

SURF 和 RANSAC 的特征图像匹配

王卫兵¹, 白小玲¹, 徐 倩²

(1. 哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;
2. 黑龙江电力有限公司哈尔滨供电公司, 黑龙江 哈尔滨 150000)

摘 要: 针对图像匹配过程中存在匹配运行时间长、匹配正确率低的问题, 采用随机采样一致性 (random sample consensus, RANSAC) 算法优化加速鲁棒特征 (speed up robust features, SURF) 的方法, 提出一种适应性强的优化匹配算法。首先使用 SURF 算子进行特征检测和特征描述, 再使用邻近算法对特征点进行预匹配, 最后使用随机采样一致性 (RANSAC) 算法优化匹配结果。在相同的实验环境中通过对尺度不变特征变换 (scale invariant feature transform, SIFT) 算法、SURF 算法和提出的优化算法进行比较, 优化算法较 SIFT 算法和 SURF 算法分别减少匹配点对数 38 对和 18 对, 剔除了误匹配点, 提高了匹配正确率并减少了算法的运行时间。

关键词: 特征提取; 加速鲁棒特征; 随机采样一致性

DOI: 10.15938/j.jhust.2018.01.021

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2018)01-0117-05

Features Image Matching of SURF and RANSAC

WANG Wei-bing¹, BAI Xiao-ling¹, XU Qian²

(1. School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;
2. Heilongjiang Electric Power Ltd. Harbin District, Harbin 150000, China)

Abstract: Aiming at the problem of long running time and low matching accuracy in image matching process, random sample consensus (RANSAC) algorithm is used to optimize the speed-up of robust features (SURF) optimization algorithm. As a result, an adaptable algorithm is proposed to optimize image matching. Firstly, the SURF operator is used for feature detection and feature description. Then the neighbor algorithm is used to pre-match the feature points. Finally, the random sampling consistency (RANSAC) algorithm is used to optimize the matching results. The scale invariant feature transform (SIFT) algorithm, SURF algorithm, and the proposed optimization algorithm are compared in the same experimental environment. Compared with the SIFT algorithm and the SURF algorithm, the optimization algorithm reduces the number of matching point pairs to 38 and 18 pairs, excluding mismatched points, improving the matching accuracy, and reducing the running time of the algorithm.

Keywords: feature matching; speed up robust features; random sample consensus

收稿日期: 2016-05-24

基金项目: 国家自然科学基金(61305001)。

作者简介: 白小玲(1990—), 女, 硕士研究生;

徐 倩(1969—), 女, 高级工程师。

通信作者: 王卫兵(1964—), 男, 教授, E-mail: wangweibing163@163.com。

0 引言

特征点检测、特征描述和特征匹配是基于局部特征点的图像匹配技术的三个主要组成部分,广泛地应用在医疗、图像检索、目标识别和增强现实技术中^[1-3]。

目前,研究人员提出了许多不同的特征点检测、描述算法,但由于图像成像时往往会受到光照、模糊、角度等各种因素的影响,导致匹配速度慢、匹配精度差等问题。

David Lowe 在 1999 年发表了 SIFT (scale invariant feature transform) 算法^[6-7],并在 2004 年对其进行完善。SIFT 算法在空间尺度中寻找极值点,通过直方图确定主方向,使其具有旋转不变性,同时对光照、缩放等变换也有一定的鲁棒性。但由于 SIFT 算法在检测和描述过程中使用的算法复杂度高,使得算法的匹配速度慢,达不到实时的要求。在 2006 年, Bay 和 Ess 等人对 SIFT 算子进行改进,提出了加速鲁棒特征—SURF (Speed Up Robust Features) 算法^[8-10],该算法通过 H 矩阵判别式的值来获得极值点,并在不同尺度上计算近似 Harr 小波特征,即使是在多幅图片下也可以具有良好的稳定性。索春宝等人针对现有的几种常用特征检测和描述算子进行性能对比,实验结果表明, SURF 算法是性能最为鲁棒的局部特征算法^[11-13]。对比于 SIFT 算法,该算法的描述符的维度下降了一倍,在二阶微分模板的构建过程中得以简化,使得程序的运行时间被缩短^[14]。

本文通过 SURF 算法进行图像的检测、描述,使用 KNN (K-Nearest Neighbor)^[15] 算法进行预匹配,在匹配过程中出现的错误匹配使用 Ransac 算法进行优化,更准确的完成图像匹配的整个过程。Ransac 算法可以做到在匹配过程中降低不可靠的匹配点对数,确保匹配的正确率。

1 SURF 算法

1.1 特征点检测

SURF 算法是通过计算 Hessian 矩阵的判别式值来计算特征值 θ ,式 1 中的 $L_{xx}(x, \sigma)$ 是高斯滤波后图像 $g(\sigma)$ 在 x 方向上的二阶导数, $L_{xy}(x, \sigma)$ $L_{yy}(x, \sigma)$ 是 $g(\sigma)$ 的二阶导数。式 1 如下,要想计算出 H 矩阵的三个未知的矩阵元素,二阶偏导数的计算

是需要使用特定核间的卷积,并使用二阶标准高斯函数作为滤波器来计算。

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

为了提高高斯卷积的计算速度,根据 Lowe 成功用高斯差分 (difference of Gaussian, DoG) 算法近似拉普拉斯算子 (Laplacian of Gaussian, LoG) 的经验, Bay 等人提出采用框式滤波器来代替 L 在 x 、 y 、 xy 三个方向的近似值,分别记为 D_{xx} 、 D_{yy} 和 D_{xy} 。 9×9 的方框滤波器如图 1 所示。则 H 矩阵判别式的近似计算可表示为公式 2:

$$\det(H_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2 \quad (2)$$

其中, w 是权重系数,通过在实际应用中的不断总结得到取值为 0.9 时为宜。

H 矩阵判别式的近似计算结果即可作为该点是否是极值点的判定依据。

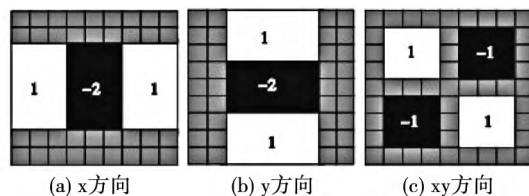


图1 9×9 的方框滤波器模板

1.2 SURF 尺度空间及特征向量提取

在计算机视觉领域中,尺度空间需要对输入图像函数反复与高斯函数核进行卷积并反复对其进行二次抽样,这种方法被称为一个图像金字塔。在 SIFT 算法的特征检测过程中,构建的金字塔中是有很多层的,并且在每个层中会有几张尺度不同的图片,下一组的图像是由通过将上一组图像按照隔点降采样得到。这样就使得每层图像都要依赖于前一层的图像,因此,在不断的隔点采样过程中会使得运算量比较大,这样在特征点的检测过程中也就需要花费更长的时间。而在 SURF 算法中是保持图像的大小是一直不变的, SURF 的不同层的图像是通过改变高斯模糊的尺寸得到的,在尺度空间中可以实现多层图像同时被处理,不需要对图像进行二次抽样,减少了特征点检测过程中的繁琐过程,加快了检测的速度。SIFT 算法的金字塔结构变化的是图像的尺寸,通过不断的隔点降采样实现整个金字塔结构,并且为了消除噪音,还需要反复使用高斯函数对子层进行平滑处理,而 SURF 算法只是改变滤波器的大小,却可以使原始图像保持不变。其金字塔图像如图 2 所示。

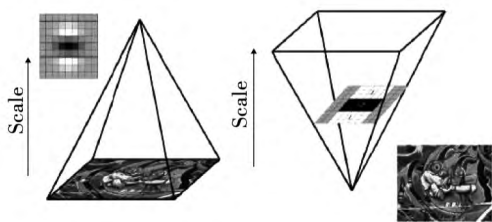


图 2 SIFT 与 SURF 的金字塔结构

SIFT 算子的旋转不变性是特征点的重要特性, SIFT 通过统计梯度直方图来确定特征点的主方向, 在主方向确定后, 依据其旋转就可以确保旋转不变性。梯度直方图是按照每 10 度一个柱, 这样就可以统计 36 个柱中的直方图最大值来作为特征点的主方向。在 SURF 算法中, 特征点的主方向确定是以特征点为圆心、 $6s$ (s 为特征点的尺度) 为半径的邻域内构建的一个扇形面, 得到 x 和 y 方向的 Harris 小波响应, 将不同的高斯权重系数赋给这些响应值, 这样越靠近特征点, 响应的贡献也就越大; 然后以 60° 为基准进行统计扇形内所有的点的水平方向 $harr_x$ 小波特征和垂直方向的 $harr_y$ 小波特征的总和, Harris 小波的尺寸变为 $4s$, 这样扇形得到了一个值。然后 60° 扇形以一定间隔旋转, 最后扇形方向最大值就是作为特征点的主方向。

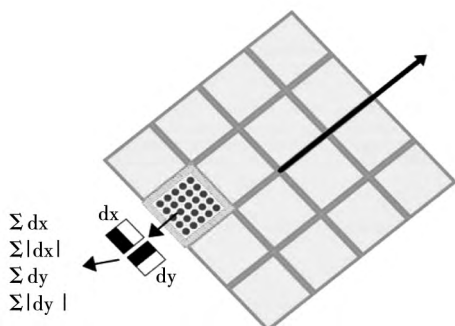


图 3 特征描述符的构成

确定了特征点的主方向后, 就可以进行特征描述符的提取。在 SIFT 算法中计算关键点周围 16×16 的窗口中每一个像素的梯度, 在每个 4×4 的 $1/16$ 象限中, 直方图有 8 个方向区间, 将加权梯度值加到其中的一个方向区间上, 计算出一个梯度方向直方图。这样就可以最后得到 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的向量作为该点的 SIFT 描述子。而在 SURF 中, 是在特征点周围取一个边长为 $20s$ (s 是所检测到该特征点所在的尺度) 的正方形框。该框的方向作为检测出的主方向, 正方框被分成为 16 个子区域, 去统计每个区域 25 个像素的水平方向和垂直方向的 Harris 小波特征, 分别记为 d_x 和 d_y , 再将权重系数

通过高斯窗口函数赋给响应值, 得到一个四维的向量: $V = (\sum d_x, \sum |d_x|, \sum d_y, \sum |d_y|)$, 这样就可以得到 SURF 的描述维数是 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 维。最后, 对向量进行归一化处理, 就进一步去除了光照的影响, 得到特征描述符, 如图 3 所示。

2 特征匹配

根据上文, 采用 Hessian 矩阵提取出适量特征点并得到其主方向, 再通过 Harris 小波特征得到 SURF 的 64 维描述子。在匹配过程中, 首先采用 FLANN (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors) 算法, 对特征点对进行预匹配, 匹配过程中出现的误匹配再通过 Ransac 算法进行剔除。

2.1 特征点对预匹配

在 OpenCv 开源库中, 有两种二维的特征点匹配常见的办法, 分别是 Brute Force 匹配和 FLANN 匹配, 而本文采用的是 FLANN 匹配^[17-18]。它们分别对应 BFMATCHER 和 FlannBasedMatcher。之所以会选择 FLANN 匹配是因为前者总是尝试所有可能的匹配, 从而使得它总能找到最佳匹配, 但是会使得算法运行时间长; 而后者是一种近似法, 算法更快。同时为了进行高效匹配, 本文还采用邻近算法 (KNN), 选取与当前点距离最小的 n 个点, 本文中经测试选定 n 值为 2 效果佳。

2.2 RANSAC 匹配

RANSAC 算法^[19-20]最早由 Fischler 和 Bolles 于 1981 年提出, 是一种鲁棒的参数估计方法。该算法的数学模型参数估计是通过迭代方式完成的, 即使在参数中会有包含“局外点”的数据集。本文中的“局外点”可能是在检测、描述和预匹配过程中所产生的错误匹配或者误差比较大的匹配所产生的。该算法可以接受在构建金字塔过程中产生的图像噪声, 能较好的剔除误匹配点, SURF 匹配对通过 RANSAC 几何校验后可以有效滤除错误匹配, 从而使得集合 RANSAC 的 SURF 性能更加优良, 应用更加广泛^[21-22]。但它也有缺点, 该算法是一种不确定的算法, 是否可以得到合理的结果是未知数, 所以为了提高得到合理结果的概率就需要提高迭代次数。该算法在计算参数的迭代次数时是没有上限的, 因为如果设置迭代次数的上限, 可能会导致得到的结果不是最优的结果, 还可能得到错误的结果。在匹配过程中, 迭代次数应按照实际情况进行选择。为进一步提高 RANSAC 的准确度, 可以对 RANSAC 算

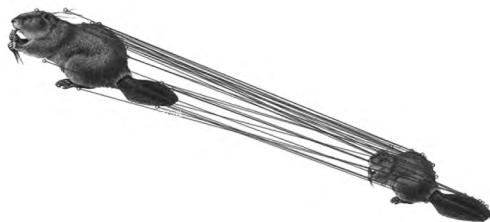
法进行简化。在简化的过程中会减少匹配点数,提高匹配的正确率,本文采用的是双向匹配。

匹配的过程是首先要分别读入两幅图像 1、2,对两幅图像分别进行特征点检测,得到特征点数组 $points_1$ 和 $points_2$ 。然后对每个 $points_1$ 中的点 j 在 $points_2$ 中找出对应的点 k ,并在 $points_2$ 中的每个点 m 在 $points_1$ 中找对应点 n 。判断是否匹配的依据是在 $points_1$ 中的点 j ,如果在 $points_2$ 中的匹配点是 k ,并且 $points_2$ 中点 k 在 $points_1$ 中的匹配点也是 j ,那么判断为匹配成功,这样匹配的点对数会有所减少,但是匹配的准确率会得到提高。

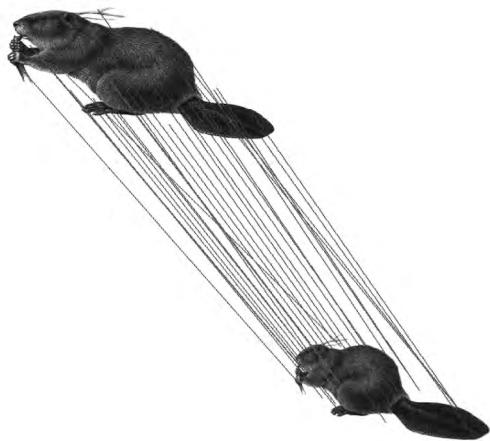
3 仿真实验

本文的算法对比结果均在 CPU 为英特尔 i5-3470,3.20GHz,内存为 4.00GB 的 Lenovo 64 位工作站上运行得到。操作系统为 Windows7,开发工具为 VS2012 IDE,并采用 Opencv2.4.10 图像处理库。

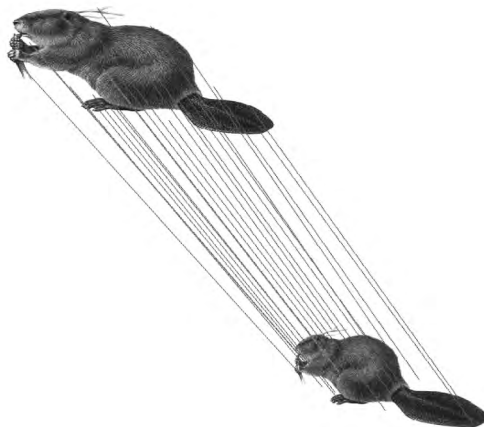
本文使用两组匹配图像,图 4 是老鼠图形测试图像,该图像对存在一定的缩放变换,图 5 是建筑物图形的测试图像,该图像对存在一定的视角变换。文中通过对初始图像作尺度、旋转变换来观察图像在 SIFT、SURF 和本文算法中的图像匹配结果。下面列出 2 组不同图像的匹配结果。



(a) SIFT 算法老鼠图像匹配



(b) SURF 算法老鼠图像匹配



(c) 本文算法老鼠图像匹配

图 4 老鼠图像测试



(a) SIFT 算法建筑图像匹配



(b) SURF 算法建筑图像匹配



(c) 本文算法建筑图像匹配

图 5 建筑物图像测试

本文实验是在相同环境中对 SIFT 算法、SURF 算法和本文所提出的算法从匹配的准确性和运行时间两方面进行比较。从表一中可以看出:对同一对测试图像来说,SIFT 检测到的特征点总点数要多于

SURF 算法和本文优化算法的特征点数,其中本文算法检测到的特征点数最少;SIFT 算法的运行时间也要多于 SURF 算法和本文算法,其中本文算法的运行时间最短。从表 1 中得到的结果可以反映出本文的优化算法从匹配正确性和运行时间两方面的性能更优。

表 1 两组图像匹配结果对比

算法	图像参数	建筑物	老鼠
SIFT	总点数	118/154	102/137
	正确率	76.60%	74.60%
	时间	0.76 s	0.52 s
SURF	总点数	97/115	97/121
	正确率	84.40%	80.20%
	时间	0.38 s	0.33 s
本文算法	总点数	79/87	73/81
	正确率	90.80%	90.10%
	时间	0.32 s	0.23 s

图 4 和图 5 分别是老鼠和建筑物的图像匹配结果,依次为 SIFT 算法、SURF 算法和本文算法的匹配结果。从图中可以看出:图 4 和图 5 中,本文算法较 SIFT 算法去除了不显著的匹配点 39 个,较 SURF 算法去除了不显著的匹配点 18 个,减少匹配点的数目,匹配率较 SIFT 算法和 SURF 算法分别提高了 14.2% 和 6.4%。从表 1 中数据可以看出,本文算法的匹配点对数更少、匹配正确率更高并且匹配的时间有所减少。

4 结 论

本文首先用 SURF 算法进行特征检测和描述,再使用 KNN 算法进行预匹配,在匹配过程中产生的误匹配通过简化的 Ransac 算法进行剔除。通过对图像进行旋转、缩放等图像变化下的实验数据分析,本文算法要优于 SIFT 算法和 SURF 算法。未来的研究工作将在匹配效率上进行改进,图像匹配是增强现实(Augmented Reality,简称 AR)技术中的一个重要环节,希望今后的工作能实现增强现实过程中更快更稳定的特征匹配。

参 考 文 献:

- [1] 常青,张斌,邵金玲. 基于 SIFT 和 RANSAC 的特征图像匹配方法[J]. 华东理工大学学报:自然科学版,2012,38(6):747-751.

- [2] 邱子鉴. 基于改进随机机的增强现实跟踪注册算法的设计与实现[J]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学学报,2014:8-11.
- [3] 邢春. 基于多特征融合图像检索系统设计与实现[J]. 哈尔滨理工大学:哈尔滨理工大学学报,2012:13-18.
- [4] 王邦国. 基于 SIFT 特征点精确匹配的图像拼接技术研究[J]. 大连大学学报,2015,36(3):23-26.
- [5] 曹健,陈红倩,毛典辉,等. 基于局部特征的图像目标三个问题综述[J]. 中南大学学报,2013,44(2):259-262.
- [6] LOWE. DAVID G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Key Points[J]. International Journal of Computer Vision,2004,14(5):91-110.
- [7] LOWE. DAVID G. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features[J]. Computer Science Department University of Columbia,2004,10(6):2-8.
- [8] BAY Herbert. SURF: Speeded up Robust Features[J]. European Conference on Computer Vision (ECCV),2006,17(7):404-417.
- [9] YAN Yuanhui,XIA Haiying,HUANG Siqi,etc. An Improve Matching Algorithm for Feature Points Matching[J]. College of electronic engineering,2014,15(6):241-246.
- [10] 蔡佳,黄攀峰. 基于改进 SURF 和 P-KLT 算法的特征点实时跟踪方法研究[J]. 航空学报,2013,34(5):1205-1211.
- [11] 索春宝,杨东清,刘云鹏. 多种角度比较 SIFT、SURF、BRISK、ORB、FREAK 算法[J]. 北京测绘,2014,6(4):22-26.
- [12] 蒋贤明,宋树祥,王冬旭. 局部图像特征提取算法的性能比较[J]. 广西物理,2014,35(1):16-20.
- [13] 王灿进,孙涛,陈娟. 基于 FREAK 特征的快速景象匹配[J]. 电子测量与仪器学报,2015,8(29):205-214.
- [14] 朱俊. 基于几何特征配准的图像鲁棒拼接算法[J]. 南京理工大学学报,2014,7(9):31-40.
- [15] 蔡佳,黄攀峰. 基于改进 SURF 和 P-KLT 算法的特征跟踪方法研究[J]. 航空学报,2013,32(6):1205-1213.
- [16] 潘丽芳,杨炳儒. 基于簇的 K 最近邻(KNN)分类算法研究[J]. 计算机工程与设计,2009,30(18):4260-4262.
- [17] 冯亦东,孙跃. 基于 SURF 特征提取和 FLANN 搜索的图像匹配算法[J]. 图形图像学报,2015,25(7):651-654.
- [18] 赵璐璐,耿国华,李康,等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. 计算机应用研究,2013,30(3):922-925.
- [19] FISCHER MA, BOLLS RC. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting Matching with Applications to Image Analysis and Automated Cartography[J]. ACM Graphics and Image Processing,1981,25(6):381-395.
- [20] 赵焯,蒋建国,洪日昌. 基于 RANSAC 的 SIFT 匹配优化[J]. 光电工程,2014,16(8):59-67.
- [21] 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]. 南京理工大学学报,2012,14(8):823-827.
- [22] 谷宗运,谭红春,殷云霞,等. 基于 SURF 和改进的 RANSAC 算法的医学图像配准[J]. 医学影像工程学报,2014,19(6):471-475.

(编辑:王 萍)