

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2017.05.025

# 基于 ORB 特征的图像误匹配剔除方法研究

黄 丽, 李晓明\*

(浙江理工大学 机械与自动控制学院, 浙江 杭州 310018)

**摘要:**针对图像特征匹配当中存在明显错误匹配、匹配准确度较差的问题,对 ORB 算法和 RANSAC 算法进行了研究。ORB 算法中,特征点的匹配是基于汉明距离进行的。在此前提下,提出了一种基于 RANSAC 算法的改进算法进行误匹配剔除。该算法通过增加粗剔除过程来剔除一部分错误匹配,然后利用 RANSAC 算法做了进一步剔除,同时增加了 RANSAC 算法中的初始样本集的数量并加以预判断,达到了降低 RANSAC 算法耗时的目的。最后利用多组图像对该算法进行了验证,实验结果表明,该算法可以有效剔除误匹配,提高图像特征匹配的准确度,并且具有旋转不变特性和噪声抑制特性,同时也保证了 ORB 算法的匹配速度。

**关键词:**特征点匹配;ORB 特征;误匹配

中图分类号:TP39;TP24

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2017)05-0552-05

## Remove approach of wrongly matched image based on ORB features

HUANG Li, LI Xiao-ming

(School of Mechanical Engineering and Automation, Zhejiang Sci-tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of many wrong matches and poor matching accuracy in feature-based image matching, ORB (oriented brief) and RANSAC (RANDOM sample consensus) algorithm were researched. On condition that matching was achieved based on hamming distance in ORB algorithm, a method based on improved RANSAC was proposed. After matching based on hamming distance, the pre-removing process was added to eliminate a part of wrong matches. Then, further elimination was achieved through RANSAC algorithm. Meanwhile, the computing time was saved by increasing the amount of initial sample and pre-estimating the sample. At last several images were used to verify the validity. The experimental results indicate that the method can eliminate most wrong matches to improve the matching accuracy, and can suppress the effects of noise. It's also invariant about rotation. Meanwhile, it guarantees the computation speed.

**Key words:** feature point matching; ORB feature; wrong matching

## 0 引 言

良好的图像匹配准确度是确定机器人运动的前提和关键<sup>[1]</sup>。在保证匹配的情况下,如何提高匹配速度也是至关重要的。

基于特征的图像匹配方法中,ORB 算法的执行效率显著<sup>[2]</sup>。ORB 特征是将 FAST 特征点的检测方法 with BRIEF 特征描述子结合起来,并在它们原来的基础上作了改进与优化,具有旋转不变性和噪声抑制特性。

本研究将采用 ORB 特征提取方法提取两幅图像的特征点,并基于汉明距离对两幅图像进行特征匹配。对于产生大量误匹配的情况,采用计算匹配点一定邻域范围内的特征点之间图像坐标的距离,根据判定标准差的比值进行初步误匹配剔除。然后通过改进的 RANSAC 算法<sup>[3]</sup>,根据对图像变换矩阵的估计来进行更进一步的剔除误匹配,改变 RANSAC 算法中的初始样本集并加以预判断,降低 RANSAC 算法的耗时,提高匹配速度。

收稿日期:2016-10-12

作者简介:黄丽(1992-),女,湖北十堰人,硕士研究生,主要从事机器人视觉方面的研究. E-mail:sunshinecg@126.com

通信联系人:李晓明,男,副教授,硕士生导师. E-mail:lxmzist@zstu.edu.cn

## 1 ORB 特征点匹配

ORB 算法于 2011 年由 Rublee E 等人提出,是除 SIFT 和 SURF 算法外一个很好的选择,具有很高的效率。ORB 特征描述是基于 FAST 关键点检测和 BRIEF 特征向量描述器。算法主要分为 3 部分,即特征点检测、特征点描述、特征点匹配。

### 1.1 特征点检测

所谓特征点就是图像中较为显著的点。ORB 特征具有旋转不变性和噪声抑制特性。

#### 1.1.1 特征点获取

ORB 算法采用的是 FAST 算法的特征点检测方法。判断某一像素与其周围邻域内足够多的像素点的像素差,当大于一定阈值的时候,认为该像素可能是角点<sup>[4]</sup>。ORB 算法采用性能最好的 FAST-9 算法(半径为 9 个像素)。然后利用 Harris 角点(也就是特征点、关键点)检测器方法规范化局部 FAST 关键点。从 FAST 关键点中选择 Harris 角点响应值最大的  $N$  个特征点。

FAST 算法并不能产生多尺度的特征点。为了改善这一缺点,采用尺度空间图像金字塔模型,在金字塔的每层采用 Harris 滤波生成 FAST 关键点。

#### 1.1.2 确定特征点方向

采用灰度质心定位的方法计算角点的方向,灰度质心定位方法的基本假设是角点与中心像素的亮度不同,这个向量可以推导出质心的方向。图像块的力矩的计算如下式所示<sup>[5]</sup>:

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y) \quad (1)$$

式中: $I(x,y)$ —点 $(x,y)$ 的灰度值。

图像块质心  $C$  的坐标为:

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

然后构建方向,从图像块的角点中心到质心,即特征点的方向,如下式所示:

$$\theta = a \tan 2(m_{01}, m_{10}) \quad (3)$$

式中: $a \tan$ —象限相关的  $\arctan$  函数。

### 1.2 特征点描述

在特征点确定之后,需要确定描述这些特征点属性的描述子。ORB 算法采用 BRIEF 特征向量描述器,用二进制串来描述特征,无论是在描述的建立还是后续的匹配,速度都很快。

BRIEF 特征描述子是对图像块二值字符串的描述,图像块由二值灰度比较的结果构成<sup>[6]</sup>。二值判断方法  $\tau$  为:

$$\tau(p;x,y) = \begin{cases} 1:p(x) < p(y) \\ 0:p(x) \geq p(y) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $p(x)$ —图像块  $p$  在点  $x$  处的灰度值。

特征定义包括了  $n$  个二值的向量,如下式所示:

$$f_n(p) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(p;x,y) \quad (5)$$

为了解决 BRIEF 对噪声敏感这一缺点,ORB 中的每个测试点是一个包含  $31 \times 31$  像素块的  $5 \times 5$  子窗口。

对于任意点 $(x_i, y_i)$ 上的  $n$  个二值测试特征组,定义  $2 \times n$  的矩阵:

$$S = \begin{pmatrix} x_1, \dots, x_n \\ y_1, \dots, y_n \end{pmatrix} \quad (6)$$

为了改善 BRIEF 没有旋转不变性的缺陷,本研究使用图像块旋转角度  $\theta$  和对应的旋转矩阵  $R_\theta$ ,建立一个可转向的  $S_\theta, S_\theta = R_\theta S$ 。那么定向后的 BRIEF 描述子则为:

$$g_n(p, \theta) = f_n(p) \mid (x_i, y_i) \in S_\theta \quad (7)$$

### 1.3 特征点匹配

当特征点的描述子的相似度大于一定阈值的时候,认为是相同特征点,也就是匹配点对成立。ORB 算法通过汉明距离的大小来表示特征点之间的相似度。汉明距离越小表示特征点之间的相似度越高<sup>[7]</sup>。

## 2 误匹配剔除算法

图像匹配过程中不论是特征点的检测还是描述都会有误差存在,同时匹配结果也会受到设置的阈值不同而产生变化,再加上图片复杂程度和噪声等因素的影响,匹配结果会存在一定的错误匹配。因此本研究在汉明距离的前提下,加入粗剔除过程,然后再根据改进的 RANSAC 算法进行进一步的剔除,提高匹配准确度。

### 2.1 粗剔除

两幅匹配图分别称为模板图和实时图。假设模板图的特征点集合为:

$$B = \{b_i \mid b_i \in B, i = 1, 2, \dots, n\}$$

实时图的特征点集合为:

$$C = \{c_i \mid c_i \in C, i = 1, 2, \dots, m\}$$

两幅图间有  $k$  对匹配点对分别为:

$$P = \{p_i \mid p_i \in P, i = 1, 2, \dots, k\}$$

$$Q = \{q_i \mid q_i \in Q, i = 1, 2, \dots, k\}$$

对任意一对匹配点对 $(p_i, q_i)$ ,分别计算点 $p_i$ 与点 $q_i$ 在其邻域范围内与其他特征点的图像坐标距离,并计算标准差来衡量距离的离散程度。本研究通过设置阈值,判断标准差之比是否符合要求,认为标准差之比大于阈值的匹配点对为错误匹配,对其进行抛弃。

## 2.2 RANSAC 算法

在两幅图像对应点对已知的情况下,可以得到两幅图像间变换关系<sup>[8]</sup>,即 $x' = Hx$ ,见下式。变换矩阵 $H$ 有8个自由度,利用至少4对匹配点就可以对其进行求解:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & h_8 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中: $(x, y)$ —模板图像上的点; $(x', y')$ —实时图像上与 $(x, y)$ 对应的点。

通过正确的匹配关系可以计算得到图像间的变换矩阵,用于淘汰错误的匹配。模板图中的点 $x$ 对应实时图中的满足变换关系的点应为 $Hx$ 。计算 $x'$ 与 $Hx$ 之间的距离,通过设置阈值的方法进行误匹配的剔除。

RANSAC 算法是从一组包含“外点”的数据集中,通过不断迭代估计给定模型的最优参数。基本假设是:数据包含“内点”(可以被模型描述的数据),也包含一些“外点”(偏离模型正常范围或无法满足模型的数据)<sup>[9]</sup>。在这里,“外点”指的就是误匹配的特征点,通过迭代估计最优变换矩阵使得更多的点满足该模型,扩大“内点”数量。步骤如下:

(1) 从预匹配点集 $S$ 中随机抽取初始样本集 $S_1$ ,即4对匹配点对,计算其变换矩阵 $H$ ,也就是衡量样本的模型;

(2) 计算 $(S-S_1)$ 匹配点经过 $H$ 变换后得到的点与预匹配点之间的距离,若小于设置的误差容忍度 $err\_tol$ ,则可判断为内点,反之则为外,最终满足当前变换矩阵 $H$ 的一致集;

(3) 根据当前一致集的点数判断是否为最大一致集,否则更新当前最大一致集;

(4) 更新当前错误概率 $p$ ,若 $p$ 大于允许的最小错误概率则重复(1~3)继续迭代,直到当前错误概率 $p$ 小于允许的最小错误概率。错误概率 $p$ 的计算如下式所示:

$$p = (1 - w^4)^k \quad (9)$$

式中: $w$  = 内点数 / 总样本数, $k$ —迭代次数。

## 2.3 改进的 RANSAC 算法

考虑到机器人移动过程中所拍摄图像的数量以及图像特征的数量,有必要关注计算成本问题。

由 RANSAC 的实现步骤不难发现,该算法有一个很大的缺陷。每一次通过随机抽取4对匹配点计算得到的变换矩阵 $H$ ,都要寻找满足 $H$ 的一致集,当样本集过大误匹配较多时,满足 $H$ 的一致集数量很小,以致最后被淘汰,这样反复计算淘汰继续迭代的过程,会浪费很多时间。对于这一问题,考虑对随机抽取的初始样本进行预判断,对于不满足预判断条件的进行舍弃,加快淘汰错误的临时模型,减少因临时模型错误而反复计算寻找一致集的时间。

改变随机初始样本集 $S_1$ 数量,增加匹配点数至5对,对其进行预判断。在 $S_1$ 中随机抽取4对,计算其变换矩阵 $H$ ,利用 $H$ 对 $S_1$ 进行判断,若5对匹配点在模板图中的点经过 $H$ 变换得到的点,与实时图中的匹配点之间的距离小于设置的阈值,则预判断通过,利用该 $H$ 模型在 $(S-S_1)$ 匹配点对中寻找最大一致集并迭代。否则,认为预判断不通过,重新抽取初始样本集 $S_1$ 计算。

RANSAC 算法的耗时一部分在于抽取初始样本和计算初始模型,假设这段时间为 $T_1$ 。另一部分耗时 $T_2$ 在于寻找满足初始模型的一致集,增加预判断就是为了减少 $T_2$ 。假设迭代次数为 $k$ ,判断匹配点是否为内点的时间为 $t$ ,一次迭代过程中检测的匹配点数目为 $n$ 。则,RANSAC 算法总耗时 $T_{\text{RANSAC}} = T_1 + T_2, T_2 = k(n \times t)$ 。

而改进的 RANSAC 新增了一段耗时 $T_3$ ,也就是预判断过程,这是原 RANSAC 算法所没有的。假设5对匹配点通过预判断的概率为 $p$ ,则 $T_3 = (1 - p)kt$ ,改进的算法的总耗时 $T = T_1 + pT_2 + T_3$ 。改进的算法和原算法的耗时差的计算如下式所示:

$$\Delta T = T_{\text{改进}} - T_{\text{RANSAC}} = kt(n - 1)(1 - p) \quad (10)$$

可以看出当 $p \neq 1$ 时, $\Delta T > 0$ ,即缩短了算法的耗时。

## 3 实验及分析

实验平台为 Windows 7 操作系统、Intel(R) Core (TM) Duo CPU、2GB 内存,编程环境为 Visual Studio 2010,并加入开源库 OpenCV2.4.10。为了较为准确计

算误匹配点数,测试图像采用 KITTI 数据集<sup>[10]</sup>,摄像机移动过程中拍摄视频的图像序列,帧率 10 fps,图像尺寸为(1241 × 376)像素,取序列中的前两帧图像,如图 1、图 2 所示。



图 1 模板图像



图 2 实时图像

ORB 算法基于汉明距离的匹配结果如图 3 所示。

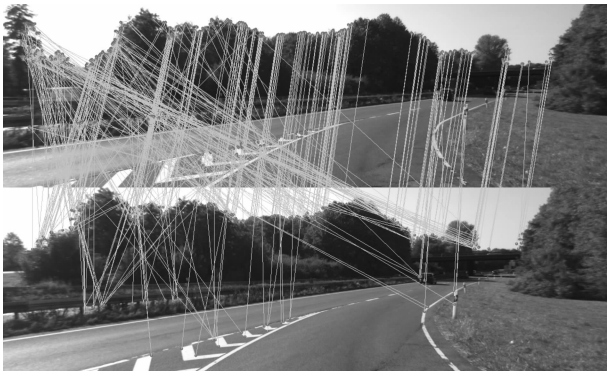


图 3 基于汉明距离的匹配结果

其中以红色圆点表示特征点,绿色直线表示匹配对应关系,图中交叉的匹配为误匹配,实验结果表明匹配结果存在大量误匹配点对。

笔者通过本研究的剔除算法对以上存在误匹配的情况进行剔除,结果如图 4 所示。

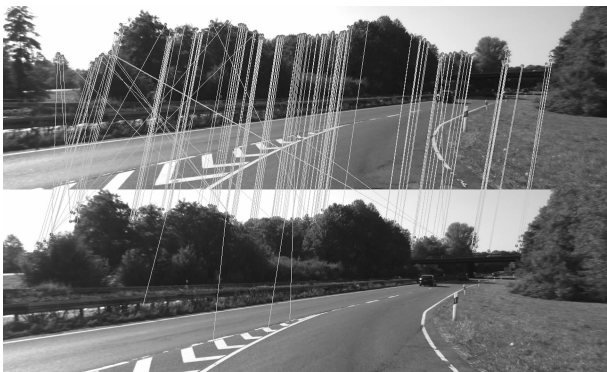


图 4 误匹配剔除算法后的匹配点对

实验结果可以很明显地看到剔除掉了大部分的错误匹配点对。

为了验证剔除算法的旋转不变特性和噪声抑制特性,本研究分别对模板图像进行一定角度的顺时针旋转和椒盐噪声处理。匹配剔除结果如图 5、图 6 所示。

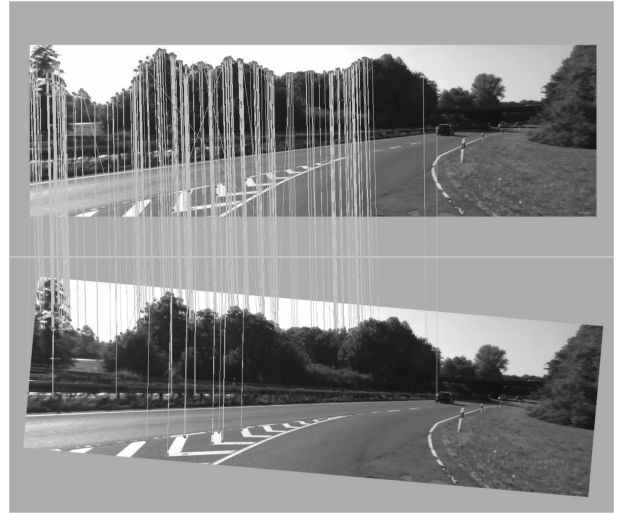


图 5 图像发生旋转时剔除算法的匹配结果

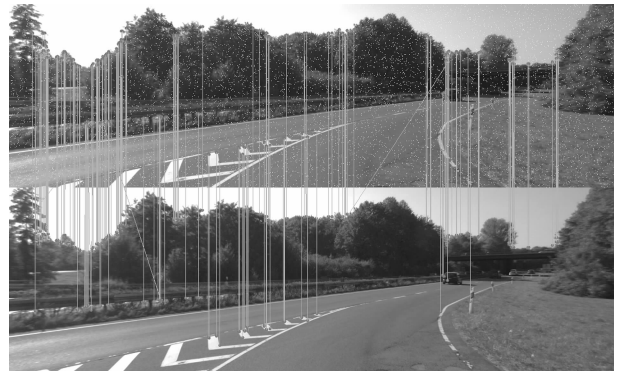


图 6 图像添加椒盐噪声时剔除算法的匹配结果

实验结果表明,在旋转和噪声的情况下算法有着很好的稳定性。

为了进一步说明误匹配剔除算法的匹配准确度,实验与传统 RANSAC 匹配算法进行了对比,结果如表 1 所示。

表 1 实验结果

剔除算法	匹配点数	正确匹配点数	匹配准确度
RANSAC	246	221	89.84%
本研究算法	220	206	93.64%

实验结果体现了两种算法之间的匹配准确度的差别。本研究所提出的误匹配剔除算法提高了匹配的准确度。

ORB 算法以执行速度著称,为了保证剔除算法的

时效性,特与 SIFT 算法进行对比。从图像数据集中随机抽取 4 组图像(每组两幅相邻帧图像)进行实验,结果如表 2 所示。

表 2 实验结果

算法	特征点匹配点数/用时			
	1	2	3	4
SIFT	265/0.625 s	339/1.727 s	651/3.821	731/6.339
本研究算法	220/0.126 s	306/0.274 s	500/0.659 s	641/1.006 s

由表 2 可看出,SIFT 算法特征点要更多但是耗时也更多,对于要求速度和时效性的情况下,ORB 算法有着明显的优势。

## 4 结束语

本研究提出的误匹配剔除算法,对 ORB 算法的匹配结果进行了误匹配的粗剔除,并利用改进的 RANSAC 算法进行进一步的剔除。实验结果表明,在提高匹配精度的情况下保证了算法的时效性。在 VC++ 环境下利用 OpenCV 计算机视觉库,有效地解决了通过图像 ORB 特征匹配获得单目视觉移动机器人运动问题中,图像匹配存在大量误匹配的情况。本研究的匹图像配准确度虽然得到了提高,但是根据实验结果可以发现依然有剩余的提高空间。

### 参考文献(References):

- [1] 贾文洋,毛 征,刘松松,等.一种采用提前终止判决法的图像匹配跟踪算法[J].兵工自动化,2016,35(12):21-25.
- [2] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. **2011 Interna-**

**tional Conference on Computer Vision**, New York: IEEE,2011.

- [3] 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(6):381-395.
- [4] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]. **European Conference on Computer Vision**. , BerVin: Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [5] ROSIN P L. Measuring corner properties [J]. **Computer Vision and Image Understanding**,1999,73(2):291-307.
- [6] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: binary robust independent elementary features [C]. **European Conference on Computer Vision**, Berlin: Springer Berlin Heidelberg,2010.
- [7] 周凯汀,郑力新.基于改进 ORB 特征的多姿态人脸识别 [J].计算机辅助设计与图形学学报,2015,27(2):288-293.
- [8] HARTLEY R, ZISSERMAN A. **Multiple view geometry in computer vision**[M]. 2nd ed. New York: Cambridge University Press,2003.
- [9] 单小军,唐 婷.图像匹配中误匹配点检测技术综述[J].计算机应用研究,2015,32(9):2561-2565.
- [10] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R, et al. Are we ready for autonomous driving the kitti vision benchmark suite [C]. **Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on**, New York: IEEE,2012.

[编辑:周昱晨]

### 本文引用格式:

黄 丽,李晓明.基于 ORB 特征的图像误匹配剔除方法研究[J].机电工程,2017,34(5):552-556.

HUANG Li, LI Xiao-ming. Remove approach of wrongly matched image based on ORB features [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2017,34(5):552-556.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>