

〈图像处理与仿真〉

基于微相机阵列成像系统的图像拼接研究

王一博^{1,2}, 刘云猛²

(1. 中国科学院大学, 北京 100049;

2. 上海技术物理研究所 红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083)

摘要: 采用同心球镜及微相机阵列成像系统设计是解决传统光学中大视场与高分辨率之间相互制约关系的有效手段之一。介绍了一套同心球镜微相机阵列的成像系统, 通过拼接微相机阵列采集的图像, 实现大视场高分辨率成像。在获取整个图像的过程中, 实现多幅子交叉重叠的图像拼接是微相机成像系统关键技术之一。针对亿级像素多幅子图像拼接算法复杂、运算量大的问题, 分析了 SURF、BRISK 算法的优缺点, 设计了一种 SURF 与 BRISK 相结合的图像拼接算法, 在 SURF 基础上引入 BRISK 描述符, 利用选取的像素点对生成二进制的描述符序列。经测试, 该算法在保证成像质量的情况下, 大幅减少了计算量, 加快了计算速度, 有一定的工程应用价值。

关键词: 微相机阵列; 同心球镜; 图像拼接; 特征匹配

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2019)04-0317-06

Image Stitching Based on a Microcamera Array Imaging System

WANG Yibo^{1,2}, LIU Yunmeng²

(1. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

2. Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Shanghai Institute of Technical Physics of the Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: An imaging system based on concentric spherical mirrors and microcamera arrays can be an effective method to simultaneously provide a large field of view and a high resolution. We introduce such an imaging system by stitching images from a microcamera array. An image stitching algorithm that converts multiple overlapped images into a panoramic image is essential for the system. Considering the large amount of calculation required for gigapixel image stitching, an algorithm is designed based on SURF and the BRISK descriptor. BRISK combined with SURF is used to generate the descriptor of the bit string to hasten the calculation. The algorithm can perform on the same level as other methods while requiring less time.

Key words: microcamera array, concentric spherical mirror, image stitching, feature matching

0 引言

传统光学设计中大视场与高分辨率之间存在着相互制约的关系, 为了在保持大视场的同时提高成像分辨率, 可采用基于同心球镜的微相机阵列成像系统设计, 一方面同心球镜实现了大视场覆盖, 一方面小视场的微相机光学为提高图像分辨率做贡献。该方法在航空航天领域有着广阔的应用前景, 近几年国外在这方面的研究取得重要进展, 美国 DUKE 大学于 2013

年研制的 AWARE 系列最新一代相机 AWARE-10 通过 382 个微相机拼接, 全视场角为 $100^\circ \times 50^\circ$, 分辨率约为 $25 \mu\text{rad}$, 输出像素超过 40 亿级^[1]。位于夏威夷的泛星计划 (Pan-STARRS) 单个望远镜采用共 60 个独立的 CCD 探测器, 每个探测器的分辨率达到 4800×4800 像素, 所得单幅图像可达十亿级像素。由美国国防部先进计划研究局 (DAPRA) 研制的 ARUGS-IS 监视系统由 368 个独立探测器组成, 像素高达 18 亿, 可在 5000 m 的高空拍摄到地面长度最小

收稿日期: 2017-02-17; 修订日期: 2017-03-21.

作者简介: 王一博 (1991-), 男, 陕西宝鸡人, 硕士研究生, 主要从事探测器驱动、信号处理方面的研究工作。E-mail: wangyb111@outlook.com。

基金项目: 国家 863 计划 (2015AA7031089)。

仅为 15 cm 的物体。

微相机光学阵列形成交叉重叠的区域,相邻视场有重叠区域,对整个成像总视场来说存在大量多图像交叉重叠现象,从而使图像拼接、配准算法变得更加复杂。因此,实现多幅子交叉重叠图像的拼接是微相机成像系统关键技术之一。针对图像拼接问题国内外近年来展开了广泛的研究,获得了许多成果。目前主流的算法采用是基于特征点的图像拼接技术,其主要分为3个部分:特征点提取、特征点匹配和计算变换矩阵。特征点的选取对整个算法的性能表现有着决定性的影响,不同的特征点有着各自侧重的方面。Lowe在2004年提出了尺度不变特征转换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT),该算法利用高斯核构建图像金字塔,实现尺度不变性,解决了图像尺度发生较大变化时匹配失准的问题,同时在亮度变化、旋转的等情况发生时也有着良好的表现^[2]。但是, SIFT 算法有计算量大,运算速度慢的缺点,难以应用于高像素、宽幅图像和实时应用。针对这一问题,出现了多种改进算法,其中表现最好的是加速鲁棒特征(Speeded Up Robust Features, SURF)算法,在其基础上进行优化,加快了匹配速度^[3]。为了进一步加快匹配速度,提出了采用二进制比特串的描述符 BRIEF(Binary robust invariant scalable keypoints),其代表为2011年ICCV(International conference on computer vision)上提出了ORB(Oriented brief)算法,通过对图像邻域采样,生成一个二进制比特串的描述符,加快计算时间^[4-5]。在实时性要求较高,设备性能较差和图像之间差异较小的情况下有着良好的应用。近年来还有对一些类似的采用二值特征描述符的算法的研究,例如BRISK(Binary robust invariant scalable keypoints)、FREAK(Fast Retina keypoint)等^[6-7]。这些算法采用了FAST(Features From Accelerated Segment Test)特征点,大大加快了计算速度,但是当图像中存在较多噪声时,算法的鲁棒性会下降,同时FAST还存在着依赖阈值选取,不具备尺度和方向不变性等缺点。因此,在实际使用过程中,对待处理图像的环境有着较高的要求^[8]。

本文根据同心球镜的微相机阵列成像系统设计,在借鉴SURF算法的基础上,实现了一种SURF与BRISK相结合的自适应图像拼接算法,将多幅有重叠部分的子图像拼成高分辨率图像,并进行了成像试验的图像拼接算法验证工作。

1 微相机阵列成像系统设计

微相机阵列成像系统的组成主要两部分:

1) 光学系统:同心主镜+微相机(透镜)阵列,如图1所示,其中同心主镜用于收集覆盖全视场的光信息,在球镜的中心形成一个像面,位于后方的探测器阵列共用同心透镜,将来自不同方位的小视场范围内的图像信息收集,通过拼接形成大视场图像信息。

2) 信息处理系统:包括微相机驱动电路和信息处理电路,结构框图如图2所示,通过驱动电路控制每个微相机,将其获取的图像传输至后端进行后续拼接运算,由FPGA生成整个系统的控制信号。在所有微型阵列探测器生成图像之后,通过图像特征匹配拼接算法需要将所生成的图像阵列拼接成一幅亿像素级的图像。

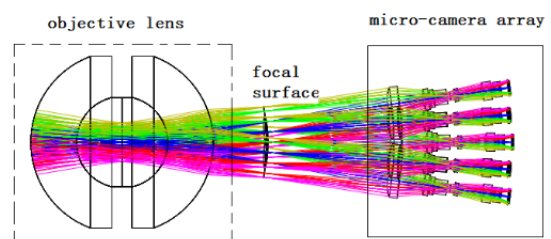


图1 微相机成像系统的光学结构示意图

Fig.1 The optical structure of microcamera imaging system

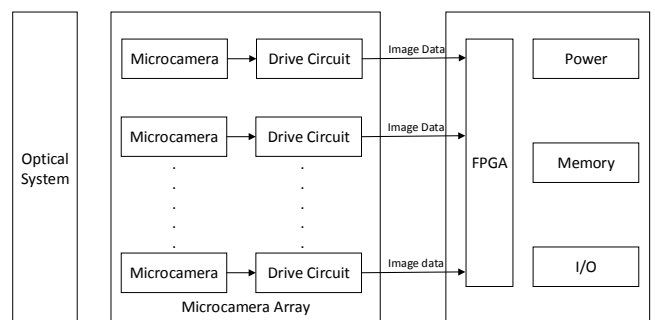


图2 微相机阵列信息处理系统结构框图

Fig.2 The information processing system of microcamera arrays

2 成像系统的图像拼接算法设计

图像拼接技术就是将数张有重叠部分的图像拼成一幅大型的无缝高分辨率图像的技术,有许多种图像拼接算法可以将各个子图像拼接后得到大视场图像。本文利用SURF算法结合BRISK描述符实现。SURF算法是对SIFT算法的改进,利用局部特征实现图像匹配, SURF算法具有尺度不变性,在图像的亮度、旋转角度改变时,该算法也能保持良好的性能。二进制鲁棒尺度不变特征(Binary robust invariant scalable keypoints, BRISK)算法采用二进制字符串作为描述符,大幅减少了计算时间,由于引入了尺度,在类似算法中有着较为良好的表现。但BRISK算法

存在着性能依赖参数选取, 在一些情况下容易出现匹配点数目不足等问题。因此, 本文结合这两者的优点, 设计了一种 SURF 和 BRISK 相结合的自适应图像拼接算法, 可以在保证性能的同时, 在一定程度上提高匹配效率。

图像拼接主要步骤如图3所示, 包括特征点提取, 描述符生成, 特征点匹配和结果筛查。

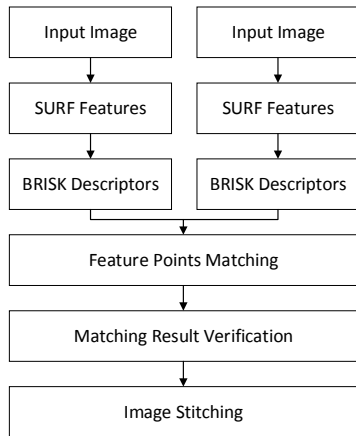


图3 图像拼接流程图

Fig.3 The process of image stitching

2.1 提取特征点

为了实现特征点的尺度不变性, 首先需要构建图像金字塔, 图像金字塔最初用于机器视觉和图像压缩, 一幅图像的金字塔是一系列以金字塔形状排列的分辨率逐步降低, 且来源于同一张原始图的图像集合^[9-10]。

对于图像 $I(x,y)$, 其在尺度 σ 上的 Hessian 矩阵定义为:

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

$L_{xx}(X, \sigma)$ 是图像在尺度 σ 下的表示, 通过高斯二阶导数与图像卷积生成:

$$L_{xx}(X, \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma) * I(x) \quad (2)$$

根据尺度空间理论, 高斯核函数是实现尺度不变性的唯一线性核。SURF 算法利用盒子滤波近似高斯滤波, 从而加快了图像金字塔的生成速度。通过调整盒子滤波模板的大小, 可以实现不同尺度下对应的图像, 从而生成图像金字塔。用 D_{xx} 、 D_{yy} 、 D_{xy} 表示模板同图像卷积后的值, 利用 Hessian 矩阵的行列式近似作为 SURF 特征点的响应点, 其定义为:

$$\det(H) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (3)$$

尺度空间的极值点需要在图像域与尺度域均满足最大或最小的要求。因此, 检测像素与其同一层 8-

邻域内以及上下相邻两层对应 9 个像素共 26 个领域, 若其为最大或最小值时, 便视其为待定特征点。通过该方法生成的特征点具有尺度不变性^[11]。

2.2 生成描述符

在完成特征点提取后, 需要按照特定的规则生成描述符。对特征点的描述的差异在很大程度上影响着图像匹配的精确程度和效率。基于 SIFT 的匹配采用 128 维向量描述特征点, 作为改进的 SURF 算法将描述符降至 64 维, 效率提升幅度有限。因此, 本实验采用 BRISK 描述符。

BRISK 描述符采用二进制字符串来描述特征点。首先, 以特征点为中心, 建立多个同心圆, 并将每个圆分成 N 个间距相同的采样点, 如图4所示^[6]。为了避免混叠效果, 需对采样点进行高斯平滑, 高斯函数的标准差 σ 正比与两个特征点之间的距离。选取采样点对 (P_i, P_j) , 记其平滑后的灰度值为 $I(P_i, \sigma_i)$ 和 $I(P_j, \sigma_j)$, 两点间局部梯度值为:

$$g(P_i, P_j) = (P_j - P_i) \cdot \frac{I(P_j, \sigma_j) - I(P_i, \sigma_i)}{\|P_j - P_i\|} \quad (4)$$

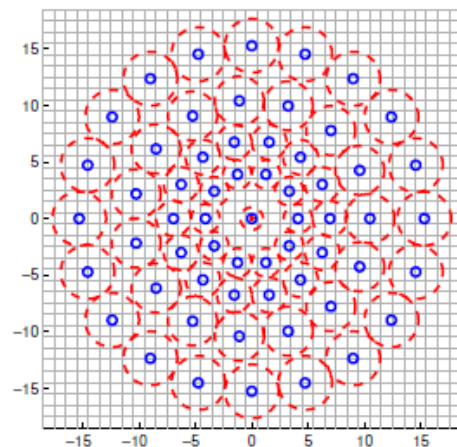


图4 BRISK 描述符采样方式

Fig.4 Sampling method of BRISK

令所有采样点对集合为 A , 定义短距离采样点对子集 S 和长距离采样点对子集 L :

$$S = \{(P_i, P_j) \in A \mid \|P_i - P_j\| < \delta_{\max}\} \quad (5)$$

$$L = \{(P_i, P_j) \in A \mid \|P_j - P_i\| < \delta_{\min}\} \quad (6)$$

δ 为设定的阈值, 其中 δ_{\max} 一般为 $9.75t$, δ_{\min} 一般为 $13.67t$, t 为特征点对应的尺度。特征点的主方向为:

$$g = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \frac{1}{L} \cdot \sum_{(P_i, P_j) \in L} g(P_i, P_j) \quad (7)$$

为了实现描述符尺度和旋转不变性,将特征点旋转 $\alpha=\tan^{-1}(g_y/g_x)$,描述符由短距离采样点对 S 中两两比较而产生:

$$b=\begin{cases}1, I(P_j^{\alpha},\sigma_j)>I(P_i^{\alpha},\sigma_i)\\0, \text{其余}\end{cases}\tag{8}$$

2.3 特征点匹配

匹配采用最近邻算法,通过比较两个二进制比特串中比特位不同的数量,计算它们之间的汉明距离,在两幅图的待匹配点中采用最近邻算法进行匹配,得到特征点的初步匹配对:

$$d=\sum x_i\oplus y_i\tag{9}$$

2.4 匹配筛查

利用汉明距离得到的匹配结果会存在一定的误匹配现象,对后续的计算会产生一定的干扰。为了得到更精确的拼接结果,需要对所有的配对点进行筛查。利用随机抽样一致性(Random sample consensus, RANSAC)算法可以有效解决这一问题。其核心思想是,待分类样本集大部分的点应属于正确的数据,利用这些数据可以构造出符合实际情况的模型,因此样本集中包含有足够多的点满足这一模型。对于两幅待拼接的图像而言,利用特征点求出它们之间的变换矩阵,便可实现整个拼接过程。主要流程如下:

- ①从样本集中随机抽取一个待测样本,其中包含4个配对点。
- ②计算变换矩阵 M 。
- ③利用误差函数与样本集和变换矩阵计算满足变换矩阵的一致集,若一致集中元素个数大于之前结果,更新变换矩阵与一致集。
- ④更新错误概率 p :

$$p=(1-f^m)^k\tag{10}$$

式中: f 为一致集中元素个数占总样本元素个数; m 为计算使用配对点的个数; k 为迭代次数。若 p 大于设定的阈值,重复步骤①~③直到 p 满足条件位置。此时变换矩阵 M 即为最终求得的变换矩阵^[12]。

3 实验验证与分析

3.1 算法性能分析

针对特征匹配常见的问题,采用 Graffiti 数据集对 SURF、BRISK 和本文算法进行测试,分析模糊、亮度变化与旋转对3种算法匹配结果的影响。测试图像与原始图像成功匹配对数如表1~表3所示,其中测试图像的序号越高代表相应畸变程度越严重。

表 1 三种算法在模糊噪声下的匹配点对数

Table 1 Blur comparison among three algorithms

Test image	SURF	BRISK	Algorithm of this paper
bike2	1276	117	1105
bike3	1002	60	923
bike4	631	16	642
bike5	466	19	476
bike6	302	14	332

表 2 三种算法在亮度变化下的匹配点对数

Table 2 Illumination changes comparison among three algorithms

Test image	SURF	BRISK	Algorithm of this paper
leuven2	1244	288	1133
leuven3	923	194	868
leuven4	685	170	670
leuven5	457	107	370
leuven6	334	87	296

表 3 三种算法在旋转变化下的匹配点对数

Table 3 Rotation comparison among three algorithms

Test image	SURF	BRISK	Algorithm of this paper
graf2	1369	136	1190
graf3	367	38	255
graf4	94	20	76
graf5	74	17	61
graf6	63	20	61

3种算法对测试图像匹配的平均时间如表4所示。

表 4 三种算法匹配所消耗的平均时间

Table 4 Time consumption comparison among three algorithms

/ms			
Test image	SURF	BRISK	Algorithm of this paper
bike	5998	667	3646
leuven	6812	627	3228
graf	9990	728	4706

从表1~表3看出,本文算法在各种环境下的匹配成功对数与 SURF 算法相近,远高于 BRISK 算法,且在畸变较小时,不会出现 BRISK 算法匹配对数量过少从而影响算法可行性的问题。从表4看出本文算法计算速度相对于 SURF 算法有将近1倍的提升,在

空间复杂度方面,本文算法采用的 BRISK 描述符占用 32 个字节,原始的 SURF 描述符占用 256 个字节,在匹配点对数相近的情况下,节省存储空间约为 87.5%。综合评估,用本文算法可以在保证匹配成功率的情况下大幅提升计算速度并减少计算所需要的空间。

3.2 图像拼接实验

成像探测器采用 CMOSIS 公司研制的 CMV4000 探测器,其分辨率为 2048×2048,像元尺寸为 5.5 μm×5.5 μm。实验用的微阵列相机视场 10°,采集图像如图 5 所示。

经过特征点提取,描述符生成,特征点匹配和结果筛查后,所得结果如图 6 所示。



图 5 采集到的原始图像
Fig.5 The original image

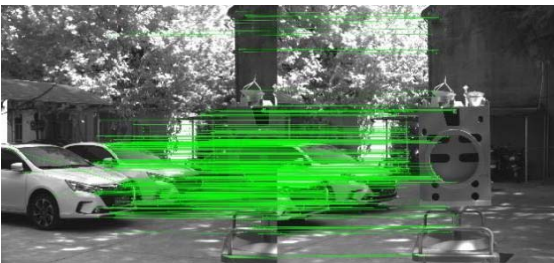


图 6 特征点匹配结果
Fig.6 The result of feature matching

表 5 展示了 BRISK 描述符对 SURF 算法的改进效果, SURF 算法有很好的匹配准确性,但速度有待提高。本文利用 BRISK 描述符对其进行改进,在保证匹配成功率的情况下提升了计算速度,降低了特征点的存储空间开销。

表 5 特征点匹配结果对比

Table 5 Comparison of feature point matching results			
	Numbers of match points	Memory cost/Bytes	Time /ms
SURF	230	58880	33765
Algorithm of this paper	449	14368	8903

最终拼接结果如图 7 所示。



图 7 拼接结果
Fig.7 The image stitching result

采用 3 个光学后端传感器同时采集图像,拼接结果如图 8 所示。



图 8 三幅图像拼接结果
Fig.8 The image stitching result of three pictures

4 结论

基于同心球镜设计的微相机阵列成像系统可以解决大视场与提高分辨率的技术问题。亿级像素的多幅子图像拼接算法复杂,运算量大,文中利用 SURF 与 BRISK 相结合的自适应图像拼接算法,将多幅有重叠部分的子图像拼成高分辨率图像。图像拼接成像验证结果表明,该算法在保证成像质量的基础上,减少了匹配过程中花费的时间和空间,对进行实时的大量图像拼接工程应用具有指导意义。

参考文献:

[1] Hui S Son, Daniel L Marks, Seo H Youn. Alignment and assembly strategies for AWARE-10 gigapixel-scale cameras[C]//Proc. of SPIE, 2013, 8836: 88360B.

[2] David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):

- 91-110.
- [3] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool. SURF: speeded up robust features[J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2006, **110**(3): 404-417.
- [4] Rublee E, Rabaud V, Konolige K. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]// *International Conference on Computer Vision*, 2011, **58**(11): 2564-2571.
- [5] Calonder M, Lepetit V, Strecha C. BRIEF: binary robust independent elementary features[C]// *European Conference on Computer Vision*, 2010, **6314**: 778-792.
- [6] Stefan Leutenegger, Margarita Chli, Roland Y Siegwart. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints[C]// *International Conference on Computer Vision*, 2011, **58**(11): 2548-2555.
- [7] 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(4): 23-26.
- SUO Chunbao, YANG Dongqing, LIU Yunpeng. Comparing SIFT, SURF, BRISK, ORB and FREAK in some different perspectives[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2014(4): 23-26.
- [8] Rosten E, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(2): 105-119.
- [9] 龙建武, 申铨京, 臧慧, 等. 高斯尺度空间下估计背景的自适应阈值分割算法[J]. *自动化学报*, 2014, **40**(8): 1773-1782.
- LONG Jianwu, SHEN Xuanjing, ZANG Hui, et al. An adaptive thresholding algorithm by background estimation in Gaussian scale space[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(8): 1773-1782.
- [10] 孙剑, 徐宗本. 计算机视觉中的尺度空间方法[J]. *工程数学学报*, 2005, **22**(6): 951-959.
- SUN Jian, XU Zongben. A review on scale space method in computer vision[J]. *Chinese Journal of Engineering Mathematics*, 2005, **22**(6): 951-959.
- [11] 杨小辉, 王敏. 基于 ASIFT 的无缝图像拼接方法[J]. *计算机工程*, 2013, **39**(2): 241-249.
- YANG Xiaohui, WANG Min. Seamless image stitching method based on ASIFT[J]. *Computer Engineering*, 2013, **39**(2): 241-249.
- [12] 赵焯, 蒋建国, 洪日昌. 基于 RANSAC 的 SIFT 匹配优化[J]. *光电工程*, 2014, **41**(8): 58-65.
- ZHAO Ye, JIANG Jianguo, HONG Richang. An optimized SIFT matching based on RANSAC[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, **41**(8): 58-65.