

文章编号: 2095-2163(2021)11-0005-05

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

一种基于 SIFT 的改进优化特征匹配算法

甘小红¹, 覃志东¹, 蔡勇², 肖芳雄³

(1 东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201600; 2 上海岳展精密科技有限公司, 上海 201614;

3 金陵科技学院 软件工程学院, 南京 211169)

摘要: 尺度不变特征变换即 SIFT 算法存在实时性差, 易误匹配等固有问题, 本文针对性地提出了特征描述符降维处理和匹配优化解决方案, 得到一种能满足更高实时性和精确性需求的特征匹配算法。通过使用特征点为中心的 9 个同心圆环梯度累计值, 构建 72 维特征向量, 进行特征描述符降维, 达到简化特征描述的目的, 从而减少描述符的生成和匹配时间。此外, 结合匹配点择优筛选和 RANSAC 算法匹配提纯, 有效地减少了误匹配。实验表明: 改进优化后的特征匹配算法既显著地提高了特征匹配精确度, 又改善了算法自身实时性。

关键词: SIFT 算法; 特征描述符; 匹配点择优筛选; RANSAC 算法

An optimized image feature matching algorithm based on SIFT

GAN Xiaohong¹, QIN Zhidong¹, CAI Yong², XIAO Fangxiong³

(1 School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201600, China;

2 Shanghai UAZAN Precision Technology Co.Ltd., Shanghai 201600, China;

3 Software Engineering School, Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China)

[Abstract] The scale invariant feature transform (SIFT) algorithm shows some deficiencies of nature, such as poor real-time performance and easy mismatching. In view of this, a solving scheme of dimensionality reduction in the feature descriptor as well as matching optimization for image features is proposed so that a feature matching algorithm which can meet the higher requirements of real-time and matching accuracy is obtained. Among it, the 72 dimensional feature vector is constructed by using the gradient cumulative values of 9 concentric rings centered on the feature point to reduce the dimension of the feature descriptor, so as to simplify the feature description and reduce the time of descriptor generation and matching. Furthermore, by combining the optimal selection of matching points and the matching purification of RANSAC algorithm, the mismatching is effectively reduced. Experiment shows that the optimized algorithm not only significantly improves matching accuracy, but also betters real-time in itself.

[Key words] SIFT algorithm; feature descriptor; matching point selection; RANSAC

0 引言

SIFT 算法是由 Lowe 于 1999 年提出的一种基于特征点的经典匹配算法^[1]。其广泛应用于场景检测、图像拼接、视觉 SLAM 等领域, 算法在实时性和匹配精确性等方面存在不足。

基于此, YanKe 对 SIFT 的特征描述符进行了 PCA 降维处理, 提出了 PCA-SIFT 算法, 运算时间得到了优化, 但降低了角点检测精度^[2]; Bay 采用积分图思想和 Harr 小波特征, 简化尺度空间和特征描述, 提出了 SURF 算法, 实时性大幅提高, 但其旋转

不变性比 SIFT 算法差^[3]; 易飞设计了一种有序的特征描述子, 在不影响原算法匹配效果的基础上, 减少了关键点匹配的计算量^[4]; 祁曦结合 SIFT 和 Delaunay 三角网提出了遥感图像配准算法, 有效解决了特征点数目过大且易存在误匹配点的问题, 但算法的适用场景仍存在局限性^[5]。

为满足实时性和匹配精确性要求较高的应用场景, 本文在分析 SIFT 算法基本原理的基础上进行了优化改进。首先, 设计了一种新的特征描述符, 对原算法中的高维度描述子进行降维; 其次, 在特征点匹配环节设定不同距离阈值做匹配效果对比实验, 并

基金项目: 国家自然科学基金(6126200); 2020 国家级大学生创新创业项目(112-03-0178010/001)。

作者简介: 甘小红(1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉; 覃志东(1974-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 嵌入式系统与人工智能; 蔡勇(1976-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 图像处理与机器视觉; 肖芳雄(1972-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 大数据与人工智能。

通信作者: 覃志东 Email: zdqing@dhu.edu.cn

收稿日期: 2021-08-31

根据最佳阈值初步筛选质量好且稳定的匹配对;最后,采用 RANSAC 算法剔除误匹配。改进后的算法实时性有所提高,同时也大大减少了误匹配。

1 SIFT 算法原理

SIFT 算法是一种在多尺度空间下搜索特征点并对其进行描述、匹配的算法。主要包括构建尺度空间、特征点检测、特征点描述和特征点匹配等 4 个步骤。

1.1 构建尺度空间

构建尺度空间的目的是模拟图像数据的多尺度特征。一个图像的尺度空间 $L(x, y, \delta)$, 定义为原始图像 $I(x, y)$ 与一个可变尺度的二维高斯函数 $G(x, y, \delta)$ 的卷积运算, 式(1) 和式(2):

$$L(x, y, \delta) = G(x, y, \delta) \cdot I(x, y) \quad (1)$$

$$G(x, y, \delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp\left\{-\frac{\frac{1}{2}\left[\frac{(x-x_i)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_i)^2}{\sigma_y^2}\right]}{\delta^2}\right\} \quad (2)$$

其中, (x, y) 是空间坐标, δ 是尺度坐标。

大尺度对应图像的概貌特征, 小尺度对应图像的细节特征。对原始图像进行卷积, 形成一系列不同尺度的高斯模糊图像, 再进行降采样, 得到高斯金字塔。为了有效的在尺度空间检测到稳定的关键点, 提出了如图 1 所示的高斯差分尺度空间概念。利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成差分尺度空间, 如式(3) 所示:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}(L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y)) \quad (5)$$

式(4)、(5)在以关键点为中心的邻域窗口内采样, 并用直方图统计邻域像素的梯度方向。直方图的峰值代表了该关键点处邻域梯度的方向, 即作为该关键点的主方向。至此, 每个关键点有 3 个信息: 位置、尺度、方向, 由此可以确定一个 SIFT 特征区域。

1.3 特征点描述

特征点的描述子是通过计算特征点周围的各区域块对应的梯度信息后得到的特征向量, 可以唯一描述这一特征点。

首先, 将坐标轴旋转为关键点的方向, 以确保旋转不变性。以关键点为中心取 16×16 的窗口; 其次, 在每 $1/16$ 小块上计算 8 个梯度方向的累计值,

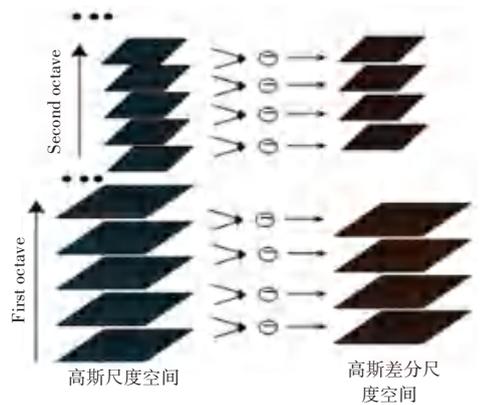


图 1 高斯尺度空间和高斯差分尺度空间

Fig. 1 Gaussian scale space and Gaussian difference scale space

$$D(x, y, \delta) = [G(x, y, k\delta) - G(x, y, \delta)] \cdot I(x, y) = L(x, y, k\delta) - L(x, y, \delta) \quad (3)$$

1.2 特征点检测

为了寻找尺度空间的极值点, 检测点需要和共同尺度的 8 个相邻点和上下相邻尺度对应的 18 个点比较。一个点如果在 DOG 尺度空间本层以及上下两层的 26 个领域中是最大或最小值时, 就认为该点是图像在该尺度下的一个特征点。在对差分空间的关键点进行初始确定后, 还需要进一步筛选, 以获得更稳定的关键点。

确定每幅图像的特征点后, 需依据特征点邻域内像素在梯度方向上的分布特性, 为特征点确定对应的方向参数, 使算法针对旋转情况同样具备稳定性。式(4)和式(5)分别为 (x, y) 处梯度的幅值和方向。

即可形成一个种子点, 这样一个关键点就可以产生 $16 \times 8 = 128$ 维的 SIFT 特征向量, 如图 2 所示。

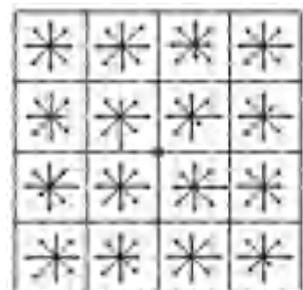


图 2 128 维特征描述向量

Fig. 2 128-dimensional feature description vector

1.4 特征点匹配

特征点的匹配采用关键点特征向量的欧式距离来作为两幅图像中特征点的相似性判定度量。对图像中的一个特征点, 寻找另一幅图像中与其欧式距离最短的前两个特征点, 若最近距离与次近距离之比低于预先设定的比值 $ratio$, 则特征点成功匹配。比值 $ratio$ 设置的越小, 匹配到的特征点对数目越少, 但匹配结果更加稳定。

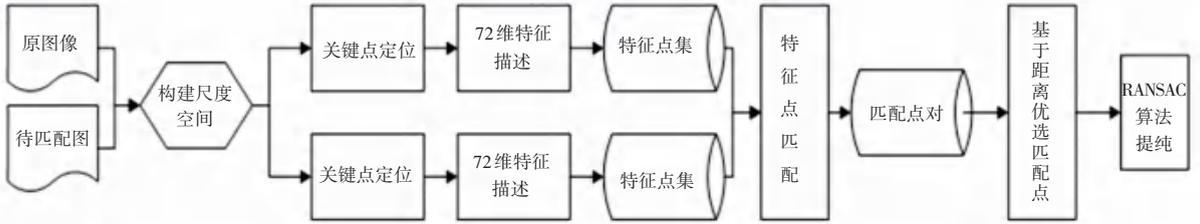


图 3 算法框架

Fig. 3 Algorithm framework

2.1 特征描述符的降维

为了提高算法实时性, 受 Mao 等人将 SIFT128 维描述符降维至 64 维方法^[6]的启发, 本文算法对原 SIFT 算法描述符进行降维, 并在降维的同时扩大描述符的计算范围, 提高描述精度。具体改进为在关键点周围选取半径为 18 像素的圆形区域, 以 2 像素为步长将其划分为 9 个同心环区域, 根据高斯加权计算梯度, 同心圆环表示描述符的不同计算区域, 如图 4 所示。因为圆形区域具有良好的旋转不变性, 可以简化特征点主方向的计算, 提高算法效率, 方便操作。

为了对特征点进行唯一标识, 需要对每个环形区域进行 8 个方向的梯度累计, 梯度直方图的范围是 $0 \sim 360^\circ$, 其中每 45° 一个柱, 总共 8 个柱, 如图 5 所示。然后由内向外顺序依次放置每个区域的梯度累计值, 得到 $9 \times 8 = 72$ 维的特征向量, 最后通过归一化处理消除灰度变化的影响。



图 4 特征描述

Fig. 4 Feature descriptor



图 5 灰度梯度累计直方图

Fig. 5 Gray gradient cumulative histogram

2.2 匹配点的择优筛选

特征点描述符降维采用的是 9 个同心环区域生

2 算法改进

通过对 SIFT 算法的原理分析可知: 算法中尺度空间的建立和特征描述符的生成计算复杂, 耗时多。同时, 随着图像尺寸的增大, 特征点数量增多, 特征匹配时间明显增加。为使算法的实时性得到提高, 匹配效果得到改善, 本文将从 3 个方面进行改进, 整个算法的处理框架如图 3 所示。

成的 72 维梯度信息, 代替原算法 16 个方格区域生成的 128 维梯度信息, 在描述子的生成与特征点匹配环节降低了计算量。但特征点描述符维度的减少会导致特征点信息不完整, 且算法提取特征点数目多, 会产生很多质量不高的匹配, 匹配效果没原算法好。本文设计的基于阈值对匹配点择优筛选方案一定程度上改善这种情况。首先, 求取所有匹配点 $matches$ 之间的最大欧式距离 max_dist ; 其次, 依据实验效果设定匹配阈值 $dThreshold$ ($0 < dThreshold < 1$); 再对匹配点进行择优筛选, 择优条件如式 (6):

$$matches.distance < dThreshold * max_dist \quad (6)$$

设定的匹配阈值越大剩下的匹配点对越多, 阈值太小会筛选掉优质匹配。本文以图 6 中 (a)、(b) 组图为例, 就 $dThreshold$ 分别取 0.8、0.5、0.3 这 3 种情况进行实验说明如何获得较理想的匹配阈值。当 $dThreshold = 0.8$ 时, $match\ pairs = 1\ 351$, 匹配点数目多, 但误匹配点也多, 匹配效果不理想; 当 $dThreshold = 0.3$ 时, $match\ pairs = 22$, 匹配点数目少, 不利于进一步提纯操作。经实验结果对比, $dThreshold = 0.5$ 时, 匹配效果较佳且有利于后续提纯处理。具体效果分别如图 6 中的 (c)、(d) 和 (e) 所示。

2.3 RANSAC 算法提纯

SIFT 描述子虽然有较好的尺度与旋转不变性, 但忽略空间位置约束, 经常产生错误匹配对, 影响识别算法的稳定性。

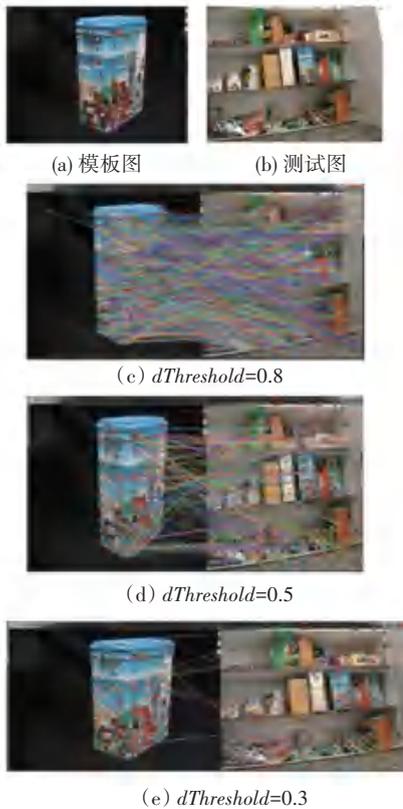


图 6 $dThreshold$ 取不同值时的匹配效果

Fig 6 Matching effect when $dThreshold$ is set to different values

随机采样一致(RANSAC)算法是一种具有较好鲁棒性的模型估计方法,可有效剔除样本中的异常数据^[7]。在存在大量错误的样本中仍可以准确求解参数。利用 RANSAC 算法剔除 SIFT 算法产生的误匹配点时,建立的数学模型是从模板图像的匹配特征点到待识别图像的匹配特征点之间的映射关系,其提纯匹配点步骤如下:

- (1) 随机抽取 4 组不共线匹配点对, 记为初始内点集 S' 。求解变换矩阵 H , 记为模型 M ;
- (2) 将其余点对分别代入 M 模型, 计算模型误差。若误差小于设定阈值, 则将该对匹配加入内点集 S' ;
- (3) 判断 S' 中内点个数是否达到阈值, 达到阈值则停止迭代, 得到最优模型 M 与内点集 S' ;
- (4) 使用剔除异常数据后的匹配集 S' , 重新计算变换矩阵 H 。

3 实验及结果分析

本算法基于 Visual Studio2017 OpenCV 3.413 平台, 使用 C++ 语言编程实现。采用测试识别特定对象算法的数据集进行实验验证。

选取一组图像: 模板图和待匹配图, 如图 7(a)

和(b), 分别采用原 SIFT 算法, 以及新算法的 3 个优化步骤: 描述符降维、匹配点择优筛选、RANSAC 提纯, 对图像进行特征匹配, 匹配直观效果如图 7(c)、(d)、(e)、(f) 所示, 图中彩色小点是检测到的特征点, 彩色线条连接的是匹配点。

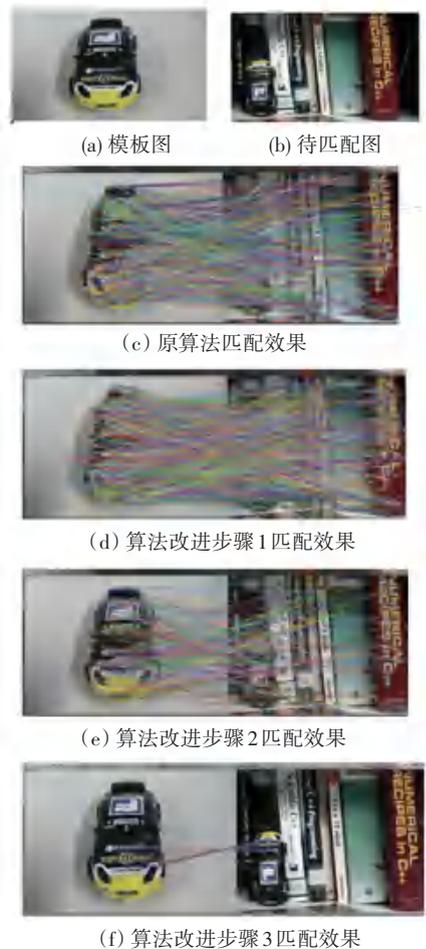


图 7 原算法及改进算法匹配效果

Fig. 7 Matching effect of the original algorithm and the improved algorithm

另外, 本文从算法耗时、匹配点数目两个方面对原算法和新算法进行了对比分析。具体数据见表 1。其中, 算法改进步骤 1 为特征描述符降维; 算法改进步骤 2 为基于距离择优选取匹配点; 算法改进步骤 3 为 RANSAC 算法匹配提纯。

表 1 算法改进前后性能对比

Tab. 1 Performance comparison before and after algorithm improvement

算法	耗时/s	匹配点对数
原 SIFT 算法	12.998	1 034
算法改进步骤 1	8.293	1 308
算法改进步骤 2	8.935	327
算法改进步骤 3	10.796	21

根据图表分析, 原 SIFT 算法提取的特征点多,

生成的匹配点数目多,存在不少错误匹配,且运算时间较长。这一结果也恰好证实了 SIFT 算法的不足。针对这个问题,算法改进步骤 1 对特征描述符进行降维,减少了耗时,算法实时性提高了 36%,但错误匹配也增多了,这与特征点缺少描述维度会导致匹配精度不高的预想一致;算法改进步骤 2 在步骤 1 的基础上基于距离进行择优筛选,有效剔除部分不稳定的匹配,但错误匹配仍存在;算法改进步骤 3 使用 RANSAC 算法建立数学模型有效剔除误匹配,图 7(f) 显示算法能准确识别目标,误匹配少。在算法效率方面,虽然 RANSAC 提纯算法迭代会损耗一些时间,但算法整体效率比原算法高 17%。

4 结束语

本文针对 SIFT 算法实时性不高,存在误匹配的问题,提出了特征点描述符降维方案,算法以特征点为中心构建 9 个同心圆环,用生成的 72 维描述子代替原算法的 128 维,实验表明描述符简化后运算时间大大减少;其次,对匹配点进行择优筛选和 RANSAC 算法提纯。实验结果表明此方案能有效剔除错误匹配,算法匹配效果好,这为双目视觉定位工

程中左右图目标识别提供了良好的理论和技术支持。本算法运算时间有所改善,后续可以考虑在算法实现与运行上并行化,进一步提高算法实时性。

参考文献

- [1] LOWE D G. Recognition from local scaleinvariant features[J]. International Conference on Computer Vision. Corfu, Greece. 1999: 1150-1157.
- [2] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA - SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. IEEE, 2004: 511-517.
- [3] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. Surf: Speeded up robust features [C]//European conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 404-417.
- [4] 易飞, 许珊珊. 基于 SIFT 的图像匹配方法改进[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(10): 261-267.
- [5] 祁曦, 陈志云. 结合 SIFT 和 Delaunay 三角网的遥感图像配准算法[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(10): 161-169.
- [6] MAO X, LIU K, HANG Y. Feature Extraction and Matching of Slam Image Based on Improved SIFT Algorithm[C]//2020 2nd Symposium on Signal Processing Systems. 2020: 18-23.
- [7] 王鹏. 基于双目视觉的目标识别与定位研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
- [8] 王鹏. 基于双目视觉的目标识别与定位研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020: 203-208.
- [32] TANG J, JIAO X, XIAO W. Minimum-latency data aggregation in duty - cycled wireless sensor networks under physical interference model [C] // 22nd Wireless and Optical Communication Conference, WOCC 2013, Chongqing, China, May 16-18, 2013. [S.l.]: IEEE, 2013: 309-314.
- [33] WANG L, LIANG Z H, WAN P. Data Aggregation Scheduling in Duty-Cycled Multihop Wireless Networks Subject to Physical Interference[C] // 15th International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks, MSN 2019, Shenzhen, China, December 11-13, 2019. [S.l.]: IEEE, 2019: 164-169.
- [34] CHEN Q, GAO H, CHENG S, et al. Distributed non-structure based data aggregation for duty-cycle wireless sensor networks [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Communications, INFOCOM 2017, Atlanta, GA, USA, May 1-4, 2017. [S.l.]: IEEE, 2017: 1-9.
- [28] BAGAA M, YOUNIS M F, DJENOURI D, et al. Distributed Low-Latency Data Aggregation Scheduling in Wireless Sensor Networks[J]. ACM Trans. Sens. Networks, 2015, 11(3): 49:1-49:36.
- [29] YU B, LI J. Minimum-Time Aggregation Scheduling in Duty-Cycled Wireless Sensor Networks[J]. J. Comput. Sci. Technol., 2011, 26(6): 962-970.
- [30] JIAO X, LOU W, WANG X, et al. Data Aggregation Scheduling in Uncoordinated Duty-Cycled Wireless Sensor Networks under Protocol Interference Model[J]. Ad Hoc Sens. Wirel. Networks, 2012, 15(2-4): 315-338.
- [31] HA N P K, ZALYUBOVSKIY VV, CHOO H. Delay-efficient data aggregation scheduling in duty - cycled wireless sensor networks[C] //CHO Y, GANTENBEIN R E, KUO T, et al. Research in Applied Computation Symposium, RACS '12, San Antonio, TX, USA, October 23 - 26, 2012. [S.l.]: ACM,

(上接第 4 页)