

引用格式:严利民,张婷婷. 一种改进 A-KAZE 算法的特征点匹配方法[J]. 微电子学与计算机,2019,36(12):64-68. [YAN L M, ZHANG T T. Feature points matching method based on improved A-KAZE algorithm [J]. Microeletronics & Computer, 2019,36(12):64-68.]

一种改进 A-KAZE 算法的特征点匹配方法

严利民,张婷婷

(上海大学 微电子研究与开发中心,上海 200444)

摘 要:提出了一种改进的 A-KAZE 算法,利用非线性扩散滤波策略改善了传统高斯核函数构建尺度空间的不足,在实现局部自适应滤除细节的同时保留了目标的边界,且检测到的特征点具有尺度不变性;结合特征点主方向和改进的 BRIEF 描述子解决了匹配中旋转不变性的问题,以二进制编码形式缩短了匹配时间,并分别在室内和室外环境下进行特征点匹配实验,与 ORB、BRISK 等算法进行了比较,结果证明改进的算法结合了 A-KAZE 与 BRIEF 算法的优势,实现了高准确率和高效的图像特征点匹配。

关键词:特征点匹配;A-KAZE 算法;非线性尺度空间;BRIEF 描述子

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)12-0064-05

Feature points matching method based on improved A-KAZE algorithm

YAN Li-min, ZHANG Ting-ting

(Microelectronics Research and Development Center, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: An improved A-KAZE algorithm is proposed in this paper. The nonlinear diffusion filtering strategy is used to improve the defect of the traditional Gauss kernel function in constructing the scale space, and the boundary of the target is preserved while the local adaptive filtering is realized. The characteristic points detected have scale invariance. Combining the principal direction of feature points and the improved BRIEF descriptor, the problem of rotation invariance in matching is solved, and the matching time is shortened in the form of binary coding. Compared with ORB, BRISK algorithm, the improved algorithm realizes the advantage combination of A-KAZE and BRIEF algorithm, and carries on the characteristic point matching experiment in indoor and outdoor environment, and compares it with that of BRIEF algorithm, and the result shows that the improved algorithm realizes the advantage combination of A-KAZE and brief algorithm. The high accuracy and high efficiency image feature point matching is realized.

Key words: featurepoints matching; A-KAZE algorithm; nonlinear scale space; BRIEF descriptor

1 引言

特征点检测技术是计算机视觉利用图像信息获取特征数据的一种方法,包括计算特征点的主方向、坐标、灰度值和梯度等数据. 为将该技术更好的应用

到目标检测、识别和匹配定位等热门领域中,需要将图像特征点检测算法和特征匹配算法移植到移动设备中,但移动设备资源有限且对实时性要求较高,所以希望采用在保持性能的同时减少计算量的特征匹配算法. 目前,具有代表性的特征匹配算法,如 SIFT

(Scale Invariant Feature Transform)、SURF(Speed Up Robust Features)算法,两者采用高斯核函数在构建尺度空间时存在对象边界信息不保留且在所有尺度上将细节和噪声平滑到相同水平的问题,影响了匹配定位的精准性和独特性^[1].在精度方面,针对高斯核函数构建尺度空间的缺陷,由 Pablo F. Alcantarilla^[2]提出的 A-KAZE(Accelerated KAZE)算法采取非线性扩散滤波建立尺度空间,相比于 SIFT 与 SURF 算法提高了独特性且对内存要求更低.在速度方面,ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法在结合了计算速度较快的 FAST(Features From Accelerated Segment Test)和 BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Features)算法后可达到 SIFT 算法计算速度的 10 倍^[3].但据文献[4]中的评估结果所述,FAST 算法用于解决大尺度图像变换下的图像匹配问题是不可靠的^[4].当增加像素位置限制后,ORB 算法鲁棒性降低,且 ORB 算法没有在尺度空间上进行非极大值抑制,在不同的尺度上会出现重复的特征点.

本文提出了一种将 A-KAZE 算法与改进后的 BRIEF 描述子相结合的图像匹配算法,通过保持图像的局部精度和边缘细节,减少了误匹配对,在实现准确度和计算效率提升的两个目标上取得较好的实验结果.

2 A-KAZE 算法

2.1 非线性尺度空间构建

非线性滤波构建尺度空间可以在局部自适应实现滤除细节的同时保留目标的边界,使其尺度空间保留更多的特征信息,目前主要包括双边滤波和非线性扩散滤波两种方式. BFSIFT(Bilateral Filter SIFT)算法采取双边滤波与双向匹配方式改善了 SIFT 算法在 SAR(Synthetic Aperture Radar)图像(图像斑点噪声严重)上匹配性能低下的问题,但双边滤波增加了计算复杂度^[5],无法使用在实时性图像匹配的应用中.

A-KAZE 算法采用非线性扩散滤波方式构建尺度空间,通过提升尺度参数作为扩散函数的散度来描述图像亮度在不同尺度空间的变化,通常采用偏微分方程进行求解.经典的非线性扩散方程如下:

$$\partial L / \partial t = \operatorname{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla L) \quad (1)$$

式中, L 为图像亮度;时间 t 作为尺度参数; t 值越大,得到的图像形式越简单; div 与 ∇ 分别代表散度与梯度的求解; $c(x, y, t)$ 为传导函数,能够使扩散自

适应于图像局部结构特性,传导函数的定义如下:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla L_{\sigma}(x, y, t)|) \quad (2)$$

式中, ∇L_{σ} 是经过尺度参数为 σ 的高斯函数平滑图像.

在求解上述非线性扩散方程的研究中,KAZE 算法通过加性算子分裂 AOS(Additive Operator Splitting)数值逼近的方法来求解^[6],AOS 求解稳定并且可并行化,但是需要求解大量线性方程组,计算密集,在移动端实时性能难以满足. A-KAZE 算法通过快速显式扩散 FED(Fast Explicit Diffusion)来快速求解偏微分方程^[2]. FED 求解思想来自于显式理论分解盒子滤波器,能够很好的近似高斯滤波器并提高了速度.主要思想为执行 M 次 n 步显式扩散循环步骤,每次步长大小 τ_j 来自于盒子滤波的因式分解:

$$\tau_j = \tau_{\max} / (2 \cos^2(\pi(2j+1)/(4n+2))) \quad (3)$$

式中, $\tau_{\max}$ 是在不违背显式求解稳定条件的最大步长.由于 FED 与盒子滤波具有相似性,盒子滤波始终为稳定状态,所以最终 FED 停止循环时会得到稳定状态,利用 FED 求解公式(1)的非线性扩散方程可得:

$$L^{(i+1)} = (I + \tau A(L^i))L^i, i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (4)$$

式中, $A(L^i)$ 是图像传导矩阵; I 为单位矩阵; τ 为恒定的步长,限制显式扩散稳定条件.在整个 FED 循环中,矩阵 $A(L^i)$ 始终保持不变.当 FED 循环结束,算法将会重新计算矩阵 $A(L^i)$ 的值.

不同于 SIFT 算法中各层尺度空间需要逐级降采样,A-KAZE 算法构建的尺度空间各层分辨率与原图像相同,设置组数 o 与层数 s 参数后,扩散函数依据时间来进行尺度空间的构建,如公式(5)所示.

$$\begin{aligned} \sigma_i(o, s) &= 2^{(o+s/S)}, \\ o &\in [0, O-1], s \in [0, S-1], \\ i &\in [0, M-1] \end{aligned} \quad (5)$$

$$t_i = 1/2\sigma_i^2 \quad (6)$$

2.2 局部特征点提取

非线性尺度空间构建完成后,A-KAZE 算法采用非极大值抑制法对每个像素点求其 Hessian 矩阵的特征值,同时对比相同位置上下两层和当前层的 26 个像素点,寻找不同尺度归一化后的 Hessian 矩阵极大值,以此完成局部特征点的提取. Hessian 矩阵行列式的计算公式如下:

$$L_{\text{Hessian}}^i = \sigma_{i,\text{norm}}^2 (L_{xx}^i L_{yy}^i - L_{xy}^i L_{yx}^i) \quad (7)$$

式中, σ 为当前层尺度参数 σ_i 的整数倍; L_{xx} 、 L_{yy} 分别为图像水平和垂直方向的二阶偏导; L_{xy} 为交叉偏导.

为计算二阶偏导数,可利用近似旋转不变性的 Scharr 滤波器。在每一层检查滤波器的响应,寻找极大值点,通过比较响应与设定的阈值的大小并判断在 3×3 的邻域内是否为极大值,可快速剔除非极大值响应。对可能的每个极大值点,再检验其在上下两层是否为极大值。通过对 Hessian 矩阵行列式进行二次方程拟合处理,可得到特征点亚像素级别的精确定位。

2.3 特征点主方向计算

为进一步实现图像匹配中的旋转不变性,需对特征点主方向进行赋值。在梯度图像上以特征点为原点,在半径为 6σ 的邻域范围内,取特征点的 L_x 和 L_y 进行高斯赋权运算,再以 60° 扇形绕原点旋转,并计算该区域内向量总和,得到的最长方向则为特征点主方向。

3 改进的特征匹配算法

3.1 改进的 BRIEF 描述子

特征点描述是实现图像匹配与图像搜索必不可少的步骤。目前,具有代表性的有浮点型和二进制字串特征描述子。SIFT 与 SURF 算法采用的梯度统计直方图来描述的描述子属于浮点型特征描述子。该类描述子计算复杂,效率较低;而 ORB、BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Key-points) 等快速局部特征匹配算法主要采用二进制描述子进行加速,较 SIFT 描述子的鲁棒性会降低很多,但速度却得到极大提升^[9]。

BRIEF 算法是对已检测到的特征点进行描述。BRIEF 算法需要先平滑图像,然后在特征点周围选择一个邻域,在这个邻域内通过一种选定的方法挑选出 n_d 个点对,然后比较每一个点对 (p, q) 的亮度值 B ,如果 $B(p) > B(q)$,则这个点对生成的值为 1,如果 $B(p) < B(q)$,则对应生成的值为 -1,否则为 0^[7]。对所有点对进行比较之后,就生成一个长度为 n_d 的二进制串作为特征点的描述子。这种方法区别于利用区域灰度直方图描述特征点的方法,可有效减少匹配时间。

理想特征描述子应具备尺度不变性、旋转不变性等特性。同一特征点应具有足够相似的描述子,称之为描述子的可复现性。传统的 BRIEF 算法生成的描述子主要存在三个问题:(1)不具有尺度不变性;(2)噪声敏感问题;(3)不具有旋转不变性。

针对尺度不变性,可以在构建非线性尺度空间时通过子尺度空间构造图像金字塔解决;针对噪声

敏感和不具备旋转不变性的问题在 Rublee 等人提出的 ORB 算法中做出了如下的解决方案:

(1) 解决噪声敏感问题

BRIEF 算法采用 9×9 的高斯算子实现滤波,在一定程度上解决了噪声敏感问题,但一个滤波显然是不够的。可以利用积分图像来解决此问题:在 31×31 的窗口产生一对随机点后,以随机点为中心取 5×5 的子窗口,比较两个子窗口内的像素和大小并进行二进制编码,而非仅仅由两个随机点决定二进制编码^[3],以此解决噪声敏感问题。

(2) 解决旋转不变性问题

使用上文所述方法求得特征点的主方向 θ 对特征点邻域进行旋转,Calonder^[8] 建议为每块的旋转和投影集合分别计算 BRIEF 描述子,但这种方法代价较大。ORB 算法采用的更为有效的方法是使用邻域方向 θ 和对应的旋转矩阵^[3]。

$$S = \begin{bmatrix} x_1, x_2, \dots, x_n \\ y_1, y_2, \dots, y_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

S 表示 256 对随机点位置,旋转矩阵如下:

$$R = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, R 代表旋转矩阵,对原随机点旋转计算:

$$S_\theta = RS \quad (10)$$

S_θ 表示旋转后随机点位置,以此解决旋转不变性问题。

3.2 特征匹配

在采用改进后的 BRIEF 算法得到二进制特征描述子后,本文采用基于 K 最近邻算法 KNN (K-Nearest Neighbors Algorithm) 对特征点进行匹配^[9],并采用 Hamming 距离测量特征点匹配程度,计算公式如下:

$$D(a, b) = \sum_{i=1}^{512} m_i \oplus n_i, a = m_1 m_2 \dots m_{512}, \\ b = n_1 n_2 \dots n_{512} \quad (11)$$

式中, a, b 为特征点描述子; m_i, n_i 为描述子 a, b 中的一位。

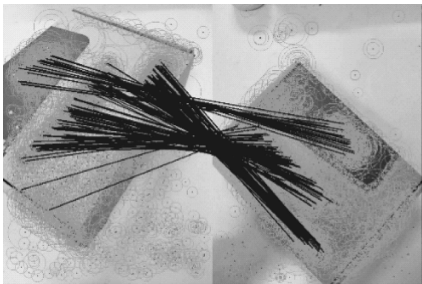
与 SIFT 算法使用的欧氏距离相比,采用 Hamming 距离对描述子进行匹配程度测量可有效减少描述子计算时间。KNN 算法可有效衡量邻距权重,距离较近的比距离远的权重高。随机选取图中特征点,找到其与待匹配图中 Hamming 距离最近的前两点,若最近邻和次近邻的比值小于某一阈值,则为正确匹配点^[10]。

对于图像匹配过程中的误匹配点,如果直接采

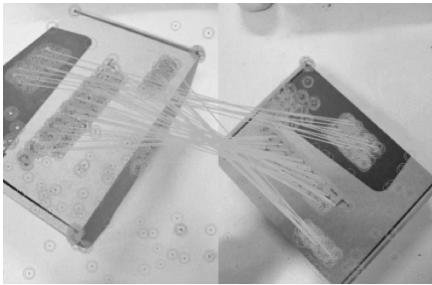
用最小二乘法进行计算,会产生较大的偏差^[11]. 本文采用随机取样一致性算法 RANSAC (Random Sample Consensus)^[12] 来进行精配准,获得最佳匹配结果,并计算相应变换参数.

4 实验分析

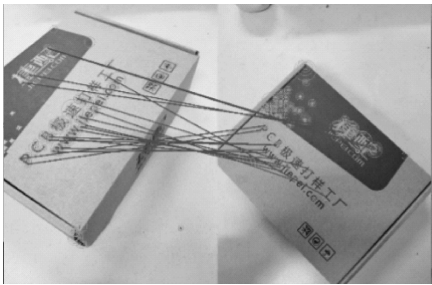
为验证本文所提图像匹配算法的效果,将采用对照实验的方法,将其与上文所提到的 ORB 和 BRISK 算法作效果对比. 实验选取了两组图像,如图 1 所示,一组是在不同角度拍摄的高纹理物品,第二组是具有明显特征和重叠区域的场景,数据集具备尺度和角度的变化. 测试结果分别如图 2 和图 3 所示,匹配过程中得到的数据分别如表 1 和表 2 所示,其中:Keypoints1 和 Keypoints2 分别为两张待匹配图像的特征点数目,Matches 为匹配点总对数,Inliers 为正确匹配点对,Outliers 为误匹配点对,Inliers ratio 为正确的匹配率,Times 为匹配耗时. 从实验结果图和数据可以看出,改进后的算法相比经典的 ORB、BRISK 算法在特征点较多区域分布均匀,特征不明显的区域有较少特征点,明显减少了误匹配的特征点,匹配准确率最高;对于各算法的时间比较可知,改进后的算法时间效率优于 BRISK 算法,略差于 ORB 算法. 总体来看,改进后的算法较好的完成了预期效果,在匹配准确率与时间效率权衡较好.



(a) BRISK 算法配准效果



(b) ORB 算法配准效果



(c) 本文改进算法配准效果

图 2 测试图像 1 的实验结果图

表 1 测试图像 1 实验数据

	Keypoint s1	Keypoint s2	Match es	Inliers	Outlier s	Inliersr atio	Time/ ms
BRISK	3 183	2 841	222	167	55	75.225 2	511.507
ORB	1 500	1 427	178	140	38	78.651 7	98.408 4
OURS	205	163	25	20	5	80	199.854

表 2 测试图像 2 实验数据

	Keypoint s1	Keypoint s2	Match es	Inliers	Outlier s	Inliersr atio	Time/ ms
BRISK	4 875	4 274	1 009	644	365	63.825 6	283.575
ORB	1 500	1 500	310	141	169	45.483 9	38.596 5
OURS	94	26	25	17	8	68	119.839

5 结束语

本文所提出的特征匹配改进算法主要体现在非

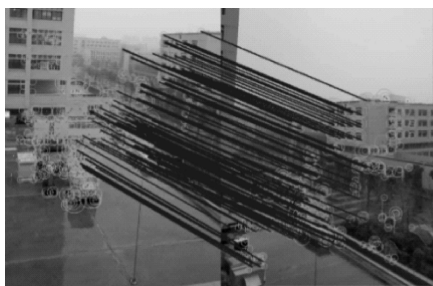


(a) 测试图像 1-1 (b) 测试图像 1-2



(c) 测试图像 2-1 (d) 测试图像 2-2

图 1 实验测试图像



(a) BRISK 算法配准效果



(b) ORB 算法配准效果



(c) 本文改进算法配准效果

图 3 测试图像 2 的实验结果图

线性尺度空间的优化和二进制快速描述子的构建, 算法继承了 A-KAZE 算法的准确度, 同时还利用改进后的 BRIEF 算法提高了算法的效率, 不仅能够充分提取图像信息, 还能加快图像匹配的速度, 较好的权衡了计算效率和鲁棒性, 效果优于经典的局部特征匹配算法, 为图像特征提取算法在适应移动设备实时性应用的更好实现提供了研究思路和理论基础。

参考文献:

- [1] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. Surf: Speeded up robust features[C]// European conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 404-417.

- [2] 宋伟, 王永波. 基于改进 AKAZE 算法的无人机影像匹配[J]. 电子测量与仪器学报, 2018 (8): 96-102.
- [3] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[J]. 2011: 2564-2571.
- [4] ALCANTARILLA P F, SOLUTIONS T. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces[J]. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell, 2011, 34(7): 1281-1298.
- [5] MAIR E, HAGER G D, BURSCHKHA D, et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test[C]// European conference on Computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010: 183-196.
- [6] WANG S, YOU H, FU K. BFSIFT: A novel method to find feature matches for SAR image registration [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(4): 649-653.
- [7] ALCANTARILLA P F, BARTOLI A, DAVISON A J. KAZE features[C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012: 214-227.
- [8] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints[C] // 2011 IEEE international conference on computer vision (ICCV). IEEE, 2011: 2548-2555.
- [9] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: Binary robust independent elementary features [C] // European conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010: 778-792.
- [10] 刘松华, 张军英, 许进, 等. Kernel-kNN: 基于信息能度量的核 k-最近邻算法[J]. 自动化学报, 2010, 36 (12): 1681-1688.
- [11] NOROUZI M, FLEET D J, Salakhutdinov R R. Hamming distance metric learning[C]// Advances in neural information processing systems. 2012: 1061-1069.
- [12] 刘婷婷, 张惊雷. 基于 ORB 特征的无人机遥感图像拼接改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(2): 193-197.

作者简介:

严利民 男, (1971-), 博士, 副教授. 研究方向为计算机视觉及显示驱动技术. E-mail: yanlm@shu.edu.cn

张婷婷 女, (1995-), 硕士研究生. 研究方向为计算机视觉与图像处理.