

引用格式:尚明珠,王克朝. 一种基于 SURF 和 BRIEF 的图像配准算法[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(10): 59-63.
[SHANG M S, WANG K C. A image registration method based on SURF and BRIEF [J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(10): 59-63.]

一种基于 SURF 和 BRIEF 的图像配准算法

尚明珠¹, 王克朝^{1,2}

(1 哈尔滨学院 信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;

2 哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对 SURF 算法特征描述复杂和匹配精确度不高的问题, 提出先用 SURF 算法提取特征点, 再计算其 Harris 响应值, 剔除质量较差的特征点, 使用 BRIEF 算法描述特征点, 再用最近邻汉明距离匹配特征点. 采用改进的 K-means 算法对数据分类, 将数量较多的类里的匹配点作为正确匹配点保留. 最后应用改进的 RANSAC 算法求变换矩阵. 实验验证了算法性能.

关键词: 图像配准; SURF; BRIEF; K-means; RANSAC

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)10-0059-05

A image registration method based on SURF and BRIEF

SHANG Ming-shu¹, WANG Ke-chao^{1,2}

(1 School of Information Engineering, Harbin Institute, Harbin 150080, China;

2 School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Considering SURF feature description having great computational complexity and feature matching not having high accuracy, an advanced image registration method is proposed. At first it uses SURF to extract the feature points from two images, then calculates Harris response values of every feature points. The feature points of low quality are canceled. Then BRIEF descriptor is utilized to characterize those feature points. Lastly the improved K-means algorithm is used to classify the data, and the classes with more matching points are reserved. The advanced RANSAC algorithm is used to compute the transform matrix between the two images. The experiments verify the algorithm's efficiency.

Key words: image registration; SURF; BRIEF; K-means; RANSAC

1 引言

图像拼接就是将存在重叠区域的数幅小视角、低分辨率的图像通过图像配准和融合技术拼接为一幅宽视角、高分辨率的超大场景图像, 以便观察全景. 目前主要应用于全场景监控、遥感技术、虚拟现实研究、航天研究和国防军事等方面. 图像配准即确定图像间的映射关系, 使图像在重叠区域对齐, 是

图像拼接的重要部分. 在基于特征点的图像配准方面, 2006 年 Herbert Bay 提出 SURF 算法^[1], 该算法具有平移、旋转、缩放和光照不变性, 特征点提取部分由于采用了近似算法运算速度较快, 但特征描述复杂, 运算时间较长. 么鸿原^[2]提出分别用 SURF 与 Harris 提取特征点后合并特征点再用 SURF 算法描述特征, 虽可提取出更多特征点, 但运算量更大, 运算时间更长. 秦绪佳^[3]提出把灰度域和空间域的自相关性引入特征匹配, 提高匹配准确性, 但增加

了算法复杂度,算法耗时仍大.王海丽^[4]提出相关区域约束的 SURF 改进算法,采用随机抽样一致性估计来去除误匹配,提高了算法精度但并没有减少复杂度.陈天华^[5]提出双向匹配策略提高匹配精度,但若反向匹配阈值设置不当反而会删掉正确匹配点,降低算法精度.马林伟^[6]提出对称性得分的概念,用对称性得分最小值描述特征,降低特征描述的维度,但算法较复杂.

针对 SURF 算法复杂,运算时间长、特征匹配精度不高的问题,本文提出一种改进算法,首先用 SURF 算法提取特征点,再计算特征点的 Harris 响应值,除去响应值较低的特征点,减少特征点数量.然后用 BRIEF 算法描述特征,特征向量由 0 和 1 的二进制串组成,使用最近邻汉明距离匹配特征向量.为了进一步消除误差较大的匹配点,采用改进的 K-means 算法对数据分类,数量较多类里的匹配点作为正确匹配点保留.利用改进的 RANSAC 算法求得变换矩阵,实现两幅图像的图像配准.最后通过实例验证了算法的性能,并给出了实现算法的具体硬软件条件,和算法所涉及到的实验数据.

2 特征点提取与匹配

SURF 算法是通过不同尺度的盒子滤波器对图像卷积生成尺度空间,求取不同尺度的 Hessian 矩阵行列式局部极大值作为特征点.将以特征点为中心的正方形区域分为 16 个子块,每个子块求 Harris 小波响应形成 4 维向量,特征点共有 64 维向量.由于算法较复杂,当特征点数量较多时运算时间长,难以满足大规模运算的实时要求.本文利用 SURF 算法提取特征点,然后计算特征点的 Harris 响应值,除去响应值较低的特征点,减少特征点数量.用简单的 BRIEF 算法描述特征点,利用最近邻汉明距离匹配特征点.

2.1 SURF 特征点提取

(1)构造尺度空间: SURF 算法保持图像大小不变,利用尺度递增的盒子滤波器与图像卷积建立图像金字塔,形成尺度空间.

(2)特征点检测:在尺度空间每一层的任一像素点上求取 Hessian 矩阵,行列式值大于预定阈值则作为候选特征点,候选特征点先与本层的 8 个相邻点比较,若为极大值点再与上下两层图像各 9 个相邻点比较,若为局部极大值点则候选特征点为特征点.

(3)特征点定位:尺度空间的极值点要求出在原始图像中的位置.

设 $B(x)$ 为在 x 处的特征点响应值,即 Hessian 矩阵的行列式图像,首先在极值点处对 $B(x)$ 进行泰勒展开.

$$B(X) = B + \frac{\partial B^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 B}{\partial X^2} X \quad (1)$$

$$\text{式中, } \frac{\partial^2 B}{\partial X^2} = \begin{bmatrix} d_{xx} & d_{xy} & d_{xs} \\ d_{xy} & d_{yy} & d_{ys} \\ d_{xs} & d_{ys} & d_{ss} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\frac{\partial B}{\partial X} = \begin{bmatrix} d_x \\ d_y \\ d_s \end{bmatrix} \quad (3)$$

(2) 式、(3) 式为 Hessian 矩阵行列式图像的二阶偏导和一阶导数.对(1)求 X 的偏导数,令偏导数为零得到极值点 $\hat{X}$.

$$\hat{X} = -\frac{\partial B^{-1}}{\partial X^2} \frac{\partial B}{\partial X} \quad (4)$$

(4) 去除低对比度点和边缘点

将式(4) 代入(1) 式得到:

$$B(\hat{X}) = B + \frac{1}{2} \frac{\partial B^T}{\partial X} \hat{X} \quad (5)$$

$B(\hat{X})$ 小于 0.03,则作为低对比度点去除.

构造 Hessian 矩阵 H

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} \quad (7)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 \quad (8)$$

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (9)$$

式中, $r = 10$, 不满足公式(9) 的点即为边缘点应被去除.

2.2 利用 Harris 算法进一步除去质量较差的特征点

设 λ_1, λ_2 为 Hessian 矩阵的两个特征值,若其中一个特征值大而另一个小,则特征点为边缘点;若两个特征值都大且接近,则特征点为角点;若两个特征值都小且相近,则特征点位于图像平坦区域不是角点.

$$\det M = \lambda_1 \lambda_2 \quad (10)$$

$$\text{trace} M = \lambda_1 + \lambda_2 \quad (11)$$

$$R = \det M - k \cdot (\text{trace} M)^2 \quad (12)$$

因此不需直接计算出 λ_1, λ_2 的值,通过 Harris 函数响应值^[7] 即可求出角点,按特征点的函数值 R 大小排序,选出排在前面 N 个特征点作为 SURF 角

点.

2.3 生成 BRIEF 特征向量

(1) 设置特征点主方向:建立以特征点为中心的邻域 $\mathbf{S}$,从特征点到 $\mathbf{S}$ 质心的向量方向为特征点主方向.

$$\text{邻域矩为: } m_{ij} = \sum_{x,y} x^i y^j I(x,y) \quad (13)$$

领域矩的灰度质心为:

$$c = (\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}}) \quad (14)$$

特征点与质心的夹角即特征点主方向为:

$$\theta = \arctan(m_{01}, m_{10}) \quad (15)$$

(2) 建立特征描述向量: BRIEF 算法^[8]以特征点为中心,在其周围选 n 个点,将特征点与 n 个点的比较结果组合为一个 n 维二进制串向量,作为特征点的描述符,具有旋转不变性.

首先在以二个测试点为中心的 5×5 图像块上作二元测试.

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y) \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (16)$$

特征描述符是特征点与 n 个点经二元测试得到的一个 n 维向量:

$$f_n(p) = \sum_{i=1}^n 2^{i-1} \tau(p; x, y) \quad (17)$$

最后根据特征点方向设置特征向量方向,使特征向量具有旋转不变性.

n 个点 (x_i, y_i) 定义一个 $2 \times n$ 的矩阵:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} x_1, \dots, x_n \\ y_1, \dots, y_n \end{bmatrix} \quad (18)$$

旋转向量定义为:

$$\mathbf{R}_\theta = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \quad (19)$$

式中, θ 为特征点方向.

$$\text{旋转后特征点矩阵: } \mathbf{S}_\theta = \mathbf{R}_\theta \mathbf{S} \quad (20)$$

具有旋转不变性的特征描述符:

$$g_n(p, \theta) = f_n(p) | (x_i, y_i) \in \mathbf{S}_\theta \quad (21)$$

2.4 特征匹配

两个特征向量作异或运算产生汉明距离,汉明距离越小说明特征向量相似性越高.计算两幅图像各特征点间的汉明距离,比较最邻近与次邻近的汉明距离间的比值是否小于比例阈值,满足条件则特征点匹配成功.

3 改进 K-means 算法提纯匹配点

由特征点约束关系^[9]可知,若 (X_i, X'_i) 是一对

正确匹配点,则在待配准的两幅图像中可找到与 (X_i, X'_i) 距离相等的特征点数量最多.本文利用 K-means 算法^[10]对数据分类,数量最多的类里的特征点距离最相似,质量最好作为匹配点保留,其余特征点作为误匹配删除.经典 K-means 算法随机选择初始聚类点,同一类里的点有可能被当作两个类的初始聚类点,使算法陷入局部最优.本文通过计算特征点的熵,选出质量较好的初始聚类点,优化算法性能,得到更好的数据分类结果.

3.1 利用信息熵筛选初始聚类点

(1) 随机抽取特征点集中一个特征点 X_1 ,利用公式(22)

计算其信息熵.判断信息熵是否满足 $H(X_1) > \epsilon_1$,满足条件则加入候选聚类点集 $\mathbf{S}$.

$$H(X_i) = - \sum_{i=1}^n P_i \log P_i \quad (22)$$

(2) 随机抽取特征点集中一个特征点 X_i ,若其信息熵满足 $H(X_i) > \epsilon_1$,利用公式(23)计算 X_i 与候选聚类点集 $\mathbf{S}$ 中所有点的相关性,若 $\rho_{X_i X_j} < \epsilon_2$ ($X_j \in \mathbf{S}$) 则将 X_i 加入候选聚类点集 $\mathbf{S}$.

$$\rho_{X_i X_j} = \frac{\text{cov}(X_i, X_j)}{\sigma_{X_i} \sigma_{X_j}} \quad (23)$$

重复此步直至特征点集中所有点都已被选择过.

(3) 将候选聚类点集 $\mathbf{S}$ 按其信息熵从大到小排序,选出前 k 个点作为初始聚类点.

3.2 利用 K-means 算法对数据分类

(1) 在特征点集中利用信息熵筛选初始聚类点 $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k\}$,将类划分为 $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$.

(2) 计算其余所有特征点到各类的聚类点的欧式距离,将特征点分配到与聚类点欧式距离最小的一类中.

(3) 按公式(24)重新计算 k 个类的聚类点.

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (24)$$

(4) 重复步骤(2)、(3),直至各聚类点稳定.

4 图像变换模型

二幅图像间的平移、旋转和变形,可用仿射变换^[11]描述.

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

式中, (x_i, y_i) 、 (x'_i, y'_i) 为图像 I_1 、 I_2 的对应点.

$$\begin{cases} x'_i = \frac{h_0 x_i + h_3 y_i + h_6}{h_2 x_i + h_5 y_i + h_8} \\ y'_i = \frac{h_1 x_i + h_4 y_i + h_7}{h_2 x_i + h_5 y_i + h_8} \end{cases} \quad (26)$$

4 对匹配点可得 8 个方程即可求解变换矩阵 H , 把 I_1 、 I_2 对应起来。

5 改进的 RANSAC 算法

本文优先选取数量最多的类里的匹配点参与计算,如果匹配点数量不够则再选择数量次多的类直至匹配点数量达到预设阈值。为减少 RANSAC 算法^[12]运算次数,设置外点误差阈值,若当前外点误差小于阈值表示当前内点数已满足要求,应终止运算,否则重新选点,计算当前变换矩阵,统计对应的内点数,更新最大内点数和外点误差,直至满足条件退出运算。

算法步骤:

(1) 将所有的数据分类按其所含匹配点数量由大到小排序,选取前 N 个匹配点参与计算。

(2) 依次按 $(1, 2, 3, 4)$, $(2, 3, 4, 5)$ 直至 $(N-3, N-2, N-1, N)$ 顺序选取匹配点, N 为选取的匹配点总数。

(3) 设 $p = (1 - w^n)^k$ 表示 k 次迭代后外点导致的误差, n 为采样点数, $w = I/N$, I 为当前最大内点数,若 p 小于阈值,终止运算;否则利用公式 (26) 计算变换矩阵 H ,用其余匹配点检验变换矩阵,统计对应的内点数 I' , $\|Hx - x'\|^2 \leq \epsilon$ 确定该匹配点为内点。

(4) 若 $I' > I$ 则 $I = I'$, $w = I/N$. $k = k+1$ 若 $k < N-3$ 返回步骤 (2), 否则选取对应内点数最多的变换矩阵。

6 实验结果及分析

为验证算法性能,对两幅 750×400 有明显光照和旋转变化的彩色图像进行特征点匹配实验。实验环境: Intel Core i5-6500 3. 2GHZ, 8GB 内存, 1000G 硬盘, Windows7 操作系统, Visual C++、OpenCV 为编程工具。实验数据: 特征点提取的 Hessian 响应阈值为 0. 19, 根据 Harris 函数值保留特征点的 N 为特征点总数的 $2/3$, 聚类点筛选中信息熵阈值为 0. 29, 两个特征点的相关性阈值为 0. 9, 特征点数量阈值为 120, RANSAC 算法的内点距离阈值 ϵ 为 1. 25, 外点误差阈值为 0. 05。图 1 为实验图像, 图 2 为 SURF 与本文算法的匹配图像,

图像 2(a) 为使用 SURF 算法的匹配图像, 特征点数量较多且分布不匀, 在特征不明显的区域有不少误匹配。图像 2(b) 为使用本文算法的匹配图像, 特征点数量减少且基本分布在特征明显的区域, 减少了运算量, 提高了匹配正确率。

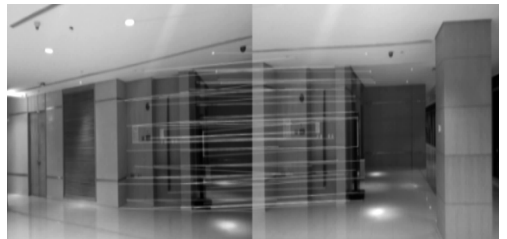


(a) 原始实验图像 1

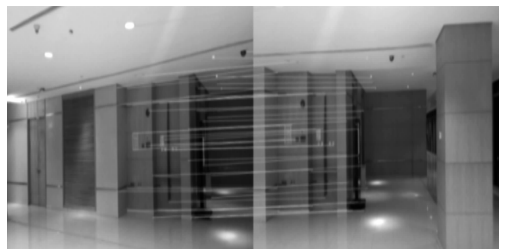


(b) 原始实验图像 2

图 1 原始实验图像



(a) SURF 特征匹配结果



(b) 本文算法特征匹配结果

图 2 匹配结果比较图像

本文分别用 SURF 算法、本文算法对 4 组不同的图像进行实验测试, 统计实验结果的匹配点数、匹配正确率和匹配所用时间, 具体数据见表 1。

表 1 实验数据					
算法	评价标准	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4
SURF	匹配点数/对	266	236	287	308
	匹配正确率/%	87.20	88.10	88.02	86.40
	匹配时间/s	6.4	7.2	8.5	
本文匹配点数/对		212	209	231	278
算法匹配正确率/%		89.20	92.00	90.40	93.60
匹配时间/s		5.6	5.2	6.5	6.9

本文分别用 SURF 算法、本文算法对 4 组图像进行测试. 由表 1 的实验数据可知,SURF 算法匹配正确率较高但由于算法复杂运算时间较长. 本文算法优化了 SURF 算法的特征点提取、描述和匹配,减少了算法复杂度,减少了特征点数量,加快了运算速度. 根据实验数据可知本文算法匹配正确率比 SURF 算法高,计算时间比 SURF 算法少. 综合以上情况,本文算法的匹配效果更好.

7 结束语

本文针对 SURF 算法复杂,运算时间长、特征匹配精度不高的问题,提出一种改进算法,首先采用 SURF 提取特征点,计算特征点的 Harris 响应值去除质量较差的特征点,再用 BRIEF 算法描述特征点,用最近邻汉明距离匹配特征点. 利用改进的 K-means 算法对数据分类,保留数量较多类里的匹配点,其余匹配点作为伪匹配点删除. 最后采用改进的 RANSAC 算法求变换矩阵. 实验验证了算法性能.

参考文献:

[1] HERBERT BAY, TINNE TUYTELAARS, LUC VAN-
GOOL. SURF: Speeded up robust features[C]. ECCV'06
Proceedings of the 9th European conference on Computer
Vision, 2006:404-417.

[2] MENG H Y, WANG H P. UAV remote sensing im-
age mosaic method based on improved SURF algo-
rithm[J]. Journal of Naval Institute of Aeronautical
Engineering,2018,33(2):181-200.

[3] QIN X J, HONG X Y. Improved SURF feature matc-
hing algorithm for remote sensing image[J]. Mini-
computer system, ,2016,37(2):327-331.

[4] WANG H L, ZHANG L. SURF feature point matc-
hing based on correlation region constraint[J]. Com-
munication Technology,2012,45(2):135-137.

[5] CHEN T H, WANG F L. Image feature point matc-
hing based on improved ORB and symmetric matching
[J]. Application of computer system, 2016, 25(5):
147-152.

[6] MA L W, ZHU G H. Research on image mosaics
based on improved SURF Algorithm[J]. Microcom-
puters and applications,2014,33(24):45-47.

[7] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and
edgedetector [C]. Proceedings of the 4th Alvey Vision
Conference, Manchester, 1988: 147-151.

[8] TU M L, GUO T L. Improved RANSAC matching
point purification algorithm based on ORB character-
istics[J]. Cable TV Technology,2018(8):18-22.

[9] ZHUANG Z G,SUN H J. Image matching algorithm
based on corner detection and its application in image
mosaic[J]. Journal of the Xiamen University,2007,46
(4):501-505.

[10] STEINLEY D. K-means clustering: A half-century
synthesis[J]. BritishJournal of Mathematical and Sta-
tistical Psychology, 2006:59:1-34.

[11] RICHARD SZELISKI. Video mosaics for virtual en-
vironments[J]. IEEE Computer Graphics and Appli-
cations, 1996, 16(2): 22-30.

[12] RICHARD HARTLEY, ANDREW ZISSERMAN.
Multiple View Geometry inComputer Vision [M].
Cambridge : Cambridge University Press , 2003:
23-150

作者简介:

尚明姝 女,(1977-),硕士,实验师. 研究方向为图像处理、
计算机视觉. E-mail:shj417@163.com

王克朝 男,(1980-),博士,副教授. 研究方向为软件工程,
软件故障定位 .