

多探测器拼接成像系统实时图像配准

王新华^{1,2}, 黄 玮², 欧阳继红^{1*}

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要:依据已设计完成的基于同心球透镜的四镜头多探测器阵列拼接成像系统,对该系统图像拼接配准过程所采用的特征检测提取、特征向量匹配与筛选、空间变换模型参数估计等算法进行了研究。首先,采用 Fast-Hessian 检测子提取参考图像和待配准图像的特征点,并生成加速鲁棒特征(SURF)描述向量。接着,采用快速近似最近邻(FANN)逼近搜索算法获得初始的匹配点对,并对匹配点对特征向量的欧式距离进行排序。然后,参照成像系统光学设计参数设定合理的阈值,筛选并保留下较好的匹配点对。最后,提出了一种改进的渐进式抽样一致性(IPROSAC)算法对空间变换矩阵模型进行参数估计,从而得到参考图像与待配准图像的空间几何变换关系。实验结果表明,该算法对图像尺寸、旋转和光照变化都具有一定的不变性,特征匹配时间为 0.542 s,配准变换时间 0.031 s,配准误差精度小于 0.1 pixel,可以满足成像系统关于图像配准实时性和准确性的要求,具有一定的工程应用价值。

关键词:探测器阵列;图像拼接;图像配准

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/CO.20150802.0211

Real-time image registration of the multi-detectors mosaic imaging system

WANG Xin-hua^{1,2}, HUANG Wei², OUYANG Ji-hong^{1*}

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,

Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

* Corresponding author, E-mail: ouyj@jlu.edu.cn

Abstract: According to the detector arrays mosaic imaging system designed with four lenses based on concentric spherical lens, its applied algorithms about the image registration is investigated, such as feature detection and extraction, feature vector matching and screening, spatial transformation model and parameter estimation, etc. First, the fast-hessian detection algorithm is used to find features, and generate feature vector of SURF descriptors. Second, the fast approximate nearest neighbor search algorithm is used to obtain the initial matching points and to sort the Euclidean distance between feature vectors in the matching points. Then after screening the feature points, the good ones are preserved based on a reasonable threshold interval from the op-

收稿日期:2014-11-21;修订日期:2015-02-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61170092);国家自然科学基金重点资助项目(No. 61133011)

tical design parameters. Finally, the transform parameters are estimated by using the improved progressive sample consensus method and the spatial geometry transformation relationship is obtained about the reference image and registration image. Experimental results indicate that the algorithm has some invariance about the size, rotation and illumination changes; the feature matching time is 0.542 s, and the registration transform time is 0.031 s; the registration error precision is less than 0.1 pixel, which can meet the requirements of the imaging system about the image registration including good real-time and accuracy performance.

Key words: detector array; image mosaic; image registration

1 引言

由于受商用探测器像素量级的限制,为了能够同时满足宽视角场景和长焦距远距离的高像素成像要求,尽可能多地收集图像信息和记录图像细节,只能通过多探测器阵列拼接的方式实现高像素^[1]。但多探测器阵列拼接导致了同一场景拍摄的图像序列所包含的信息重叠错位而无法相互对应的问题,而图像拼接配准算法可以解决上述问题,并最终形成一幅包含各序列图像信息的宽视角场景、长焦距远距离的高像素图像。因此,设计快速高效、稳定可靠、抗干扰能力强的图像拼接配准算法对提高成像系统的图像实时处理性能具有重要意义^[2]。

目前,图像拼接配准方法根据从图像中提取的可用配准对象的不同大致分为两类^[3]:基于图像灰度信息的配准方法和基于图像特征信息的配准方法。在基于图像灰度信息的配准方法中,配准对象为图像像素的灰度值;而在基于图像特征信息的配准方法中,配准对象可以是点、边缘、曲线、曲面、不变矩等。基于灰度信息的图像配准方法具有实现复杂度低、计算速度快等优点,但容易受图像噪声、光照强度和重叠区域大小的影响,在工程应用中限定了该方法的使用范围。基于特征信息的配准方法,能对旋转、尺度缩放、光照变化、仿射变换、视角变化等因素保持一定的不变性,而且对物体运动、遮挡、噪声等因素也保持了较好的可匹配性,逐渐成为图像拼接配准算法研究的主流方向^[4-5]。

David G. Lowe 在 2004 年总结了现有的基于不变量技术的特征检测方法,并正式提出了一种基于尺度空间的、对图像缩放、旋转甚至仿射变换

都保持不变性的图像局部特征描述-尺度不变特征(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)变换^[6],该方法得到了国内外学者的广泛关注。但 SIFT 算法特征描述向量维度为 128 位,计算数据量大、空间复杂度高、特征匹配耗时长。针对上述问题,Yan Ke 等人^[7]提出 PCA-SIFT 方法对特征描述向量进行了降维,但如果在没有先验知识的情况下,数据的计算量反而会增加。随后,Bay 等人提出了加速鲁棒特征(Speeded Up Robust Features, SURF)变换算法^[8],特征描述向量的维度降低到 64 位,并且获得了更快的匹配速度。此外, SURF 算法在视角变化和光照强度变化不变性方面所表现出的性能也与 SIFT 算法接近,特别对严重模糊的图像和旋转变换处理得非常好。SURF 算法在特征提取方面采用了 Fast-Hessian 方法,从而大大提高了特征点的检测速度,但是在特征向量匹配时采用了基于全局信息的最近邻匹配算法,由于要 SURF 特征向量的维度仍属高维,导致其特征匹配过程的计算量较大,而且容易出现匹配正确率下降的现象。国内学者朱明等人提出了基于字典描述向量的图像配准方法^[9],该算法采用 K-奇异值分析(K-SVD)方法生成字典,通过比较特征点临近区域图像与字典中基底图像的相似性得到特征描述向量,从而降低了描述向量的计算复杂度。

综合前人的研究成果,本文首先采用 SURF 方法检测提取参考图像与待配准图像的特征点。接着,采用基于 K-D 树索引结构的快速最近邻逼近搜索(FANN)算法完成高维空间特征向量特征匹配获得初始匹配点对,并对匹配点对欧式几何距离进行排序。然后,依据成像系统光学设计参数,通过设定合理的阈值区间,筛选并保留下较好的匹配点对。最后,采用改进的渐进式抽样一致

性 (IPROSAC) 算法剔除误匹配点对并完成空间变换矩阵参数估计, 从而得到参考图像与待配准图像的空间几何变换关系。实验结果表明, 该算法可以满足工程应用关于图像配准实时性与准确性的要求。

2 多探测器阵列拼接成像原理

多探测阵列拼接成像系统由 4 个完全相同的子成像系统以光轴平行的方式构成, 系统可以对无穷远目标成像。4 个拼接子系统目标成像区域完全一致, 每个子系统的像面都由一组近似棋盘状分布的探测器阵列拼接而成, 拼接成像原理如图 1 所示。

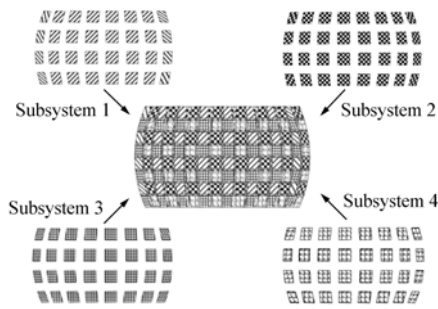


图 1 多探测器拼接成像原理图

Fig. 1 Principle diagram of multi-detectors mosaic imaging

3 成像系统的图像配准算法设计

基于图像特征信息的配准算法包括特征检测与描述、特征点匹配、空间变换模型参数估计 3 个步骤, 具体图像配准算法流程见图 2。

3.1 特征检测与描述

本文采用 SURF 方法作为图像的配准的特征提取算法, 该过程由 SURF 特征点的检测提取和生成特征描述向量两个部分组成。

3.1.1 特征检测提取

SURF 特征检测是基于尺度空间理论, 首先构建高斯金字塔尺度空间。SURF 方法构造的金字塔图像与 SIFT 方法有很大的不同, SIFT 方法采用的是 DOG 图像, 而 SURF 方法采用的是 Hessian 矩阵行列式近似值图像。正因为存在这些不

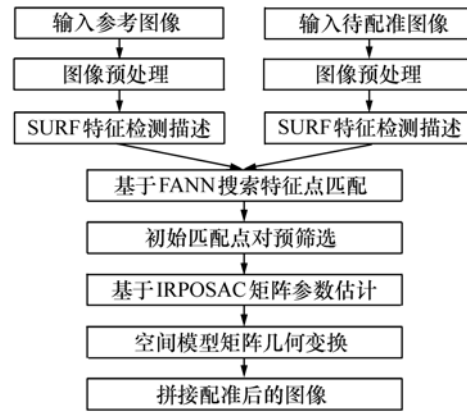


图 2 图像拼接配准算法流程

Fig. 2 Procedure of the image registration algorithm

同才加快了特征点的检测速度。图像中某个像素点 (x, y) 的 Hessian 矩阵表达形式如式 (1) 所示, 它是由函数 $f(x, y)$ 的二阶偏导数组成。

$$H(f, (x, y)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

为了保证特征点具有尺度不变性, 在构造 Hessian 矩阵前需要进行高斯滤波, 如式 (2) 所示。

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{xy}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中, $L_{xx}(X, \sigma)$ 、 $L_{xy}(X, \sigma)$ 、 $L_{yy}(X, \sigma)$ 是像素点 $X = (x, y)$ 在尺度 σ 上的高斯滤波二阶偏导数和图像的二维卷积。

为了加快高斯卷积的计算速度, SURF 方法采用了方框滤波器近似代替二阶高斯滤波, 构成一个 Fast-Hessian 矩阵, 9×9 的方框滤波模板值如图 3 所示。通过扩大方框滤波器的尺寸可以得

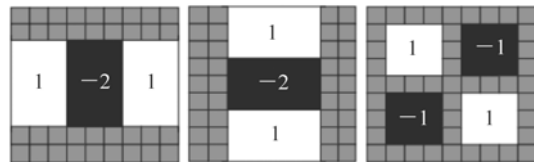


图 3 9×9 方框滤波器模板

Fig. 3 Box filter with 9×9

到不同尺度的图像金字塔, 并采用积分图像对图像卷积进行加速, 进一步得到 Fast-Hessian 矩阵

表达式:

$$\det(H_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2, \quad (3)$$

式中, D_{xx} 、 D_{yy} 、 D_{xy} 为方框滤波器模板与图像进行卷积运算后的值, 0.9 是 Bay 等人给出的一个经验值。通过矩阵行列式和特征值来筛选极值点, 若 Fast-Hessian 矩阵的行列式为正, 且两个特征值为一正一负, 则保留该极值点。

上述过程只得到了一张 Fast-Hessian 矩阵行列式图, 但是在金字塔图像中分为很多层, 利用上述过程可以构建整个金字塔尺寸空间。

在特征点筛选方面, 首先, 采用非极大值抑制 (non-maximum suppression, NMS) 方法初步确定特征点, 根据 Fast-Hessian 矩阵行列式求得尺度图像 σ 处的极值点, 与其三维邻域 26 个点进行比较, 如果它是这 26 个点中的最大值或最小值, 则保留下来。其次, 为了能够对候选特征点进行亚像素精确定位, 采用三维线性插值法, 同时筛掉那些小于一定阈值的点, 得到精确定位的特征点。

3.1.2 生成特征描述向量

为了保证旋转不变性, 首先要确定特征点的主要方向。SIFT 方法选取特征点主方向是采用在特征点邻域内统计其梯度直方图, 而 SURF 方法是计算特征点邻域内的 Harr 小波响应值。SURF 方法生成特征向量描述分为 3 个步骤:

Step1: 确定特征的主方向。(1) 构建一个以特征点为圆心、 $6s$ (s 为特征点的尺度) 为半径的邻域, 计算邻域内的点在水平和垂直方向 Harr 小波 (Harr 小波边长取 $4s$) 响应值, 并给这些响应值赋予不同的高斯权重系数。(2) 标定 60° 扇形区域以一定的区域间隔进行旋转, 将扇形区域水平和垂直方向 Harr 小波响应值相加求和, 遍历整个圆形区域。(3) 将相加求和所得到的最大值扇形

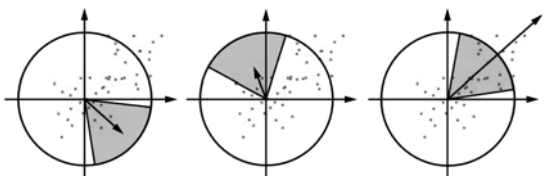


图4 特征点主方向选取过程示意图

Fig.4 Main direction selection process of the feature points

区域的方向作为该特征点的主方向。

Step2: 生成特征描述相量。在特征点的主方向确定以后, 接着构建一个以特征点为中心、边长 $20s$ 正方形邻域, 把该区域划分为 4×4 个子区域, 计算每个子区域 5×5 个采样点相对于主方向的水平和垂直方向的 Harr 小波响应值, 分别计为 d_x 和 d_y , 并给这些响应值赋予不同的高斯权重系数, 得到一个四维矢量 V :

$$V = (\sum d_x, \sum |d_x|, \sum d_y, \sum |d_y|). \quad (4)$$

由式(4)可知, SURF 特征描述向量的维数是 $16 \times 4 = 64$ 维, 特征描述向量的构成如图 5 所示。

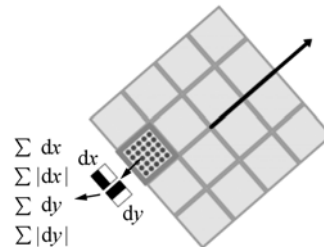


图5 特征描述向量构成示意图

Fig.5 Composition of the feature description vector

Step3: 归一化处理。为了保持对光照强度的不变性, 需要对特征描述向量进行归一化处理。

3.2 特征匹配与预筛选

通过 SURF 方法获得参考图像与待匹配图像的特征点后, 下一步将进行图像特征匹配。由于 SURF 方法所生成的特征描述向量属于高维向量, 特征匹配过程相当于高维空间中的最近邻搜索问题^[10], 通常采用 k -dimensional 树 (一种高维索引树形数据结构) 在大规模的高维数据空间中进行最近邻搜索 (Nearest Neighbor) 和近似最近邻搜索 (Approximate Nearest Neighbor), 这一过程的计算量相当巨大, 从而导致匹配效率低下甚至出现误匹配现象。

Marius Muja 等人^[11] 首先对一些用于高维空间的邻域搜索算法进行了比较, 通过对比发现采用随机 k -dimensional 树和优先搜索 k -means 树算法可以表现出较好的性能。然后提出了一种快速最近邻逼近 (Fast Approximate Nearest Neighbors, FANN) 搜索策略。该算法指出最佳近邻搜索与

数据集特性有关,提出了采用分层聚类树算法用于搜索特定数据集,并给出了自动化配置程序,实验结果显示其搜索速率得到了显著提高。因此,本文采用该方法完成特征匹配过程。

通过 FANN 算法生成初始匹配点对后,对匹配点对特征向量的欧式距离进行排序。参照成像系统光学设计参数,通过设定合理的阈值,筛选并保留下较好的匹配点对。计算公式为:

$$T = \mu \times \text{dist}_{\min}, \quad (5)$$

式中, μ 的取值范围为 2 ~ 4, dist_{\min} 为匹配点对特征向量欧式距离的最小值。

3.3 配准变换参数估计

(1) 确定配准变换模型。通过分析成像系统探测器拼接阵列位置排布方案,本文采用了二维投影变换矩阵作为配准变换模型,矩阵模型如下:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & 1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

设 $I_1 = (x_1, y_1)$, $I_2 = (x_2, y_2)$ 是匹配成功的特征点对,则有:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

(2) 变换矩阵参数估计。通常采用随机渐进式抽样一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC) 方法。该方法不仅可以剔除误匹配点还可以完成空间模型参数估计。算法的步骤如下^[12]:

Step1: 把匹配点对作为候选集,从候选集中随机选择 4 组匹配点对组成初始样本集,估算变换矩阵 \mathbf{M} 的 8 个参数。

Step2: 计算候选集中剩余匹配点对特征点经变换矩阵 \mathbf{M} 变换后的数值与其匹配点之间的欧式距离,若距离小于某个阈值,则将该匹配点对作为内点,否则作为外点。

Step3: 找出内点数目最多的参数估计,将该参数估计所计算出的外点剔除,再用所有内点计算最后的参数估计。

尽管 RANSAC 算法在一定程度上消除了比较严重的误匹配,但仍存在一定的缺陷:首先,每次采样一个随机样本集,都要寻找其对应的支撑

点集,在高维空间中寻找合适的支撑点集将消耗较多的时间;其次,随机采样生成的样本集点间距很近,影响矩阵模型参数计算的精准度,导致矩阵模型 \mathbf{M} 鲁棒性不好。

鉴于此,本文采用了一种改进的渐进式采样一致性 (Improved Progressive Sample Consensus, IPROSAC) 算法。传统的 PROSAC 算法源于一个假设:相似性的度量比随机采样更快地估计变换矩阵参数,相似性程度高的样本是内点的概率更高。PROSAC 算法把匹配点对按照相似性程度进行了排序,并按照排序结果进行采样,从而能够比 RANSAC 更快地剔除误匹配点对。但是如果严格按照排序采样,由于匹配点对距离较近,将导致参数估计陷入局部极值而过早地结束算法而没有找到最优的参数。为此,本文采用穿插方法对当前内点集合进行采样,具体参数估计步骤如下:

Step1: 调用通过 FANN 算法和预筛选所得到的初始匹配点对集合 S , 并对匹配点对特征向量的欧式距离 dist 进行排序。

Step2: 确定样本采用次数 N , 重复采样 N 次。假设内点集合的大小为 n 。其中,采样次数 N 必须保证采样样本中的 4 个匹配点对都在内点集合中的概率足够高,一般取值 95%。

Step3: 从集合 S 中随机按顺序抽取 3 个数据和第 n 个数据组成初始采样样本,计算矩阵 \mathbf{M} 。

Step4: 计算每个匹配点经矩阵 \mathbf{M} 变换后到对应匹配点的欧式距离 d , 通过与门限阈值 T 比较,若 $d < T$, 则将该点作为内点。

Step5: 选取包含内点数目最多的一个内点集合(数目相同时,选择标准差较小的点集)再次计算变换矩阵 \mathbf{M} 的参数。

4 实验测试与结果分析

4.1 实验测试环境

实验过程中,所采用的计算机硬件及软件环境如下:处理器 (CPU) 为 Intel (R) Core (TM) 2 Duo E7400 @ 2.80GHz 2.79GHz, 内存 (RAM) 为 3.00G, 系统类型为 32 位 Windows7 操作系统,开发环境为 Microsoft VisualStudio2010, 程序设计语言为 C++。

4.2 实验测试方案

实验测试方案包括图像预处理、特征检测提取、特征匹配与预筛选、配准变换参数估计 4 个阶段。为了验证算法的性能,各阶段均进行算法对比实验分析。

(1) 图像预处理

由于单探测器成像系统的畸变对于后续多探测器拼接成像的图像配准结果有一定的影响,在作图像配准前需要先对单个探测器成像作图像畸变矫正。通过测试实验得知成像系统的象散、畸变曲线见图 6,单探测器成像系统的最大视场畸变为 -1% ,在可接受范围内。

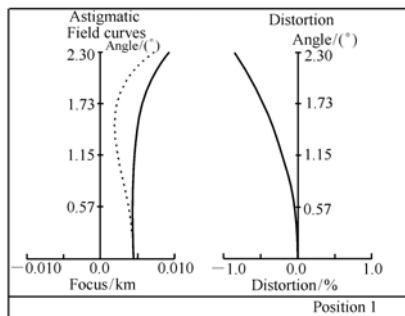


图 6 成像系统的象散、畸变图

Fig. 6 Field curve and distortion of the imaging system

(2) 特征检测与提取

首先,采用 SURF 方法对预处理后的图 7 中的两幅图像样本进行特征检测提取。测试样本为

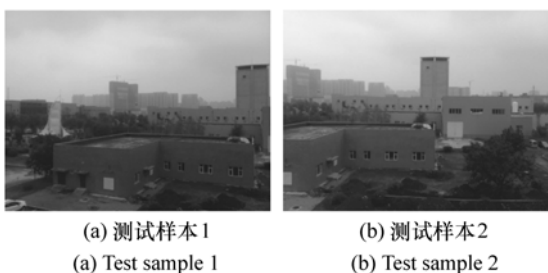


图 7 特征检测测试样本

Fig. 7 Test samples of feature detection

实拍图像,尺寸大小均为 851×639 。然后,在相同实验环境下采用 SIFT 方法重复特征检测测试过程,反复测试特征检测计算时间 20 次取平均值,数据比对结果如表 1 所示。



(a) 特征提取结果 1 (a) Feature extraction result 1
(b) 特征提取结果 2 (b) Feature extraction result 2

图 8 特征检测提取结果

Fig. 8 Result of the feature detection and extraction

表 1 特征检测描述数据对比

Tab. 1 Data comparison of feature detection and description

		图 7(a)	图 7(b)
SIFT 方法	特征点数目	789	901
	计算时间/s	1.035	1.058
SURF 方法	特征点数目	1 702	2 030
	计算时间/s	0.638	0.662

从表 1 可知,采用 SURF 方法提取的特征点相对较多,但在计算速度方面表现出较好的性能。

(3) 特征匹配与预筛选

首先,采用 FANN 算法对图 8 中的两幅图像所描述的特征点进行匹配,限定匹配对数的下限为 400 个,匹配结果如图 9 所示。

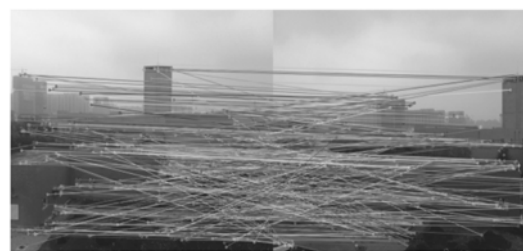


图 9 特征匹配结果

Fig. 9 Result of the features matching

然后,在相同实验环境下采用 Brute-Force 穷举法(另外一种计算高维特征描述的匹配算法)重复特征匹配过程,反复测试特征匹配计算时间 20 次取平均值,数据比对结果如表 2 所示。

表2 特征匹配数据对比

Tab.2 Data comparison of features matching

		Brute-Force 算法	FANN 算法
SIFT 方法	匹配点对数量	400	400
	匹配时间/s	1.803	1.799
SURF 方法	匹配点对数量	555	555
	匹配时间/s	0.576	0.542

从表2可知,采用SURF方法和FANN算法相结合的方式特征检测匹配表现出较好的性能。此外,文献[11]显示在处理高维大数据匹配方面,FANN算法将会表现出更强大的优越性。

最后,参照成像系统光学设计参数,根据阈值计算式(5)设定 μ 的值为3,通过对匹配点对欧式距离排序得到dist最小距离的值为0.041。通过上述方法经筛选后保留下来的匹配点对个数为79,特征匹配筛选结果如图10所示。



图10 特征匹配筛选结果

Fig.10 Screen result of the features matching

(4) 配准变换参数估计

首先,利用图10中的特征筛选匹配结果,采用IPROSAC方法对图7中的两幅图像进行配准变换参数估计,得到图像配准结果如图11所示。



图11 图像配准变换结果

Fig.11 Result of images registration transformation

然后,在相同的实验环境下采用文献[10]中的RANSAC方法重复参数估计过程,反复测试图像配准变换计算时间20次取平均值。

最后,对图7(a)中的图像按照已知的20组不同的平移和旋转变换参数进行空间几何变换,再分别采用文献[10]方法与本文方法将变换后的图像与原始图像配准,并计算配准变换参数估计值与真实值绝对误差的平均值。

图像配准方法与数据对比结果如表3所示。

表3 配准变换方法与数据对比

Tab.3 Methods and data comparison of registration transform

	文献[10]方法	本文方法
特征匹配方法	NN	FANN
参数估计方法	RANSAC	IPROSAC
配准变换时间/s	0.164	0.031
平移误差/pixel	0.032	0.017
旋转误差/(°)	0.051	0.026

从表3可知,首先,在对参考图像与待配准图像进行图像配准变换时,本文提出的方法在计算速度方面表现出较好的性能。此外,在已知图像配准变换参数的情况下,采用本文提出的方法也可以获得相对误差较小、精度更高的配准变换结果。

5 结论

本文依据已设计完成的四镜头探测器阵列拼接成像系统,提出了适应于该系统的图像拼接配准算法。首先,采用Fast-Hessian检测子提取参考图像和待配准图像的特征点,并生成加速鲁棒特征(SURF)描述向量。接着,采用快速最近邻逼近搜索(FANN)算法得到初始的匹配点对,并对匹配点对特征向量的欧式距离进行排序。然后,依据成像系统光学设计参数设定合理的阈值,筛选保留下较好的匹配点对。最后,提出一种改进的渐进式抽样一致性(IPROSAC)算法对空间变换矩阵模型进行参数估计,从而得到参考图像与待配准图像的空间几何变换关系。实验结果表

明,该算法特征匹配时间为 0.542 s,配准变换时间为 0.031 s,配准误差精度小于 0.1 pixel,满足项目工程应用对图像拼接实时性与准确性的要求。

参考文献:

- [1] MARKS D L, LLULL P R, *et al.*. Characterization of the AWARE 10 two-gigapixel wide-field-of-view visible imager[J]. *Applied Optics*, 2014, 53(13): 54-63.
- [2] 史光辉, 杨威. 用于图像拼接的电视摄像光学系统[J]. *中国光学*, 2014, 7(4): 638-645.
SHI G H, YANG W. Optical system used to compose images in television photograph[J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(4): 638-645. (in Chinese)
- [3] 杨磊, 曹剑中, 唐利舜, 等. 全景图像自动拼接算法的优化设计[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(3): 985-990.
YANG L, CAO J Z, TANG L A, *et al.*. Optimized design of automatic panoramic images mosaic[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(3): 985-990. (in Chinese)
- [4] 王志社, 杨风暴, 纪利娥, 等. 基于聚类分割和形态学的可见光与 SAR 图像配准[J]. *光学学报*, 2014, 34(2): 0215002-1-7.
WANG Z X, YANG F B, JI L E, *et al.*. Optical and SAR image registration based on cluster segmentation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(2): 0215002-1-7. (in Chinese)
- [5] 闫钧华, 杭谊青, 许俊峰, 等. 基于 CUDA 的高分辨率数字视频图像配准快速实现[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(2): 380-386.
YANG J H, HANG Y Q, XU J F, *et al.*. Quick realization of CUDA-based registration of high-resolution digital video images[J]. *Chinese J. Scientific Instrument*, 2014, 35(2): 380-386. (in Chinese)
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant Key-points[J]. *International J. Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] PANCHAL P M, PANCHAL S R, SHAH S K. A comparison of SIFT and SURF[J]. *Computer and Communication Engineering*, 2013, 1(2): 323-327.
- [8] BAY H, TUYTELAARS T, VAN G L. SURF: speeded up robust features[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [9] 王健博, 朱明. 基于字典描述向量的实时图像配准[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6): 1613-1621.
WANG J B, ZHU M. Real time image registration based on dictionary feature descriptor[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6): 1613-1621. (in Chinese)
- [10] 张锐娟, 张建奇, 杨翠. 基于 SURF 的图像配准方法研究[J]. *红外与激光工程*, 2009, 38(1): 160-165.
ZHANG R J, ZHANG J Q, YANG C. Image registration approach based on SURF[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, 38(1): 160-165. (in Chinese)
- [11] MUJA M, LOWE D G. Scalable nearest neighbor algorithms for high dimensional data[J]. *IEEE*, 2014, 36(11): 2227-2240.
- [12] GUANG J S, XIANG Y X, YA P D. SIFT feature Point matching based on Improved RANSAC algorithm[C]. 2013 Fifth International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC2013), Hangzhou, 2013: 474-477.

作者简介:



王新华(1984—),男,吉林长春人,博士研究生,工程师,2007年、2010年分别于吉林大学获得学士、硕士学位,主要从事计算光学和机器视觉方面的研究。E-mail: xinhua_jlu@163.com



欧阳继红(1964—),女,吉林长春人,教授,博士生导师,主要从事专家系统与知识工程、空间推理和数据挖掘方面的研究。E-mail: ouyj@jlu.edu.cn



黄 玮(1965—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,主要从事光学系统设计方面的研究。E-mail:huangw@ciomp.ac.cn

向您推荐《液晶与显示》期刊

- 中文核心期刊
- 中国液晶学科和显示技术领域的综合性专业学术期刊
- 中国物理学会液晶分会会刊、中国光学光电子行业协会液晶分会会刊
- 英国《科学文摘》(INSPEC)、美国《化学文摘》(CA)、俄罗斯《文摘杂志》(AJ)、美国《剑桥科学文摘》(CSA)、“中国科技论文统计源期刊”等20余种国内外著名检索刊物和文献数据库来源期刊

《液晶与显示》以材料物理和化学、器件制备技术及器件物理、器件驱动与控制、成像技术与图像处理等栏目集中报道国内外液晶学科和显示技术领域中最新理论研究、科研成果和创新能力,及时反映国内外本学科领域及产业信息动态,是宣传、展示我国该学科领域和产业科技创新实力与硕果,进行国际交流的平台。其内容丰富,涵盖面广,信息量大,可读性强,是我国专业学术期刊发行量最大的刊物之一。

《液晶与显示》征集有关液晶聚合物、胶体等软物质材料和各类显示材料及制备方法、液晶物理、液晶非线性光学、生物液晶;液晶显示、等离子体显示、发光二极管显示、电致发光显示、场发射显示、3D显示、微显示、真空荧光显示、电致变色显示及其他新型显示等各类显示器件物理和制作技术;各类显示新型模式和驱动技术、显示技术应用;显示材料和器件的测试方法与技术;各类显示器件的应用;与显示相关的成像技术与图像处理等研究论文。

《液晶与显示》热忱欢迎广大作者、读者广为利用,踊跃投稿和订阅。

地 址:长春市东南湖大路3888号

《液晶与显示》编辑部

邮 编:130033

电 话:(0431)6176059

E-mail:yjyxs@126.com

国内统一刊号:CN 22-1259/04

国际标准刊号:ISSN 1007-2780

国内邮发代号:12-203

国内定价:50元/期

网 址:www.yjyxs.com