

基于 SURF 和改进 RANSAC 算法的图像自适应匹配

刘海洋¹, 李春明¹, 王萌萌¹, 轩宗泽², 杨鹏飞²

(1. 河北科技大学信息科学与工程学院, 河北 石家庄 050018;

2. 石家庄市京华电子实业有限公司, 河北 石家庄 050200)

摘要: 移动机器人在环境中精确定位依赖于快速准确的图像匹配, 传统的 SURF 匹配算法存在大量的错误匹配, 不能满足实际要求。从匹配时间和匹配正确率 2 个方面对其改进, 在特征匹配过程中, 通过双向 FLANN 搜索算法和预匹配筛选出大量的误匹配点, 然后与 S-RANSAC 算法结合, 优化匹配结果, 得到正确的匹配结果。

关键词: 图像匹配; SURF; FLANN 算法; S-RANSAC; 阈值自适应性

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-2257(2017)03-0073-04

Image Adaptive Matching Based on SURF and Improved RANSAC Algorithm

LIU Haiyang¹, LI Chunming¹, WANG Mengmeng¹, XUAN Zongze², YANG Pengfei²

(1. School of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050018, China;

2. Shijiazhuang Jinghua Electronic Industrial Co., Ltd., Shijiazhuang 050200, China)

Abstract: Accurate positioning of mobile robots in the environment depends on fast and accurate image matching. Due to the existence of a large number of errors, the actual requirements cannot be met by using traditional SURF matching algorithm. The SURF algorithm was improved in this study from two aspects of matching time and matching accuracy. In the feature matching process, a large number of false matching points were screened out through the two-way FLANN search algorithm and pre-matching, and then combined with the S-RANSAC algorithm, the matching results were optimized. Finally, the correct matching results were obtained.

Key words: image matching; SURF; FLANN algorithm; S-RANSAC; threshold adaptive

0 引言

图像匹配是图像处理的重要内容, 被广泛应用于遥感图像、人脸识别、机器人定位和地图构建等方面。图像匹配方法中, 已经提出了多种匹配算法, 如 SIFT^[1] 算法、SURF^[2] 算法等。SIFT 算法能够准确地提取图像特征, 且能够对光照变化和视角变换的图像进行匹配, 但计算量很大。SURF 算法是对 SIFT 算法的改进, 对图像尺度和旋转具有鲁棒性, 但存在严重的误匹配现象, 不能获得准确的

匹配结果, 不满足实际需要。针对这一不足, 在 SURF 算法基础上改进, 加入 FLANN 搜索算法^[3]和预匹配的过程, 然后与 S-RANSAC 算法相结合, 优化匹配结果。

1 SURF 特征提取和描述

1.1 特征点检测

SURF 算法通过求取不同尺度的 Hessian 矩阵行列式的局部极值, 检测尺度不变的特征点。图像中, 某点 $P(x, y)$ 的像素可以用函数值 $F(x, y)$ 表

收稿日期: 2016-12-12

基金项目: 河北省科学技术厅资助课题(16040601Z)

作者简介: 刘海洋 (1991-), 男, 河北廊坊人, 硕士研究生, 研究方向为图像处理、机器视觉等; 李春明 (1972-), 女, 河北石家庄人, 博士, 副教授, 研究方向为模式识别、运动目标检测与识别、机器人等, 通信作者。

示,选择高斯函数二阶导数作为滤波器,用特定的卷积模板计算二阶偏导数而得出矩阵元素 L_{xx}, L_{xy}, L_{yy} , 图像点的 Hessian 矩阵为:

$$\mathbf{H}(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Hessian 矩阵的行列式为:

$$\det(\mathbf{H}) = L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2 \quad (2)$$

计算像素点与高斯二阶函数的卷积非常耗时,对此采用网格滤波器近似高斯二阶函数,不需要对高斯滤波进行离散化,加快 SURF 特征提取速度。二阶高斯滤波器模板和网格滤波器模板如图 1 和图 2 所示。利用网格滤波器同图像像素作卷积值 D_{xx}, D_{xy}, D_{yy} 代替 L_{xx}, L_{xy}, L_{yy} , 近似矩阵 \mathbf{H}_{app} 的行列式为:

$$\det(\mathbf{H}_{app}) = D_{xx}D_{yy} - 0.9D_{xy}^2 \quad (3)$$

矩阵的行列式和特征值是判别是否为极值点的依据,当行列式值为正,且 2 个特征值异号成立时,则认定该点为极值点。在极值点为 $3 \times 3 \times 3$ 的立体邻域内进行非极大值抑制,构建多尺度图像金字塔。只有与相邻尺度和本尺度周围的 26 个邻域值不同的极值点才能作为特征点^[4]。

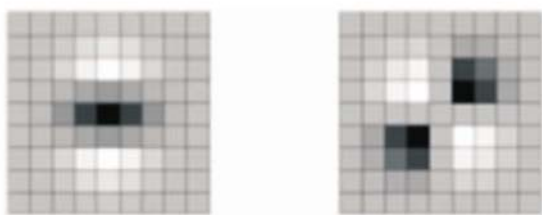


图 1 二阶高斯滤波器模板

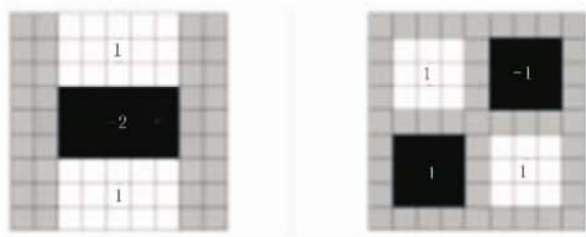


图 2 网格滤波器模板

1.2 特征描述子生成

特征描述子通常是一个向量,含有特征点和周围区域信息,可将该特征点与其余特征点区分开,此外描述子还应具有鲁棒性。

SURF 算法使用一阶的 Haar 小波构建以特征点为中心, $6s$ (s 为特征点尺度) 为半径的邻域内 X 和 Y 方向的特征点的特征向量,通过 2 个方向的响应表示特征点分布信息。将 60° 内的 X 和 Y 方向的 Haar 小波响应相加形成一个局部方向向量,遍历整

区域,最长向量方向则为该特征点主方向^[5]。

确定主方向后,以此特征点为中心构建边长为 $20s$ 的正方形邻域,并进一步将其分为 16 个正方形子域。对每个子域内用 Haar 小波滤波器处理,计算水平和垂直方向的响应,分别用 d_x, d_y 表示。为了提高响应值的鲁棒性,对响应值乘以高斯函数作为权值。计算每个子区域内响应的和 $\sum d_x, \sum d_y$, 响应绝对值的和 $\sum |d_x|, \sum |d_y|$ 。得到 4 维描述子向量 $\mathbf{V} = (\sum d_x, \sum |d_x|, \sum d_y, \sum |d_y|)$ 。所有子区域连接起来,就提取出了 64 维的描述子向量,如图 3 所示。

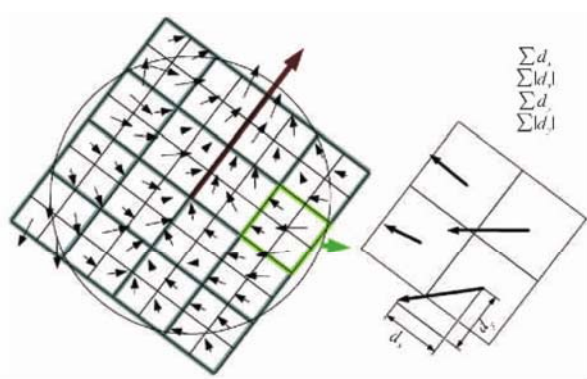


图 3 特征描述子向量

2 特征匹配

在特征匹配这部分,本文对传统 SURF 算法进行了改进,一定程度上解决了实际匹配过程中的错误匹配,提高了匹配效率。主要的过程分为 3 部分:首先利用双向近似最近邻 (FLANN) 搜索算法找到初始匹配点对;然后通过设置阈值对匹配点对进行筛选,实现特征预匹配;最后用 S-RANSAC 算法优化预匹配,得到较为准确的匹配结果。

2.1 双向 FLANN 搜索算法

SURF 特征描述子是 64 维的,采用传统方法计算特征点最近邻距离来进行匹配,计算量太大。FLANN 搜索算法采用分层 K-means 树和多重随机 K-D 树等算法,适合高维空间中的最邻近搜索问题,同时该算法还可以根据高维数据自动选择最近邻搜索算法,提高了搜索速度^[6]。

单向 FLANN 搜索算法可以找到最近距离的匹配点对,但只是从一个侧面描述了 2 幅图像的相似性,容易受到外界因素的影响,可能存在错误匹配。双向 FLANN 算法从 2 个方向对 2 幅图像进行匹配,提高了匹配正确率。算法实现如下:

a. 利用搜索算法,找到图像 A 的特征点 m_1 在图像 B 中具有最近距离 D 的初始匹配点对 (m_1, m'_1) ,遍历图像的所有特征点,由所有最近距离的匹配点对的距离计算出平均距离 T ,如果 $D < T$,则将 m'_1 作为 m_1 的候选匹配点。

b. 对图像 B 中的所有特征点进行步骤 a,找到特征点的最近匹配点 m_2 对 (m_2, m'_2) ,如果 $m'_1 = m'_2$,匹配成功,否则将该点剔除。

2.2 阈值预匹配

经过双向 FLANN 算法后得到一个具有最近距离的匹配点对的集合,同时也得到了双向的最近距离 Distance,利用这个距离可以设置一个阈值,对这些特征匹配点对进行筛选,一般这个阈值设置为双向最近距离的 3~5 倍。通过筛选实现特征点的预匹配。

2.3 S-RANSAC 优化

预匹配后,仍然存在错误的匹配对,降低了匹配效率,需要将这些误匹配对剔除,得到正确的匹配结果。RANSAC 算法是最常用的,基本思想根据目标函数从原始数据中随机抽取 M 组抽样,抽样后计算每组的参数初始值和满足参数初始值的点,称为内点,最后根据内点数据计算特征点在 2 幅图像的变换关系,如果匹配正确则会有这样的关系 $m^T F m = 0$,其中 F 为基础矩阵,将 F 作为评选标准,得到最好的参数模型^[7]。该算法适合模型简单,数据量较少的情况,但实际匹配过程中,数据量庞大,模型复杂,直接用 RANSAC 算法效率不高。针对这一情况,从减少抽样次数和算法的自适应性 2 个方面加以改进,得到 S-RANSAC 算法。

从减少抽样次数上讲,S-RANSAC 算法不同于 RANSAC 算法的随机抽样,而是根据匹配点对的相关性对点对个体进行排序,认为相似性高的样本更可能为模型内点,从质量较高的匹配点集中进行抽样^[8],减少了抽样的次数,提高了算法效率。

自适应主要体现在从高质量匹配集点抽样后确定内点的过程中,对每个基础矩阵 F ,计算出抽取后的匹配点到各自基线的距离 d_i ,阈值根据实际情况,如果实际中噪声过大,算法自动将阈值设置大一点。比较 d_i 与阈值确定内点。比较适合在复杂模型下的误匹配的剔除,提高了匹配正确率。

3 实验结果与分析

选取不同室内环境,不同光照条件和不同拍摄

角度获取的图像对,分别用传统 SURF 算法和改进算法进行匹配对比实验。光线较暗时 2 种方法的匹配效果如图 4 和图 5 所示,光线较亮时匹配的效果如图 6 和图 7 所示。



图 4 弱光下改进前匹配效果



图 5 弱光下改进后匹配效果

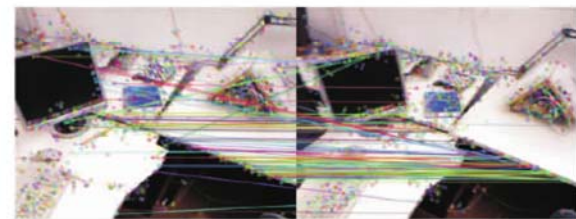


图 6 强光下改进前匹配效果

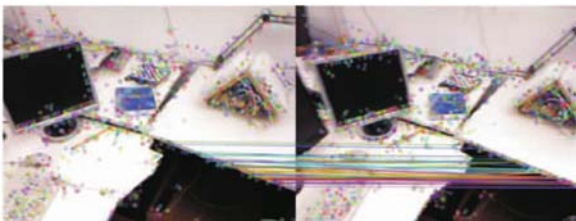


图 7 强光下改进后匹配效果

从匹配用时和匹配正确率 2 个方面对实验结果进行统计,匹配的结果如表 1 所示。

表 1 匹配结果对比

图像	改进前算法			改进后算法		
	点对	正确率 /%	时间 /ms	点对	正确率 /%	时间 /ms
弱光	878	81.2	1 336	766	90.7	1 012
强光	234	78.5	632	143	92.3	456

由表 1 可知,采用传统算法对实验图像进行匹配存在大量的误匹配且用时较长。改进后,匹配时间减少的同时剔除了大量的误匹配对,提高了匹配正确率。从整体效果看,传统算法的匹配正确率会随着外界环境变化而变化,强光条件下,传统算法

的匹配正确率有所下降。将传统算法与 S-RANSAC 算法结合后,强光和弱光条件下均能很好地剔除误匹配,提高了算法的效率。

4 结束语

针对传统 SURF 匹配算法存在错误匹配的缺点,为提高算法效率,在匹配过程中对其改进,加入双向 FLANN 搜索算法和预匹配的过程,消除了误匹配点对。为了提高匹配速度和匹配的适应性,加入 S-RANSAC 算法来优化预匹配结果,使算法具有一定的自适应性,满足不同外界条件下的图像匹配问题。实验结果表明,改进后的算法在匹配时间和正确率 2 个方面均优于传统算法,且具有很不错的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key point[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust

features(SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.

- [3] Muja M, Lowe D G. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration [C]// Proceedings of the VISAPP International Conference on Computer Vision Theory and Applications, 2009: 331-340.
- [4] 陈艺虾,孙权森,徐焕宇,等. SURF 算法和 RANSAC 算法相结合的遥感图像匹配方法[J]. 计算机科学与探索, 2012, 6(9): 822-828.
- [5] 罗文超,刘国栋,杨海燕. SIFT 和改进的 RANSAC 算法在图像配准中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(15): 147-149.
- [6] 赵璐璐,耿国华,李康,等. 基于 SURF 和快速近似最近搜索的图像匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(3): 921-923.
- [7] 黄梅. 基于改进 RANSAC 算法的图像拼接技术[J]. 海南大学学报(自然科学版), 2011, 29(2): 172-177.
- [8] 符秀辉,周文俊,赵茂鑫. 基于改进 SURF 和 RANSAC 算法的室内环境图像匹配[J]. 沈阳化工大学学报, 2016, 30(3): 262-266.

(上接第 72 页)

4 结束语

阐述了 WSN 的能量消耗基本和理论模型,同时对能耗较大部分做初步分析,并更进一步提出改进思路。简单介绍了 LEACH 算法的意义,同时对 LEACH-E 算法距离与能量消耗设计的不完善提出建议,给出具体的改进思路^[11]。最后,在仿真平台 MATLAB 软件上对改算法性能进行仿真,从获得数据和分析结果,分别比较了新旧 2 种算法的效果。仿真结果表明,LEACH-G 算法可以更进一步地均衡整个网络内节点的能量消耗,在保证网络连通并工作的前提下,更进一步地提升了面向系统的工作寿命。

参考文献:

- [1] 齐华,马岚,刘军. 面向城市水资源监测的 WSN 拓扑控制算法[J]. 机械与电子, 2015(11): 8-11.
- [2] 刘新宇,李兵,黄珊,等. 一种 ZigBee 无线传感器网络拓扑发现算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(4): 97-99.
- [3] 李冰,李捷. 一种基于 GAF 的无线传感器网络分簇算法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(12): 113-115, 119.

- [4] 王秀花,张国荣. 无线传感器网络中基于 HEED 的多层分簇路由算法[J]. 甘肃联合大学学报(自然科学版), 2011, 25(1): 78-81, 90.
- [5] 吴臻,金心宇. 无线传感器网络的 LEACH 算法的改进[J]. 传感技术学报, 2006, 19(1): 34-36.
- [6] 石欣,印爱民,张琦. 基于 K 最近邻分类的无线传感器网络定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(10): 2238-2247.
- [7] 丁煦,韩江洪,石雷,等. 多基站可充电无线传感器网络建模及优化研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(4): 519-530.
- [8] 李明,曹晓莉,胡卫军. 基于多目标和声搜索的无线传感器网络分簇路由算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 162-168.
- [9] Ozdemir S. Functional reputation based reliable data aggregation and transmission for wireless sensor networks[J]. Computer Communications, 2008, 31(17): 3941-3953.
- [10] 陶东,陈科山,齐红元,郑辉. 基于无线传感器网络 LEACH 协议的仿真分析研究[J]. 现代电子技术, 2011, 34(11): 57-59.
- [11] 马建乐,杨军. 基于位置和剩余能量的局部集中式 LEACH 算法研究[J]. 传感技术学报, 2013, 26(8): 1147-1151.