于 25 ms,在保证可靠性的同时实现了特征点的快速匹配。

## 5 结 论

提出一种基于聚类分析的影像特征点整体匹配算法。通过基于距离的聚类分析提取出影像中相对独立分布、具有代表性的特征点,不同于传统匹配方式中的构建特征点描述子、描述子相关性度量的做法,随机选取特征点组合计算影像间基本矩阵,基于核线约束和位置约束完成特征点整体匹配,主要目的是得到最优的基本矩阵使得内点数量满足要求,充分利用了影像的整体特征,提高了算法的可靠性,同时通过影像区域

剖分、特征点组合筛选等方式提高匹配速度。经实验验证,提出算法平均匹配时间小于 25 ms,相比于 FAST 算法,速度提升 69.1%,匹配准确率达到 97.1%,可以满足影像实时匹配的需求。但是该算法也有需要改进之处,特征点的整体匹配对于特征点提取的要求较高,准确且快速的匹配依赖于两个点集较高的特征点重复率,载体在进行高速运动时对特征点提取影响较大,会导致匹配效果不理想,下一步的主要研究方向为特征点的稳定提取。

## 参 考 文 献

- [1] 郭健. 基于局部特征的图像匹配算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.  
Guo J. Research of image matching algorithm based on local features[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [3] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999,



- Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 1150-1157.
- [4] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [5] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. *Computer vision -ECCV 2006. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- [6] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [7] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. *Communications of the ACM*, 1975, 18(9): 509-517.
- [8] 朱奇光, 张朋珍, 李昊立, 等. 基于全局和局部特征融合的图像匹配算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(1): 170-176.
- Zhu Q G, Zhang P Z, Li H L, et al. Investigation on the image matching algorithm based on global and local feature fusion[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(1): 170-176.
- [9] Savchenko A V. Maximum-likelihood approximate nearest neighbor method in real-time image recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61:459-469.
- [10] Muja M, Lowe D G. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration[C]//Proceedings of the Fourth International Conference on Computer Vision Theory and Applications, February 5-8, 2009, Lisboa, Portugal. Setúbal: SciTePress-Science and Technology Publications, 2009.
- [11] Bian J W, Lin W Y, Matsushita Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2828-2837.
- [12] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24: 381-395.
- [13] 张晓晨, 曾鹏, 张有山. 采用双树复小波结构相似性度量的景象匹配[J]. *现代防御技术*, 2017, 45(2): 87-92.
- Zhang X C, Zeng P, Zhang Y S. Scene matching by dual-tree complex wavelet structural similarity measurement [J]. *Modern Defence Technology*, 2017, 45(2): 87-92.
- [14] 王浩, 张生伟, 徐恺. 应用于图像匹配的实时自适应 RANSAC 算法研究[J]. *电光与控制*, 2020, 27(2): 90-93, 97.
- Wang H, Zhang S W, Xu K. A real-time adaptive RANSAC algorithm applied in image matching[J]. *Electronics Optics & Control*, 2020, 27(2): 90-93, 97.
- [15] 杨新广, 陈云翔, 刘硕, 等. 航空装备抢修时间估算方法[J]. *火力与指挥控制*, 2012, 37(2): 96-98.
- Yang X G, Chen Y X, Liu S, et al. Research on estimating method of quick-repair time for aviation equipment[J]. *Fire Control & Command Control*, 2012, 37(2): 96-98.
- [16] 贾开开, 张振杰, 郝向阳. 一种基于特征点跟踪的多影像匹配算法[J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(5): 1147-1152.
- Jia K K, Zhang Z J, Hao X Y. Novel method on features tracking for multi-image matching[J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(5): 1147-1152.
- [17] 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.
- [18] He X C, Yung N H C. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004, August 26-26, 2004, Cambridge, UK. New York: IEEE Press, 2004: 791-794.
- [19] Zhang T, Ramakrishnan R. BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases[C]//Proceedings of the 1996 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, June 4-6, 1996, Montreal, Quebec, Canada. New York: ACM Press, 1996: 103-114.