

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2019.03.014

基于直方图均衡化的 PCA-SIFT 图像 特征提取与匹配改进算法

何成伟, 茅 健

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘 要: 为了克服 SIFT 算法运算量大、运算耗时长和实时性不强的缺点, 课题组提出了基于直方图均衡化 PCA-SIFT 算法, 以增强灰度图像的明暗对比度, 增加匹配成功率, 改进描述子生成方式, 沿用主成分分析法 (PCA) 降低特征检测维度, 减少耗时。仿真实验表明该算法有效地减少了运算时间, 并且一定程度上减少了不必要的特征点的匹配数量。新算法能有效减少运算量。

关 键 词: 计算机视觉; 特征提取; SIFT 算法; 直方图均衡化; 主成分分析法

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1005-2895(2019)03-0072-05

Improved Feature Detection and Matching Algorithm for PCA-SIFT Image Based on Histogram Equalization

HE Chengwei, MAO Jian

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of
Engineering and Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: The SIFT feature extraction algorithm has large computation, the operation takes a long time, and the real-time performance is not strong. In order to enhance the contrast of gray images, increase the success rate of matching, improve the way of descriptor generation, and reduce the dimension of feature detection by using principal component analysis (PCA), the research group proposed a PCA-SIFT (principal components analysis-SIFT) algorithm based on histogram equalization. The simulation results show that the algorithm effectively reduces the operation time and to some extent reduces the number of unnecessary feature points matching. The new algorithm can effectively reduce the computational complexity.

Keywords: computer vision; feature extraction; SIFT algorithm; histogram equalization; PCA

在图像特征提取领域中,最为经典的是尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法,由 D. G. Lowe 于 1999 年提出并完善。文献[1-2]论述了 SIFT 特征点对于图像的尺度缩放和旋转保持不变,对于光照和 3D 视角的变化也能保持一定的稳定性,而且由于在立体和频域空间被很好的局部化,降低了噪声干扰的可能性。对于 SIFT 特征提取算法的改进国内外有许多学者做了大量的研究,其中较著名的是 PCA-SIFT^[3], GLOH^[4] 和 SURF^[5] 改进算法。

SUKTHANKAR 提出的 PCA-SIFT 改进算法是将原 SIFT 算法中 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的描述子用主成分分析法在 41×41 大小的描述子将 $39 \times 39 \times 2 = 3\ 042$ 维度降到 36 维。文献[6-7]中利用分辨率小波变换并使用“回”字形双层领域划分的方式降维,再用积分图像剔除特征相似的检测点,减少了误判率。文献[9-11]提出了利用无约束且无标定的图像结合手持摄像机实现三维重建,再估算投影矩阵,从而实现三维点云重建,提高了特征检测的正确率。

收稿日期:2018-11-24;修回日期:2019-02-14

第一作者简介:何成伟(1994),上海人,硕士研究生,主要研究方向为视觉 SLAM 定位导航与建图。E-mail:1661381718@qq.com

基于直方图均衡化改进 PCT-SIFT 算法在兼顾正确率的前提下,对 SIFT 特征提取匹配算法耗时长,不具备实时处理的缺点进行改良与创新。课题组通过对原图进行直方图均衡化增加其明暗对比度,提高算法的匹配正确率,再对以特征点为中心同样取 41×41 的像素矩阵,应用“沿对角线”法从中心逐级向外划分像素区域,随后将每一个“对角线”子描述符上维数大于 2 维的子描述符都运用主成分分析法(PCA)按各点的贡献率将其降低到 2 维。通过实验证明了基于直方图均衡化改进的 PCA-SIFT 运算时间比原 SIFT 算法要耗时短且不影响其匹配正确率。

1 SIFT 算法简介

1.1 SIFT 特征点检测过程

尺度空间的构建是通过对图像进行不同尺度的高斯模糊和降采样建立高斯图像金字塔的过程。检测一个 16×16 的窗口内每一个像素的梯度值,计算时使用检测到的关键点所在金字塔的级别。因为远离中心的点和靠近中心的点的梯度值对于检测影响不同,所以使用高斯下降函数降低权重。

尺度空间构建之后,将总区域划分为 4 个 4×4 的子区域,将加权梯度值加到 4 个子区域的 8 个梯度方向上,由此可以得到 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的 SIFT 特征点描述子向量。为了增加对于光度变化和增益的鲁棒性,把 128 维向量归一化到单位长度。

1.2 SIFT 的特征点匹配过程

两幅图像进行匹配特征点时,将一个图像中的某一个特征点与另一幅图像的所有特征点进行欧氏距离的计算,找到与该点最临近和次临近的特征点,若最临近与次临近距离的比值小于已经设定的匹配阈值时,则该 2 点被认为是相匹配的特征点。

1.3 PCA-SIFT 特征提取方式

主成分分析法(PCA)是针对多变量多维度的复杂性问题的简化手段。在多维度参量中,每个维度所代表的信息和作用不同,对于最后结果的影响力不同。所以在 PCA-SIFT 中,应用主成分分析法把高维度的向量降低到低维度,这样可以大大减少原有的信息计算量,从而提高计算效率。PCA-SIFT 和 SIFT 特征具有相同的描述过程,即具有着一模一样的特征点位置、梯度值大小和方向。

在上述的过程中,需要提前建立相关系数矩阵,由各组数据的协方差构成。其中向量的方差越大则代表其作用对于结果的影响越大。再计算得出这个矩阵的特征向量,由特征向量组成的矩阵就是 PCA 的相关

系数矩阵,也可称为投影矩阵,是连接原有高维度向量和降维后低维度向量的桥梁,具有普适性。后续直接利用 PCA 相关系数矩阵与描述子相乘实现原 SIFT 描述子向量的主成分降维。

1.4 直方图均衡化应用

直方图均衡化实质是图像增强的一种方式。直观上来看经过直方图均衡化的图像对比度明显增强,使得图像有很强清晰的清晰感。

直方图均衡化处理的原理是将图像的灰度从比较集中的某个灰度区间变成在全部灰度范围内的均匀分布。直方图均衡化就是将图像的像素值重新分配,使原本灰度值不高的地方变高,减少原本灰度值过高的地方,将图像中像素个数多的灰度级进行展宽,对图像中像素个数少的灰度进行压缩。

直方图均衡化针对背景和前景都太亮或太暗的图像非常有效,可以更好地体现图像中的细节,并且运算快、耗时短。

2 改进 SIFT 算法

2.1 “沿对角线”法划分像素区域

如图 1 所示,将特征点为中心取 41×41 的像素区域为划分对象,首先以中间最大长度(41×41)对角线为首,划分出一个像素区域,对这个区域中的每一个像素以 x, y 轴为维度进行描述,则可得到 $41 \times 2 = 82$ 维的子梯度检测描述子。以此为例由中央最大“对角线”向 2 边的各个次“对角线”逐次进行计算,每一条对角线上的像素分别组成一块像素区域,如此计算到最后 3 条“对角线”(包含像素点数小于等于 3)时停止计算。由此,可以得到的得到 $(41 + 39 + 38, \dots, + 1) \times 2 = 1\,722$ 个维度描述子向量。1 722 维已经比传统 SIFT 算法的 $39 \times 39 \times 2 = 3\,042$ 维向量维度少了近一半。

图 1 中上下两端最后 3 条实线“对角线”表示不纳入描述符计算,虚线“对角线”表示的对角线将被逐次计算,以上称为“对角线”像素区域。

改进 PCA-SIFT 描述子生成步骤:

1) 设搜索到关键点 M ,以 M 为中心选择 41×41 的方形像素区域。

2) 沿 41×41 方形区域中的最长对角线即中央最长对角线提取其上的像素组成第 1 块分割像素区域 D_1 。

3) 由中央对角线分别向两边延伸沿对角线分割提取像素,重复步骤 2) 组成各个大小递减的像素区域 $D_2, D_3, \dots, D_{41}$ 。

4) 对各个 $D_1, D_2, D_3, \dots, D_{41}$ 像素区域进行沿 x, y

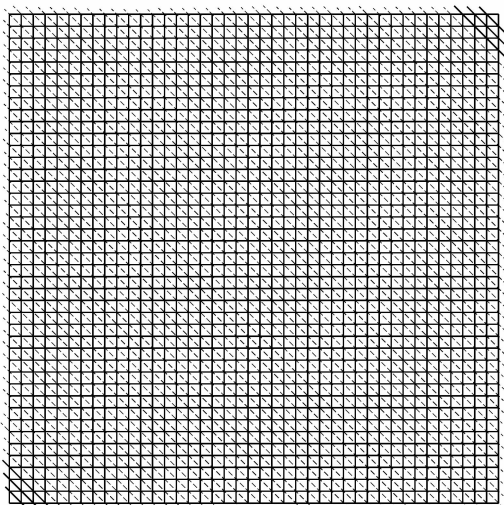


图 1 “对角线”像素区域划分

Figure 1 "Diagonal" pixel area division

轴梯度检测,将梯度进行累加,计算其特征值和特征向量。

5) 为保证匹配旋转不变性,保持 SIFT 特性,每一个像素区域有着(像素数 $\times 2$)个特征向量,从中央最大对角线开始计算其特征向量最大值出现的位置,对每一个对角线上的像素区域逐级进行寻找最大值。再将最大值的特征向量置于特征向量矩阵的第 1 位。这样做是保证旋转相同的角度,等同于 SIFT 中领域归零的操作。

6) 为了减少光感影响,一样需要对特征描述子进行尺度归一化处理。

2.2 PCA 降维

将图 1 中每一条虚线“对角线”的子描述符进行降维,对大于 2 维度的“对角线”子描述符用 PCA 分析法降维至 2 个维度。由于每一个“对角线”的子描述符的维度不一样,例如中央“对角线”的子描述符是一个 2×41 的矩阵,它需要一个 41×1 的 PCA 投影矩阵降维,在其他对角线上的子描述符需要不一样维度投影矩阵使其达到降维的目的。改进 SIFT 的投影矩阵预先构造流程如图 2 所示,通过图 2 可以得到降维所需要的投影矩阵,由于图像的上下两部分是对称的,所以一个投影矩阵可以被同时使用 2 次,大大节约了运算的时间。这里将每一个“对角线”降维所需要的投影矩阵放入一个大的复合矩阵中,称之为复合投影矩阵。

在降维后,原 1 722 维降低至 $(1 + 1 + 79) \times 2 = 162$ 维。

图 2 中选择了一系列样品图像集,这些样品集须是待测图像周围场景的背景,这样得到的投影矩阵对于待测图像才有针对性,图像的光照和远近这些因素都可以反映在投影矩阵中。

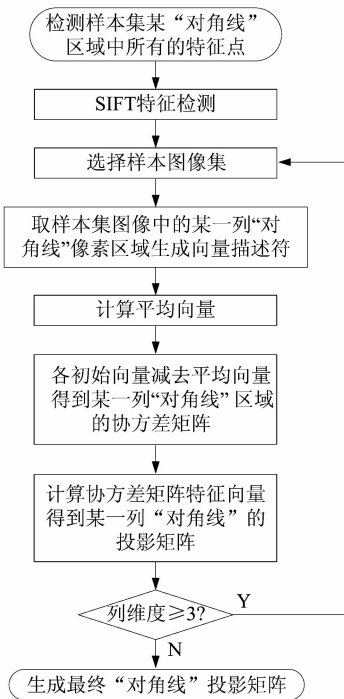


图 2 改进 SIFT 的投影矩阵预先构造流程

Figure 2 Improved SIFT projection matrix pre-structuring flow

假设共得到了 m 个初始特征点,那么就需要计算 m 个均值向量,将减去均值向量后的 m 个维度的向量放入 $(m \times \text{维度})$ 的矩阵 A 中,计算此矩阵协方差矩阵 $\text{cov } A$ 。再计算 $\text{cov } A$ 矩阵的特征值得到其特征向量,因为要降至 2 维,所以选择前 2 个特征向量储存为投影矩阵。

图 3 所示为完整的改进算法的流程图。先对待测图像进行直方图均衡化,用 SIFT 特征检测得到初始特征点,取特征点 41×41 的像素区域,再沿“对角线”式分割,检测每一列“对角线”的像素区域,生成初始对角线特征描述符,共 1 722 维。用 PCA 法结合预先构造的投影矩阵将每一列的“对角线”降维到 2 维,降维后总向量为 162 维,生成 PCA-SIFT 描述子。

3 实验分析

课题组针对不同的匹配阈值来进行实验。匹配阈值是一个欧氏距离度量,用来控制匹配对数。匹配的实现原理是计算两特征点间的欧氏距离;若是两者的欧氏距离大于匹配阈值则被认为可以匹配的。所

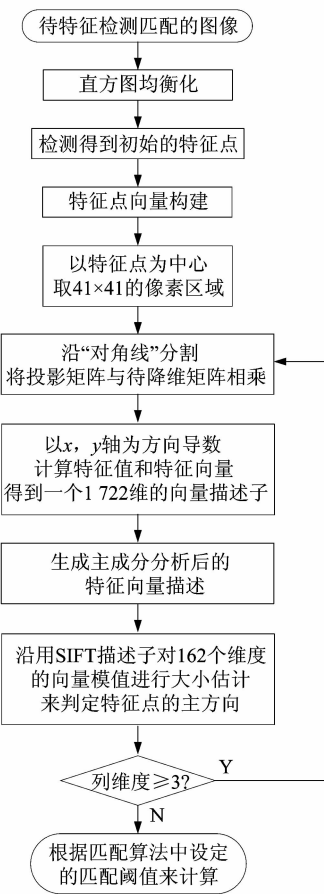


图 3 改进算法的完整流程

Figure 3 Complete process of improved algorithm

以,匹配阈值设置过小则会匹配对数少,出现“漏报”;而阈值过大则会有大量匹配对数,出现“误报”。课题组实验以特征检测匹配的运算耗时和误匹配率为指标。由于篇幅原因,文中就以阈值为 0.34 时对两种算法作比较分析。图 4 中细线是匹配正确对,粗线为错误匹配对。由图 4 可见,改进算法在阈值为 0.34 的情况下有 17 对匹配对,2 对匹配对错误;原算法有 18 个匹配对,3 对匹配对错误。

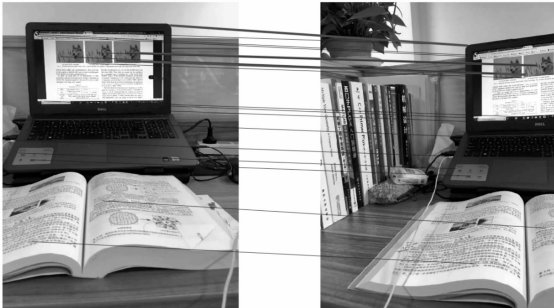
改变匹配阈值,重复上述实验过程,统计改进算法和原 SIFT 算法在不同匹配阈值下的匹配对数和成功对数,计算匹配正确率,结果如表 1 所示。

为更直观地观察 2 者耗时大小的区别和课题组提出算法的优势,作如图 5 所示的折线图。由图 5 可知,2 种算法都大致随着匹配阈值的增大匹配对数会增多,匹配正确率随之下降,但改进算法在所有阈值的情况下都高于或等于原 SIFT 算法的正确率。

课题组还对 2 者进行特征检测时间和匹配时间的比较,结果如表 2 所示。



(a) 改进SIFT算法结果



(b) 原SIFT算法结果

图 4 改进算法与原 SIFT 算法在阈值为 0.34 时的匹配效果

Figure 4 Matching effect of improved algorithm and original SIFT algorithm at threshold of 0.34

表 1 改进算法与原 SIFT 算法匹配结果正确率对比

Table 1 Comparison of correct rate of improved algorithm matching results and original SIFT algorithm

匹配 阈值	改进算法			原 SIFT 算法		
	匹配 对数	成功 对数	正确 率/%	匹配 对数	成功 对数	正确 率/%
0.15	0	—	—	0	—	—
0.20	0	—	—	0	—	—
0.23	1	1	100.00	2	2	100.00
0.24	2	2	100.00	3	3	100.00
0.25	6	6	100.00	3	3	100.00
0.26	7	7	100.00	4	4	100.00
0.27	8	8	100.00	5	5	100.00
0.28	9	9	100.00	6	5	83.33
0.30	10	10	100.00	11	9	81.81
0.32	11	10	90.90	13	11	84.61
0.34	17	15	88.24	18	15	83.33
0.37	20	17	85.00	24	20	83.33
0.40	31	26	83.87	38	33	83.01
0.42	37	32	86.48	46	39	84.78
0.45	49	41	82.67	63	52	82.53
0.48	64	52	81.25	81	64	79.01
0.50	72	58	80.55	91	70	76.92
0.52	83	65	78.31	99	74	74.74
0.54	99	78	77.77	108	80	74.08

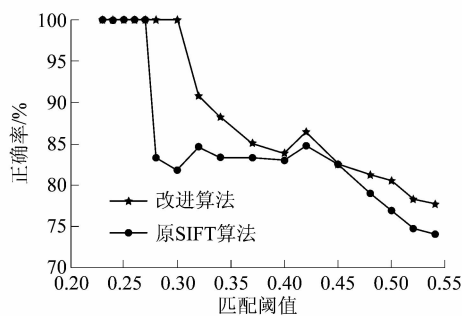


图5 改进算法与原SIFT算法在不同阈值下的正确率
Figure 5 Accurate rate plot of improved algorithm and original SIFT at different thresholds

表2 原SIFT算法和改进算法特征检测
耗时和匹配时长

Table 2 Time-consuming of feature detection and matching duration of original SIFT algorithm and improved algorithm

匹配 阈值	改进算法		原SIFT算法	
	特征检测耗时/s	匹配时长/s	特征检测耗时/s	匹配时长/s
0.15	4.509 0	5.672 9	11.835 2	24.299 2
0.20	3.960 5	5.189 2	11.947 3	24.267 8
0.23	3.959 0	5.280 8	11.925 4	24.363 2
0.25	4.116 4	5.258 7	11.841 5	24.205 5
0.27	4.163 5	4.917 3	12.168 7	24.326 4
0.28	4.170 7	4.682 8	11.922 3	24.308 6
0.30	3.929 3	5.204 7	11.886 9	24.670 7
0.32	3.912 3	5.119 8	11.867 3	25.434 2
0.34	4.066 1	5.480 4	11.909 0	24.312 9
0.37	3.943 1	5.176 3	11.956 6	24.306 7
0.40	4.035 7	5.122 9	11.829 4	24.454 5

由表2可知,改进算法比原SIFT算法无论在特征检测还是匹配的耗时都有明显的减少。

4 结语

课题组在原SIFT算法的基础上提出了改进的PCA-SIFT图像特征匹配算法:

1) 将待测图像做直方图均衡化处理,增加明暗对比度,实验证明了此方法可以提高匹配正确率;

2) 改进了原SIFT的描述子的像素区域分割,使用沿“对角线”分割像素区域,再利用PCA分析降维,减少运算耗时;

3) 计算得出PCA降维的投影矩阵,实现降维;

4) 沿用SIFT描述子梯度检测,确定特征点主方向,实现特征点匹配。通过实验证明了新的改进算法具有较好的匹配正确率,并且有着较少的运算耗时。

参考文献:

- [1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key-points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91.
- [2] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1617.
- [3] 于丽莉,戴青. 一种改进的SIFT特征匹配算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(2): 211.
- [4] 袁淑娟,高秀芬. 基于改进SIFT算法的图像匹配[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(5): 1107.
- [5] 常青,张斌. 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): 7471.
- [6] LUO Juan, OUBONG G. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4): 145.
- [7] 刘雨婷. 改进Harris-SIFT算法在双目立体视觉中的应用[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(6): 152.
- [8] 安婷,贺一民,张志敏. 改进的双向SIFT特征匹配算法[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(1): 138-143.
- [9] 曹娟,李兴玮. SIFT特征匹配算法改进研究[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(11): 2760.
- [10] 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.
- [11] NGUYEN M H, WUNSCH B, DELMAS P, et al. Modeling of 3D objects using unconstrained and uncalibrated images taken with a handheld camera [C] // International Joint Conference of VISIGRAPP 2011. Vilamoura, Portugal: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2013: 87.

