

文章编号 2095-1531(2015)05-0785-09

十亿像素瞬态成像系统实时图像拼接

王新华^{1*}, 王晓坤²

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 应用光学国家重点实验室, 吉林 长春 130033;
2. 长春理工大学 光电工程学院, 吉林 长春 130022))

摘要: 为了满足工程应用对图像拼接实时性的要求, 依据已设计完成的基于同心球透镜与微相机拼接阵列复合结构的十亿像素瞬态成像系统, 提出一种基于统一计算设备架构(CUDA)与先验信息相结合的自适应图像拼接并行加速算法。首先, 利用高精度四维标定平台对相邻微相机成像重叠区域进行预标定。接着, 采用基于 CUDA 的快速鲁棒特征(SURF)方法检测提取重叠区域图像的候选特征点集。然后, 运用基本线性代数运算子程序(CUBLAS)加速基于随机 KD-Tree 索引的近似最近邻搜索(ANN)算法, 用于获取初始匹配点对。最后, 提出一种改进的并行渐进式抽样一致性(IPROSAC)算法, 用于剔除误匹配点对和空间变换矩阵的参数估计, 从而得到拼接图像的空间几何变换关系。实验结果表明, 该算法的图像拼接时间为 287 ms, 与单独采用 CPU 串行算法相比速度提高了近 30 倍。

关键词: 瞬态成像; 图像拼接; 统一计算设备架构

中图分类号: TP394.1 文献标识码: A doi:10.3788/CO.20150805.0785

Real time image mosaic of the transient gigapixel imaging system

WANG Xin-hua^{1*}, WANG Xiao-kun²

(1. State Key Laboratory of Applied Optics, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics
and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. College of Optical and Electronic Engineering, Changchun University of
Science and Technology, Changchun 130022, China)

* Corresponding author, E-mail: xinhua@163.com

Abstract: In order to meet the requirement of the engineering application about the real-time image processing, according to the one billion pixel transient cloud imaging system which has been designed based on the combined structure of a concentric spherical lens and micro camera mosaic array, an adaptive image mosaic algorithm of parallel acceleration based on the compute unified device architecture(CUDA) and prior information has been proposed. First, the imaging overlap region of the adjacent micro camera has been calibrated with high-precision four-axe calibration table, and the speed-up robust features(SURF) method has been used to extract the candidate feature points of the overlap region. Then, the approximate nearest neighbor(ANN) search algorithm based on random K-D tree which has been accelerated by the CUDA basic linear algebra subroutines(CUBLAS) is used to obtain the initial matching points. Finally, the improved parallel progressive sample consensus(IPROSAC) algorithm is used to eliminate the false matching points and estimate the parameters of the space transformation matrix, and the spatial geometry transformation relationship has been obtained

收稿日期: 2015-03-11; 修订日期: 2015-05-13

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)

about mosaic images. Experimental results indicate that the image mosaic time is 287 ms and the speed is improved about 30 times compared with serial algorithm using CPU.

Key words: transient imaging; image mosaic; compute unified device architecture(CUDA)

1 引言

同心球透镜与微相机拼接阵列复合结构的成像系统通过集成多个光电探测器并配合多路电子学处理单元,可以实现几亿至几十亿像素的成像,它能够解决传统光电系统大视场与高分辨率的相互制约的问题,并可以有效地降低了极大信息光学系统的实现成本,可以满足航天遥感、航空侦查、边海防预警、城市安防等领域对于大视场、远距离的高像素成像要求,具有极其重要的战略需求和广阔的市场应用前景^[1-5]。目前,国内尚未见报道有科研机构开展十亿像素成像系统研制工作,而国外已经研制出多款亿级像素到数十亿像素不等的光电成像系统。其中,美国 DUKE 大学 Marks 等人^[6]研制出大视场超高像素成像系统(AWARE 10)。该系统由一个同心球透镜和 98 个微相机阵列拼接组成,最大输出像素为 10 亿,水平视场为 120°,垂直视场为 50°,焦距为 35 mm,可以清晰分辨 1 km 外的人脸。此外, Brian Leininger 等人^[7]在美国国防部先进项目研究局(DARPA)资助下研发了搭载于无人侦察机上的实时地面广域监视成像系统(ARGUS-IS)。该系统由 4 个完全相同的镜头和 368 个 500 万像素的探测器阵列拼接组成,可位于 6 000 m 高空拍摄单张覆盖 40 平方公里的照片,最大输出像素为 18 亿,视场角为 60°,可以精确监控地面上只有 15 cm 大小的物件,智能探测和定位跟踪 65 个动态目标。

由于高分辨率微镜头拼接过程中涉及到巨大的数据处理量,并且拼接计算过程复杂度极高,如何保证图像拼接算法的准确性和实时性成为系统研制所要解决的核心问题之一。采用传统的串行图像拼接算法难以满足工程应用的实时性要求。近些年,随着多核 CPU 与图像处理单元(GPU)硬件技术的快速发展,图像拼接的并行加速算法已成为信息光学与机器视觉领域的一个重要研究方

向。国内学者 ZHOU 等人^[8]提出了 GPU 加速 SIFT 算法具体实现方法。国内学者徐晶等人^[9]提出一种基于 GPU 的快速图片检测方案,采用 SURF 算法和 SVM 算法对图像进行特征提出和分类,使检测速度提升近 10 倍。国外学者 Vincent Garcia 等人^[10]全面阐述了基于 GPU 的 KNN 高维空间特征匹配算法,并给出了算法性能比对。国内学者郭一汉等人^[11]采用 NCC 匹配方法进行区域相似性度量,通过 RANSAC 算法估计图像身影变换模型,并行化实现该算法。

本文依据已设计完成的基于同心球透镜与微相机阵列复合结构的十亿像素瞬态成像系统,利用 GPU 强大的并行计算、浮点计算能力以及在内存资源分配管理方面的优势,提出了一种基于统一计算设备架构(CUDA)与先验信息相结合的自适应图像拼接并行加速算法。首先,利用高精度的四维标定平台在事先标定的成像重叠区域内,采用基于统一计算设备架构(Compute Unified Device Architecture, CUDA)的快速鲁棒特征(Speed-up Robust Feature, SURF)方法提取图像的特征点。然后,利用基本线性代数运算子程序(CUDA basic linear algebra subroutines, CUBLAS)加速基于随机 KD-Tree 索引的近似最近邻搜索算法,得到拼接成像重叠区域的初始的匹配点对。最后,提出一种改进的并行渐近式抽样一致性(IPRO-SAC)算法用于剔除误匹配点和空间变换矩阵参数估计。实验结果表明,该算法可以满足工程项目应用对图像处理关于实时性好、抗干扰能力强的要求。

2 成像系统的构成及工作原理

成像系统主要由微相机阵列光电系统和高速图像处理软硬件集成平台两部分构成。

2.1 微相机阵列成像系统

超高像素瞬态成像光电系统的第一级成像系统是一个同心球透镜光学系统,由它来将大视场

的探测目标完全一致地成像在一个球形焦平面上。再由数百个微相机构成的第二级成像系统将球形第一焦平面二次成像到相应的 CMOS 探测器上,同时保持每个探测器所成图像都能有足够的重叠区域以进行计算拼接,而微相机阵列排布方式则类似于富勒烯(C60)上的碳原子分布^[12],如图 1 所示。

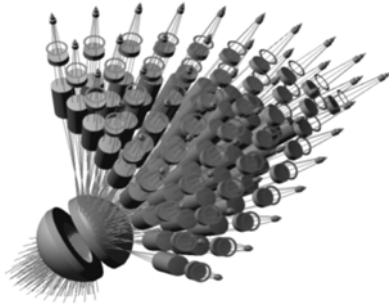


图 1 微镜头阵列成像系统构成
Fig. 1 Micro-lens array imaging system

2.2 高速图像处理系统

高速图像处理系统由 CMOS 微相机阵列成像分系统、图像实时监控分系统、图像高速存储分系统、图像实时拼接及控制分系统等五个部分构成,各分系统之间的关系如图 2 所示。

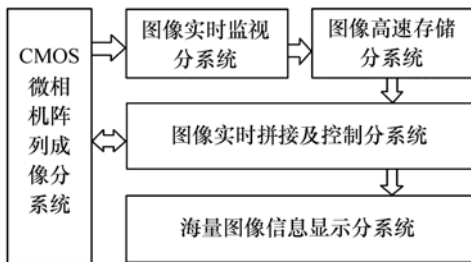


图 2 高速图像处理系统构成
Fig. 2 High speed image processing system

3 成像系统软件的图像拼接算法

本文采用基于计算统一设备架构(Compute Unified Device Architecture, CUDA)与先验信息相结合的自适应图像拼接并行加速算法完成成像系统图像拼接过程。CUDA 是一种由 NVIDIA 推出的通用并行计算架构^[13],如图 3 所示。

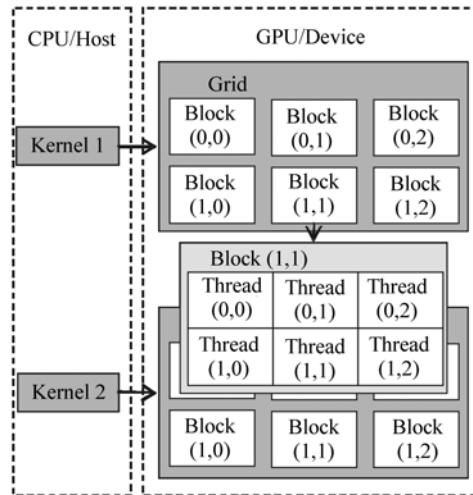


图 3 计算统一设备架构原理图
Fig. 3 Schematic diagram of the CUDA

该架构使 GPU 能够解决复杂的计算问题,它包含了 CUDA 指令集架构(ISA)以及 GPU 内部的并行计算引擎。基于 CUDA 的图像拼接算法执行的过程分为 Host/CPU 端和 Device/GPU 端两部分,其中 CPU 主要负责算法逻辑与控制, GPU 主要负责并行计算与浮点运算等。其中, CUDA 并行计算过程包括两个层次的并行:一是线程网络(Grid)中的线程块(Block)间并行,二是线程块中的线程(Thread)间并行,这种高效的多线程并行数据处理模式使得面对计算量巨大、复杂度极高的任务时可以更加高效地利用 GPU 强大的并行计算资源。

3.1 图像特征检测与描述

通过高精度四维标定平台对微相机阵列拼接成像重叠区域的预标定,确定图像特征检测的空间范围进行特征检测提取,采用基于 CUDA 的 SURF 方法提出图像特征点,该过程包括构造尺度空间、检测提取特征点、确定特征点主方向、生成特征描述向量四个步骤^[14],如图 4 所示。

SURF 特征检测是基于尺度空间理论以保证图像尺寸不变性,首先构建高斯金字塔尺度空间。这一过程与 SIFT 方法有很大的不同, SIFT 采用高斯差分方法,而 SURF 首先采用 Hessian 矩阵行列式求得近似值图像,正因为存在这些不同才加快了 SURF 特征检测的速度。

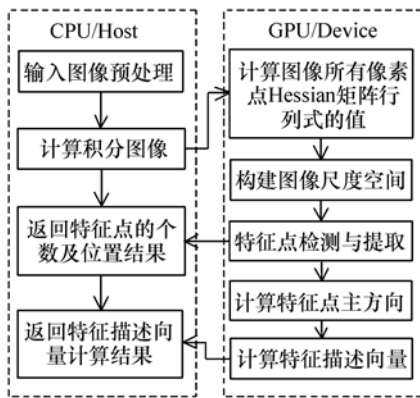


图 4 基于 CUDA 的图像特征检测与描述

Fig. 4 Feature detection and description based CUDA

3.1.1 构建尺度空间

采用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, 每个像素点被分派给一个 thread 处理, 每个 thread 可以并行计算在该尺度像素点的 x 方向、 y 方向和 xy 方向的滤波值, 计算公式如下:

$$\det(H_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2, \quad (1)$$

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 矩阵的行列式为负, 且两个特征值为一正一负, 则保留该极值点。该过程只得到了一张 Fast-Hessian 矩阵行列式图, 但是在金字

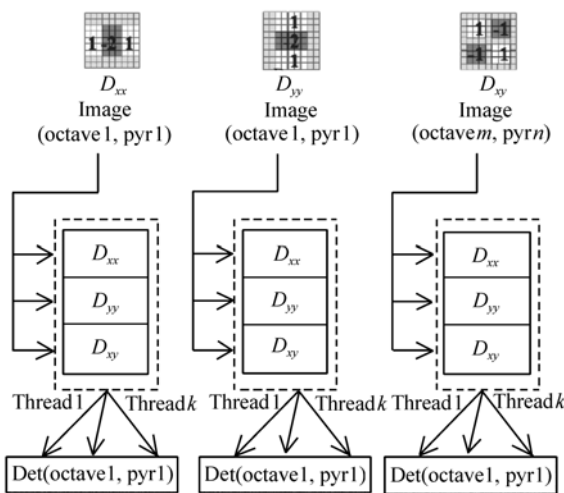


图 5 尺度空间并行构造过程

Fig. 5 Process of the scale space parallel construction

塔图像中分为很多层, 利用上述方法将构造金字塔尺寸空间过程并行化, 如图 5 所示。其中, octave 代表金字塔的顺序, 这一逼近过程被分为 k 个线程进行并行计算, Hessian 矩阵行列式的值在所有并行线程执行完成后被计算。

3.1.2 特征检测与提取

基于尺度空间的 SURF 特征检测并行加速过程如下所示^[15]:

Step1: 采用非极大值抑制 (non-maximum suppression, NMS) 方法初步确定特征点, 利用 CUDA 平台对尺度空间所有像素进行并行处理, 每个线程负责尺度空间内的像素点是否为特征点的判断, 根据 Fast-Hessian 矩阵行列式求得尺度图像的极值点, 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。

Step2: 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。

3.1.3 生成特征描述子

(1) 确定特征点主方向

特征点主方向是通过计算特征领域内的 Harr 小波响应值得到的。

Step1: 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, 每个线程负责计算邻域内的点在水平方向和垂直方向 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。

Step2: 标定 60 度扇形区域的区域间隔进行旋转, 每个线程负责将扇形区域水平方向和垂直方向 Harr 小波响应值相加求和, 遍历整个圆形区域。

Step3: 将相加求和得到的最大值扇形区域的方向作为该特征点的主方向。

(2) 生成特征描述子向量

每个特征点对应一个线程块, 构建一个以特征点为中心、边长 $20s \times 20s$ (s 为特征点的尺度) 正方形邻域, 将该区域划分为 4×4 个子区域, 并行计算每个子区域 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,得到一个四维向量 V :

$$V = \left(\sum d_x, \sum |d_x|, \sum d_y, \sum |d_y| \right), \quad (2)$$

由式(2)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 6 所示。

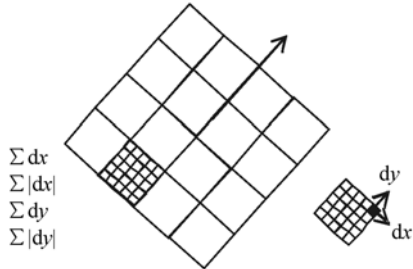


图 6 特征描述向量构成示意图

Fig. 6 Constitution sketch diagram of the feature description vector

3.2 图像特征点匹配

SURF 特征描述子属高维空间特征向量,特征匹配过程相当于高维空间中的最近邻搜索问题。本文采用由 NVIDIA 推出的基于 CUDA 平台的基础数值线性代数运算库 BLAS 的 GPU 实现-CUBLAS 来加速基于随机 KD-Tree 索引的近似最近邻搜索算法,得到参考图像与待配准图像的初始的匹配点对。

3.2.1 近似最近邻搜索算法原理

基于随机 KD-Tree 的近似最近邻搜索算法原理如下^[16]:

Step1: 计算参考图像与待匹配图像特征向量的欧式几何距离:

$$\text{dist}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{64} (x_i - y_i)^2}, \quad (3)$$

$x = (x_1, x_2, \dots, x_{64})^T$ 和 $y = (y_1, y_2, \dots, y_{64})^T$ 为待匹配的两个特征点 SURF 特征向量。

Step2: 根据距离计算结果建立一个 64 维的二叉树索引数据结构。

Step3: 针对每个特征点遍历整个 64 维二叉树,搜索近似最近邻结点和次近邻结点,如果最近邻距离和次近邻距离的比值小于预先设定的阈值(取值范围为 0.2 ~ 0.4),则认为最近邻结点即为该特征点的匹配点对;否则,舍弃该点,返回没有找到。

3.2.2 CUBLAS 并行加速 ANN 算法

为了便于 CUBLAS 并行加速 ANN 算法,首先将欧式距离计算公式重写如下形式:

$$\text{dist} = (x - y)^T(x - y) = \|x\|^2 + \|y\|^2 - 2x^T y, \quad (4)$$

式中, $\|\cdot\|$ 是欧氏范数的平方根,设 R 和 Q 为两个 $64 \times m$ 和 $64 \times n$ 的矩阵,包含有 m 个参考点和 n 个待匹配点。所有参考点与待匹配点之间的欧式距离可以表示为如下形式:

$$\text{dist}^2(R, Q) = N_R + N_Q - 2R^T Q, \quad (5)$$

式中, N_R 代表矩阵中第 i 行元素等于 $\|r_i\|^2$, 第 j 列元素都等于 $\|q_j\|^2$ 。 $\text{dist}^2(R, Q)$ 在式(5)中的表达可以应用于 CUBLAS。为了对内存资源合理配置,我们采用以下方法:首先,分别用 m 维和 n 维的向量存储 N_R 和 N_Q 。然后,式(5)中的加减运算采用传统 CUDA 内核来处理。

基于 CUDA 和 CUBLAS 的 ANN 搜索的并行计算如下:

Step1: 利用 CUDA 计算向量 N_R 和 N_Q ;

Step2: 利用 CUBLAS 计算 $m \times n$ 维矩阵 $A = -2R^T Q$;

Step3: 将矩阵 A 第 i 行的每个元素与向量 N_R 的第 i 个元素相加得到矩阵 B ;

Step4: 采用并行插值排序法对矩阵 B 的各列进行排序,获得的矩阵称为 C ;

Step5: 给矩阵 C 第 j 列的前 k 个元素与向量 N_Q 的第 j 个元素相加得到矩阵 D ;

Step6: 计算矩阵 D 前 k 个元素的平方根,得到了 k 个最小的距离,获得的矩阵记作 E ;

Step7: 提取矩阵 E 中最前面的 $k \times n$ 子矩阵,得到的矩阵就是所要求的 k 个最临近每个待匹配点处的距离矩阵。

3.3 空间变换矩阵参数估计

(1) 确定空间变换模型

依据成像系统四维标定平台对微相机阵列分布空间位置的精确标定^[17],本文采用了二维投影变换矩阵作为空间变换模型,矩阵模型如下:

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

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

本文将一种改进的渐进抽样一致性 (PROSAC) 算法^[18]并行化用于完成对空间变换模型的参数估计。传统 PROSAC 算法将匹配点对按照相似性程度进行了排序,并且按照排序结果进行采样,所以比随机抽样一致性 (RANSAC) 算法更快完成空间变换模型参数估计。但由于匹配点对距离较近,如果严格按照排序结果采样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^[19]。因此采用了一种穿插方法对当前内点集合进行采样,避免上述问题的出现。改进的 PROSAC 算法并行化步骤如下:

Step1: 初始化匹配点对集合 S , 利用并行排序算法对匹配点对欧式距离 $dist$ 排序。

Step2: 确定样本采用次数 N , 内点集合大小为 n 。为充分利用 GPU 资源,提高算法效率,采样次数 N 设定为 64 的整数倍。

Step3: 每个 Thread 负责从集合 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。

Step4: 利用式 (4) 并行计算每个匹配点经矩阵 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) 再次并行计算变换矩阵 M 的参数。

其中,样本采样满足如下约束条件:

(1) 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% ;

(2) 3 个内点不能共线,并行计算变换矩阵 M 的参数。

4 实验测试与结果分析

4.1 实验测试环境

实验测试采用的操作系统为 Windows 7 64 位 SP1, 处理器为 Intel Core i7-4790K@4.00GHz

四核,内存为 16 GB (DDR3 1 333 MHz), 显卡为 NVIDIA GeForce GTX 980, 开发工具为 Visual Studio 2010 SP1 和 NVIDIA CUDA 6.5, 程序设计语言 C++。

4.2 实验测试方案

随机选取相邻排布的微相机从中采集三幅图像进行拼接算法性能测试,该过程由图像特征检测提取、图像特征点匹配、空间变换矩阵参数估计组成。

(1) 特征检测与提取

分别对无穷远距离具有相同场景、不同像素值 (包括 2M、5M、8M 和 13M) 进行特征检测与提取实验测试,特征检测样本集如图 7 所示。

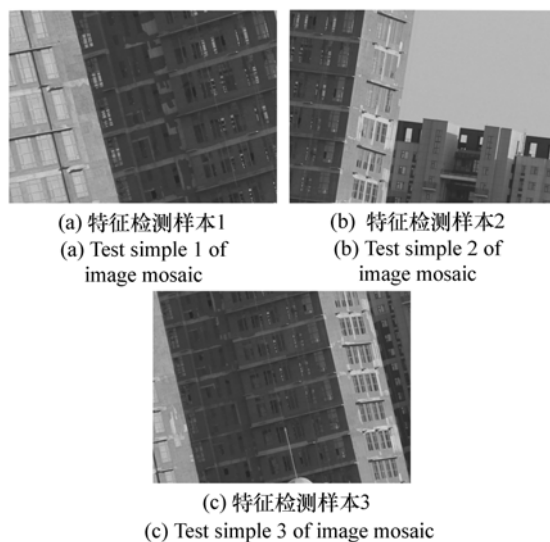


图 7 特征检测样本集

Fig. 7 Test samples of the image mosaic

采用本文提出的 SURF 并行特征检测算法提取图 7 中 (a)、(b) 两幅图像的特征点,特征检

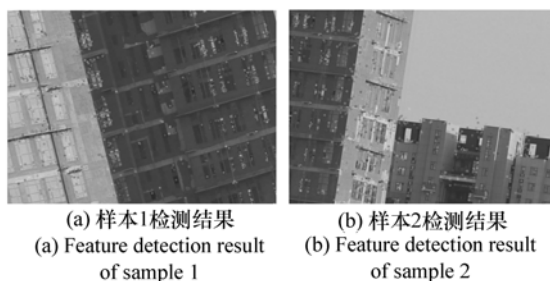


图 8 特征检测结果描述

Fig. 8 Description of the feature detection result

测结果如图8所示。

采用特征检测串行算法重复该实验过程,测试计算时间20次取平均值,对比结果见表1。

表1 特征检测计算时间对比
Tab.1 Time comparison of the feature detection

像素	图7(a)		图7(b)	
	串行算法/ms	并行算法/ms	串行算法/ms	并行算法/ms
2M	320	16	313	15
5M	749	38	722	37
8M	1 345	56	1 326	51
13M	2 724	97	2 702	92

(2) 图像特征匹配

采用本文提出的并行特征匹配算法对图8中的两幅图像特征进行匹配,匹配结果如图9所示。

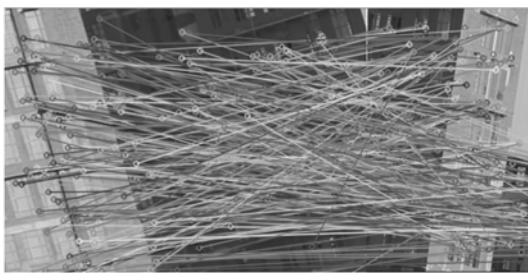


图9 特征匹配结果
Fig.9 Result of the feature matching

采用特征匹配串行算法重复该实验过程,测试计算时间20次取平均值,对比结果见表2。

表2 特征匹配计算时间对比
Tab.2 Time comparison of the feature matching

像素	匹配点对	串行算法时间/ms	并行算法时间/ms
2M	338	437	26
5M	892	1 008	48
8M	15 042	2 031	87
13M	23 924	3 182	102

(3) 空间变换矩阵参数估计

首先,采用本文提出的并行参数估计算法对图9特征匹配点进行空间变换矩阵参数估计。

然后,采用与并行算法理论相同的参数估计串行算法重复该实验过程,测试计算时间20次取

平均值,对比结果见表3。

表3 参数估计计算时间对比

Tab.3 Time comparison of the parameters estimating

像素	串行算法计算时间/ms	并行算法计算时间/ms
2M	9	0.4
5M	41	1
8M	50	2
13M	61	2

4.3 测试结果分析

采用本文提出的基于统一设备架构 CUDA与先验信息相结合的自适应图像拼接并行加速算法,用于完成对图7微相机阵列相邻排布三幅图像的拼合,生成最终拼接结果如图10所示。



图10 图像拼接结果示意图
Fig.10 Result of the image mosaic

通过实验测试数据结果得知,随着图像分辨率的提高,采用本文提出的并行加速算法将表现出更好的性能,图像拼接计算时间与加速比见表4。

表4 图像拼接计算时间对比

Tab.4 Total time comparison of the image mosaic

像素	串行算法时间/ms	并行算法时间/ms	加速比
2M	1 079	58	18
5M	2 480	124	20
8M	4 704	196	24
13M	8 610	287	30

5 结 论

针对利用微相机阵列实现超分辨成像的图像

拼接问题,提出一种基于统一设备架构(CUDA)与先验信息相结合的并行加速算法。首先,依据事先标定的成像重叠区域,采用基于CUDA的快速鲁棒特征(SURF)方法提取候选特征点集。然后,利用CUDA基本线性代数运算子程序(CUBLAS)加速基于随机KD-Tree索引的近似最近邻

搜索算法,得到初始的匹配点对。最后,提出一种改进的并行渐近式抽样一致性(IPROSAC)算法对空间变换矩阵进行参数估计,得到空间几何变换关系。实验结果表明,该算法的图像拼接时间为287 ms,与单独采用CPU相比速度提高近30倍,满足工程应用对图像拼接实时性要求。

参考文献:

- [1] 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)
- [2] 李宏升,张健.基于小波粗糙集算法的图像拼接研究[J].液晶与显示,2014,29(2):298-303.
LI H SH, ZHANG J. Image mosaic research based on wavelet and rough set algorithm[J]. *Chinese J. Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(2): 298-303. (in Chinese)
- [3] 武治国,李桂菊.动态目标识别中的实时复杂巡航场景运动检测[J].液晶与显示,2014,29(5):844-849.
WU ZH G, LI GJ. Real-time complex cruise scene detection technology in target recognition[J]. *Chinese J. Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(5): 844-849. (in Chinese)
- [4] 李新娥,班皓,沙巍,等.一种大视场TDICCD相机的多传感器图像配准方法[J].液晶与显示,2014,29(4):644-648.
LI XE, BAN H, SHA W, et al.. Registration method of large field view and multi-sensor images of TDICCD cameras[J]. *Chinese J. Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4): 644-648. (in Chinese)
- [5] 丘文涛,赵建,刘杰.结合区域分割的SIFT图像匹配方法[J].液晶与显示,2012,(6):827-831.
QIU WT, ZHAO J, LIU J. Image matching algorithm combining SIFT with region segmentation[J]. *Chinese J. Liquid Crystals and Displays*, 2012, (6): 827-831. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] 徐明飞,黄玮.基于同心球透镜的四镜头探测器阵列拼接成像系统[J].中国光学,2014,7(6):936-941.
XU M F, HUANG W. Detector array mosaic imaging system based on four sets of monocentric lens[J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(6): 936-941. (in Chinese)
- [8] ZHOU Y L, MEI K Z, et al.. Parallelization and Optimization of SIFT on GPU Using CUDA[C]. IEEE 15th International conference on high performance computing and communication (HPCC 2013), Changsha, China, 2013:1351-1358.
- [9] 徐晶,曾苗祥,许炜.基于GPU的图像特征提取与检测[J].计算机科学,2014,41(7):157-161.
XU J, ZENG M X, LI W, et al.. GPU based image feature extraction and detection[J]. *Computer Science*, 2014, 41(7): 157-161. (in Chinese)
- [10] GARCIA V, DEBREUVE E, NIELSEN F, et al.. K-nearest neighbor search: fast GPU-based implementations and application to high-dimensional feature matching[C]. IEEE 17th International conference on Image processing, Hong Kong, China, 2010:3757-3760.
- [11] 郭一汉,史美萍,吴涛.基于GPU的实时图像拼接[J].计算机科学,2012,39(7):257-261.
GUO Y H, SHI M P, WU T. Real time image mosaic based on GPU[J]. *Computer Science*, 2012, 39(7): 257-261. (in Chinese)
- [12] 庞武斌,黄玮,王新华,等.微镜头阵列球面排布方法研究[J].光学学报,2015,35(5):0522003-1-8.
PANG W B, HUANG W, WANG X H, et al.. Research of micro-lenses packing strategy on spherical surface[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0522003-1-8. (in Chinese)
- [13] 刘金硕,曾秋海,邹斌,等.快速鲁棒特征算法的CUDA加速优化[J].计算机科学,2014,41(4):24-27.
LIU J S, ZENG Q H, ZOU B, et al.. Speed-up robust feature image registration algorithm based on CUDA[J]. *Computer*

- Science*,2014,41(4):24-27. (in Chinese)
- [14] 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.
YAN 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)
- [15] 田文,徐帆,王宏远,等. 基于 CUDA 的尺度不变特征变换快速算法[J]. 计算机工程,2010,36(8):219-221.
TIAN W,XU F,WANG H Y,*et al.*. Fast scale invariant feature transform algorithm based on CUDA[J]. *Computer Engineering*,2010,36(8):219-221. (in Chinese)
- [16] MUJA M,LOWE D G. Scalable nearest neighbor algorithms for high dimensional data[J]. *IEEE*,2014,36(11):2227-2240.
- [17] 吕恒毅,刘杨,郭永飞. 遥感相机焦面 CCD 机械拼接中重叠像元数的确定[J]. 光学精密工程,2012,20(5):1041-1047.
LV H Y,LIU Y, GUO Y F. Computation of overlapping pixels of mechanical assembly CCD focal planes in remote sensing cameras[J]. *Opt. Precision Eng.*,2012,20(5):1041-1047. (in Chinese)
- [18] 王新华,黄玮,欧阳继红. 多探测器拼接成像系统实时图像配准[J]. 中国光学,2015,8(2):211-219.
WANG X H,HUANG W,OUYANG J H. Real-time image registration of the multi-detectors mosaic imaging system[J]. *Chinese Optics*,2015,8(2):211-219. (in Chinese)
- [19] GUANG J S,XIANG Y X,YA P D. SIFT feature Point matching based on Improved RANSAC algorithm[C]. 5th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics(IHMSC),Hangzhou,China,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,主要从事计算光学成像技术和计算机视觉与模式识别方面的研究。E-mail:xinhualu@163.com



王晓坤(1980—)女,吉林长春人,博士研究生,讲师,2003年于长春大学获得学士学位,2009年于长春理工大学获得硕士学位,主要从事图像处理与计算机视觉方面的研究。E-mail:wzk_90046@163.com