

徐瑞瑞, 雷添杰, 程结海, 等. 一种改进 SURF 算法的无人机影像快速配准方法[J]. 水利水电技术(中英文), 2021, 52(4): 22-31.
XU Ruirui, LEI Tianjie, CHENG Jiehai, et al. An improved SURF algorithm-based UAV image fast registration method [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2021, 52(4): 22-31.

一种改进 SURF 算法的无人机影像快速配准方法

徐瑞瑞^{1,2}, 雷添杰², 程结海¹, 路京选², 曲伟²

(1. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454000;

2. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038)

摘要: 无人机遥感系统应用领域较为广阔, 为了解决无人机影像拼接过程中存在幅宽小、数量多、重叠度不规则等问题, 研究提出一种以实际应用需要为导向的无人机遥感影像快速处理方法。在 SURF(Speed Up Robust Feature) 算法的基础上, 先采用 PROSAC(Progressive Sample Consensus) 算法去除大量匹配点对提高遥感影像配准的精度, 然后采用 GPU(Graphic Processing Unit) 并行运算提高改进 SURF 算法的计算速度, 最后再使用 PROSAC 几何验证实现研究区影像精准拼接。结果表明: 改进 SURFGPU 算法的准确率比 SURF 算法提高了 7%, 像元精度达到 0.4 个像元; 改进的 SURFGPU 算法用于无人机遥感影像配准的运行时间比 SURF 算法约少 16 倍, 计算时间达到毫秒级。改进 SURF 算法具有更好的匹配精度和更快的运行速度, 能满足无人机遥感影像配准速度和精度的要求, 尤其适用于应急救援等实时性要求较高的应用领域。

关键词: 无人机; 遥感影像配准; SURF 算法; SURFGPU 算法; 并行计算

doi: 10.13928/j.cnki.wrahe.2021.04.003

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: P231

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2021)04-0022-10



与作者互动
听语音 聊科研

An improved SURF algorithm-based UAV image fast registration method

XU Ruirui^{1,2}, LEI Tianjie², CHENG Jiehai¹, LU Jingxuan², QU Wei²

(1. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, Henan,

China; 2. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

Abstract: Remote sensing system fitted on UAV (Unmanned Aerial Vehicle) has been applied widely in various research fields. In order to solve the problems during the UAV (Unmanned Aerial Vehicle) image stitching, such as small coverage area, large number, irregular overlap, etc., a practical application demand-oriented method for the fast processing of UAV remote sensing images is studied and put forward herein. On the basis of SURF (Speed-up Robust Features) algorithm, the accuracy of sensing images registration is enhanced at first by means of removing a large number of matching point pairs with PROSAC (Progressive Sample Consensus) algorithm, and then the calculating speed of the SURF algorithm is enhanced and improved with GPU (Graphic Processing Unit) parallel computing. Finally, the accurate image mosaic of the study area is realized through PROSAC geometric verification. The results show that the accuracy rate of the improved SURFGPU algorithm is increased by 7% if compared with that of the SURF algorithm and the pixel accuracy reaches 0.4 pixels, while the operation time of the SURFGPU

收稿日期: 2020-10-29

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目(2017YFB0504105); 国家自然科学基金项目(41601569)

作者简介: 徐瑞瑞(1996—), 女, 硕士研究生, 主要从事无人机遥感影像快速拼接研究。E-mail: 211804010003@home.hpu.edu.cn

通信作者: 雷添杰(1984—), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事无人机遥感数据处理及应用研究。E-mail: leitj@iwhr.com

algorithm for UAV remote sensing image registration is about 16 times less than that of the SURF algorithm and the calculating time reaches the millisecond level. The improved SURFGPU algorithm has a better matching accuracy and a faster operation speed, thus can meet the requirements of both the speed and the accuracy for the sensing image registration, which is especially suitable to be applied to those application fields with higher real-time requirement, such as emergency rescue, etc.

Keywords: unmanned aerial vehicle; remote sensing images registration; SURF algorithm; SURFGPU algorithm; parallel computing

0 引言

当前,无人机搭载传感器获取遥感影像已成为人类获取信息的重要途径之一。无人机遥感技术作为一种新兴遥感技术获取手段,凭借其分辨率较高、作业灵活、成本低、云下作业,能到达人所不能及的高危地区进行作业等优势,广泛应用于自然灾害监测、国土资源管理、土地利用勘测、农业生产活动、环境污染监测等研究领域^[1]。然而,无人机遥感影像存在幅宽较小、数量多、重叠度不规则,在应急救援等领域存在时效性差的问题^[2]。针对上述难题,如何依据大量无人机遥感影像,快速获得区域全覆盖、宽视场、高精度的影像就变得尤为重要。

影像匹配技术综合了摄影测量学、数字图像处理、计算机视觉以及模式识别等多种学科知识,分为基于灰度匹配和基于特征匹配两类方法^[3]。基于灰度的影像匹配方法,理论研究较早但实际应用较少,通过比较基准影像和待配准影像搜索窗口中的灰度相关性,实现灰度匹配。该方式难以解决遥感影像中不连续、畸变大等问题,因此,基于灰度的匹配方法难以获得较好的结果。

基于特征的影像匹配算法,随着 Harris^[4]、SUSAN (Small Univalued Segment Assimilating Nucleus)^[5]、SIFT (Scale Invariant Feature Transform)^[6]、SURF (Speeded Up Robust Features)^[7]、ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)^[8]、BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints)^[9]、KAZE^[10]、AKAZE (Accelerated-KAZE)^[11]等算法出现,成为影像匹配技术的主流方法。Harris 和 SUSAN 算法出现较早,但该算法的适应能力较差。SIFT 算法是一种对影像缩放、旋转和尺度变换均保持不变的角点检测算法,已得到了广泛应用^[12]。该算法存在运算量较大的缺陷,后续众多研究者对此进行改进,提出 SSIFT (Simplified SIFT) 算法^[13]、PCA-SIFT (Principle Component Analysis SIFT) 算法^[14-15]、CSIFT (Colored SIFT) 算法^[16]。SURF 算法作为 SIFT 算法的一种改进,引入积分影像和盒式滤波器优化特征点提取过

程,极大提高了运行速度^[7]。ORB 算法和 BRISK 均利用二进制特征描述符进行特征点匹配,该方式计算速度较快,但精度较差。KAZE 和 AKAZE 算法出现时间略短,使用相对较少。为剔除错误的影像匹配点对,一些学者使用 RANSAC (Random Sample Consensus)^[17]、PROSAC (Progressive Sample Consensus)^[18]、MLESC (Maximum Likelihood Estimation Sample Consensus)^[19]、NAPSAC (N-Adjacent Points Sample Consensus)^[20]、GASAC (Genetic Algorithm Sample Consensus)^[21]、VFC (向量一致性算法)^[22]算法来消除误匹配点对,进一步提高了影像配准算法的精度和效率。近年来随着神经网络技术的不断发展,基于深度神经网络、卷积神经网络、多层感知器等神经网络进行加速的研究越来越多。一些研究者将 VGG 和 AlexNet 等卷积神经网络提取特征点与 SIFT 提取的特征点相结合,证明了该方式具有较大的研究价值^[23-24]。

当前,随着图像传感器等设备的发展,遥感影像分辨率在不断提高,而特征点提取数目也随着影像分辨率的提高急剧增加,处理过程耗时严重,难以满足实时性应用的要求。近年来,采用 GPU (Graphic Processing Unit) 对算法进行优化加速成为国内外研究热点,试验表明 GPU 比 CPU (Central Processing Unit) 能大幅度提高算法的运行效率。对于影像拼接领域常见的 PCA (Principal Components Analysis)、SVD (Singular Value Decomposition) 等机器学习方法,均可以使用 CuML (GPU Machine Learning Algorithms) 异构加速的机器学习算法库进行加速,提高效率。一些学者将 GPU 并行运算引入到 SIFT^[25]、SURF^[26]、KAZE^[27]算法的影像匹配中,在短时间内获取较多高精度的同名点,完成海量数据的实时处理。基于以上论述,将 GPU 并行计算引入到高分辨率、海量遥感影像配准应用中,可以较好地解决遥感影像配准效率低的问题。

当前,影像配准技术已经取得一定进展,结合 GPU 提高影像匹配的效率已有众多学者进行研究。但对于高分辨率无人机影像,研究相对较少,并且存在精度低、速度慢等诸多问题。研究以实际需求为导

向, 使用 2018-12-23 和 2019-08-24 拍摄的云南牛栏江红石岩堰塞湖无人机遥感影像为试验数据。使用 GPU 和 PROSAC 改进 SURF 算法进行大量无人机遥感数据拼接, 满足监测影像实时拼接的需求, 充分发挥无人机在抢险救灾领域的优势, 在实践中证明本文方法的有效性。因此, 研究提出一种基于 PROSAC 算法改进 SURF 算法精度, 并采用 GPU 并行加速改善改进 SURF 算法运行的效率, 满足行业应用中精度和速度的要求, 实现工程化应用, 进一步推动影像配准领域的发展。

1 试验环境与方法

1.1 试验环境与数据

研究将基于 CPU 串行运算的原始 SURF 算法和 GPU 并行运算优化的 SURFGPU 算法开展无人机遥感影像的快速拼接。研究的试验环境: 操作系统 Windows 10, 内存为 8 G, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-8300 H (8 核), GPU 显卡为 NVIDIA GeForce GTX1050 Ti, 编程工具和开发平台为 Visual Studio2017、Opencv 3.4.1 和 CUDA10。试验数据为 2018 年 12 月 23 日和 2019 年 8 月 24 日拍摄的云南牛栏江红石岩无人机遥感影像为试验数据集, 部分遥感影像如图 1 所示, 影像分辨率均为 5 472×3 648 像素。对于无人机拍摄的遥感数据集, 依据 POS 点数据进行无人机飞行姿态估计, 去除重叠度较小、成像质量较差的影像。由于镜头畸变较大, 靠近影像边缘区域畸变较为严重, 因此需裁剪掉边缘畸变较大的区域, 使用畸变较小的中心区域进行后续影像拼接。



图 1 云南牛栏江红石岩无人机遥感影像
Fig. 1 UAV remote sensing image of Hongshiyuan in Niulan River, Yunnan

1.2 研究方法

1.2.1 SURF 算法

加速稳健特征(SURF)算法是在 SIFT 算法的基础上提出的一种快速的特征提取和影像配准算法, 该方法具有尺度不变性, 适用范围广、稳定性较强。SURF 算法提出一种积分图的简化计算和 Hessian 矩阵, 完成特征点检测, 提高影像特征点处理效率。SURF 算法流程如下。

1.2.1.1 积分图的建立

由原始影像中每一个像素值生成积分影像, 积分图的建立简化了计算的复杂度, 只需根据原始影像矩形的顶点在积分图中的值, 便可得到所需区域像素之和。积分图的建立如图 2 所示。

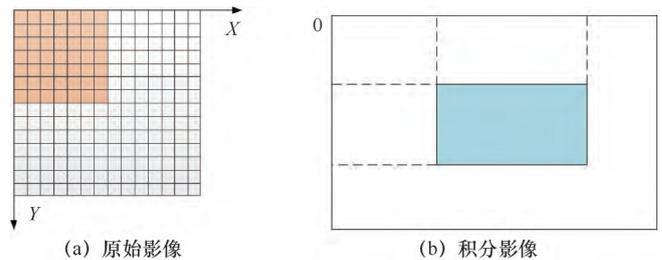


图 2 原始影像与积分影像
Fig. 2 Original image and integral image

1.2.1.2 构建 Hessian 矩阵

SURF 算法使用了盒子滤波器(Box filter), 用于特征点计算, 快速 Hessian 检测先由高斯滤波构造 Hessian 矩阵, 然后经过盒式滤波器与影像卷积得到 Hessian 矩阵的判别式。

给定一个点为 (x, y) , Hessian 矩阵计算公式如下

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

式中, L 为输入影像; 尺度为 σ ; $L_{xx}(x, y, \sigma)$ 是高斯函数与影像在该点处卷积的结果。

高斯函数计算公式如下

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

$L_{xx}(x, y, \sigma)$ 函数由式(3)计算所得

$$L_{xx}(x, y, \sigma) = \frac{\partial^2 G(x, y, \sigma)}{\partial x^2} \otimes I(x, y) \quad (3)$$

类比可知 $L_{xx}(x, y, \sigma)$ 、 $L_{yy}(x, y, \sigma)$, 用 D_{xx} 、 D_{xy} 和 D_{yy} 代替 L_{xx} 、 L_{xy} 和 L_{yy} 。可知, Hessian 矩阵判别式为

$$\det(H) = D_{xx} \times D_{yy} - (0.9 \times D_{xy})^2 \quad (4)$$

式中, 0.9 为权重系数。

1.2.1.3 构建尺度空间

SURF 算法若要获取不同尺度下的影像, 从而计算极值点, 只需要改变盒子滤波器即可完成, 运算过程较为简单。该种方式只需改变滤波器和模糊系数, 便可生成不同大小、不同清晰度的图片, 达到构建尺度空间的目的, 提高算法运算效率。

1.2.1.4 特征点精准定位

在尺度空间中, 找到三层 Hessian 行列式图像, 将中间层每个点与周围所有相邻的点进行比较, 极大值点即为初步定位的关键点, 通过后续进一步处理, 最终保留稳定的局部极值点。

1.2.1.5 特征点主方向分配

描述符和方向赋值采用 Haar 小波特征分配 SURF 特征点的主方向, 在特征点的邻域内, 统计一定弧度扇形内所有点的小波特征总和, 然后以固定值旋转扇形并计算扇形内所有点的小波特征总和, 最后将值最大的扇形方向作为该特征点的主方向。特征点主方向计算如图 3 所示。

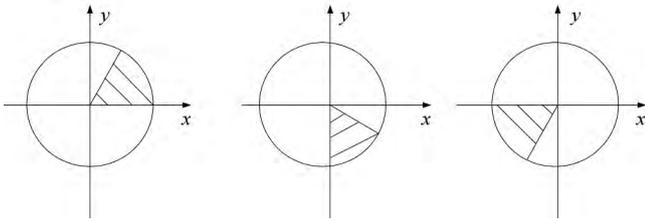


图 3 特征点主方向

Fig. 3 Main directions of feature points

1.2.1.6 生成特征点描述

以关键点及其主方向为基准, 选取一个正方形框, 进行十六等分, 分别计算每个子区域内所有像素的水平方向和垂直方向绝对值之和的 Haar 小波特征, 因此描述符是由一个 64 维的特征向量所生成。特征描述符计算如图 4 所示。

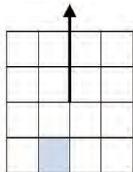


图 4 特征描述符

Fig. 4 Feature descriptor

1.2.1.7 特征点匹配

SURF 是通过计算两个特征描述符之间的匹配

度, 与设定参数相比, 验证是否为正确匹配对, 去除不符合要求匹配点对, 完成影像之间的匹配。试验使用最近邻比率进行无人机遥感影像粗配准, 保留阈值为 0.5 的特征点对, 该方法能够剔除大部分匹配点对, 最后采用 PROSAC 算法对粗配准后的匹配点对进行几何验证, 获取正确的变换模型, 进行影像精确配准。

1.2.2 PROSAC 算法

顺序抽样一致性算法 (PROSAC) 是一种基于 RANSAC 算法缺陷而进行改进的算法, 该算法先将特征匹配点对按照相似度的值降序排列, 选取序列靠前的 N 个较优点集迭代进行模型估计。该方法可以有效降低模型迭代估计的计算量, 避免从所有点集中无差别选取数据点计算变换模型, 提高正确样本的抽取几率, 最终提高运算效率。与 RANSAC 算法相比, PROSAC 是一种半随机半人为设置的参数估计方式, 尤其在处理高分辨率影像所产生的大量误匹配点对时, 有着较高的优越性。试验流程共有三步。

1.2.2.1 设置参数

设置最大迭代次数、内点误差阈值、数目阈值等参数。

1.2.2.2 判断迭代次数

在迭代次数范围内, 依据匹配点对的优劣差别, 从相似度靠前的点集中随机选取较优匹配点, 用于算出模型参数, 并将模型参数带回数据样本, 计算模型误差, 统计点集中的内点和外点数量, 根据此规则连续迭代, 获取内点数量最多的内点集合。

1.2.2.3 判定当前内点数量

若当前内点数量大于设定的数值, 则返回该内点集, 程序结束; 若不符合, 则增加迭代次数重复运行上步骤。

PROSAC 试验流程图如图 5 所示。

1.2.3 GPU 方法介绍

随着科学技术的快速进步, GPU 是一种高效率的图形加速器, 其拥有大量的可执行单元和更大带宽内存, 凭借结构简单、高并行性、低功耗的优势, 能并行迅速处理海量数据, 在科学计算领域的应用越来越广泛。GPU 对浮点数据的并行计算能力尤其突出, 相比中央处理器 (CPU) 的计算能力, GPU 对于浮点数据的计算可以达到百倍的加速效果。CPU 串行代码需要完成核函数启动前的数据准备、设备初始化和在 CUDA 并行函数运行之前进行一些串行计算。GPU 根据实际情况分配线程, 合理的线程划分对执行效率影响较大, 适用于处理计算密度高、逻辑分支

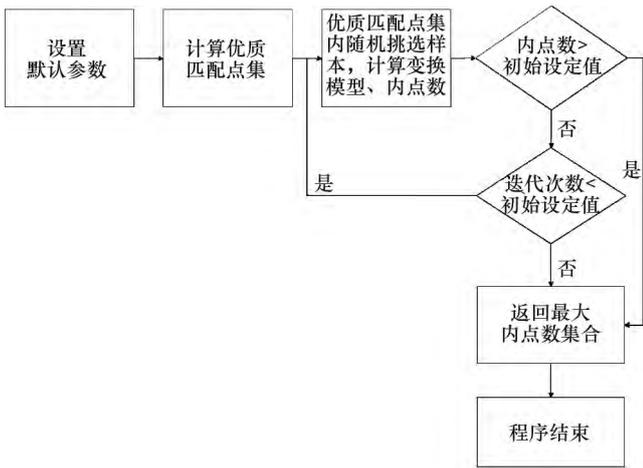


图 5 PROSAC 算法流程
Fig. 5 PROSAC algorithm flow chart

简单的大规模数据并行任务。CPU 和 GPU 相互结合，尽可能在 GPU 中完成并行任务，减少 CPU 和 GPU 之间的数据传输对提高运行效率有重大帮助。

通过图 6 中 CPU 和 GPU 结构比较可知，CPU 中拥有较多的控制器和缓存空间，可以支持较为复杂的逻辑判断；GPU 拥有更多的执行单元，芯片资源可以更加有效地用于提升数据计算的速度和质量。CPU 和 GPU 之间的逻辑架构比较如图 6 所示。

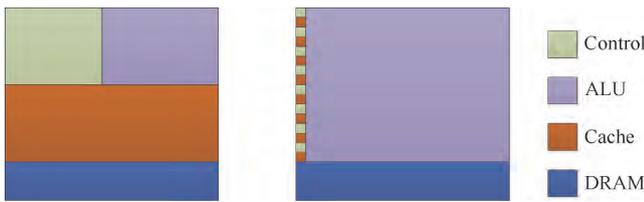


图 6 CPU 和 GPU 逻辑架构对比
Fig. 6 Comparison of CPU and GPU logical architecture

2 研究改进算法

依据处理过的无人机遥感影像，使用研究改进 SURF 算法进行拼接，试验流程图如图 7 所示。先使用 GPU 加速特征点提取，在使用 PROSAC 算法进行去除大量匹配点对，然后利用 GPU 并行运算加快了改进 SURF 算法的匹配速度，再利用 PROSAC 算法提高基于 SURF 算法的遥感影像配准精度。本次试验 GPU 并行运算和 PROSAC 算法均运行两次。试验以 4 组高分辨率无人机遥感影像

为测试数据，每组试验重复 1 次，并记录相关试验数据和结果。

2.1 基于 PROSAC 改进的 SURF 影像拼接算法

采用传统的 SURF 算法对无人机遥感影像进行配准，可以获得大量的特征点，配准精度较低。因此，为了提高特征点的匹配精度，引入 PROSAC 算法对 SURF 算法进行改进。首先，研究利用 SURF 算法提取特征点并生成特征点描述向量，在使用 PROSAC 算法剔除部分特征点。利用 NNDR(最近邻距离)进行无人机遥感影像粗配准，保留阈值为 0.5 的特征点对。这种方法可以消除大多数明显的错误匹配对。最后，利用 PROSAC 算法对粗配准后的匹配点对进行几何验证，计算影像变换模型。在影像匹配过程中，粗匹配和精匹配的结合不仅降低了计算复杂度，也降低了误匹配率，提高了运算效率和精度，有利于后续的影像处理。

2.2 基于 GPU 并行加速优化的 SURF 改进配准算法

针对无人机遥感影像分辨率高的特点，传统的 SURF 算法只在 CPU 中完成特征点的提取和生成特征点描述，计算量大，处理速度不能满足实时性要求。因此，基于 GPU 并行加速改进的 SURF 算法可以在 GPU 中完成积分图计算、特征点的提取、特征点描述符计算、特征匹配过程。GPU 可以启动足够多的线程，每个线程完成简单的计算任务，有效地提高数据处理的性能。该方法提高了无人机遥感影像配准的效率。

基于 GPU 改进 SURF 算法的特征提取过程框架如下：(1) 将输入的遥感影像从主机存储器传输到

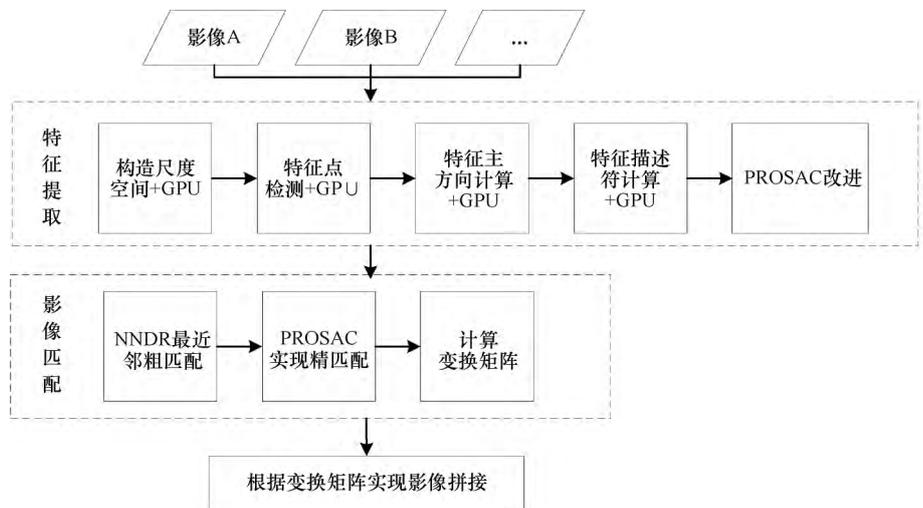


图 7 改进的 SURFGPU 算法框架
Fig. 7 Improved SURFGPU algorithm framework

GPU 显示存储器; (2) 在 GPU 中, 首先对图像进行集成, 生成完整的影像; (3) 利用积分图像对特征进行检测, 得到特征的位置和尺度参数; (4) 结合影像和特征参数计算特征主方向, 每次调用一次 GPU 函数; (4) 计算特征向量, 因为 SURF 描述符中有 16 个区域, 所以可以使用 16 个线程计算一个特征的特征向量; (5) 使用 GPU 加速特征点匹配过程; (6) 将经过上述步骤处理后的数据从 GPU 下载到 CPU 主机内存。

依据研究改进方法获取的正确特征匹配点对, 求出影像变换的单应矩阵, 依据单应矩阵实现影像配准。再将配准后的影像与基准影像融合为 1 幅完整影像。

3 试验结果与讨论

3.1 试验结果

试验以高分辨率无人机遥感影像为测试数据, 比较了原始 SURF 算法和改进 SURF 算法的运算结果。两幅试验影像中一个是基准影像, 另一个是待配准影像。将 SURF 算法和改进 SURF 算法的试验结果进行对比, 结果表明改进的 SURF 算法的变形更小, 精度更高。图 8 和图 9 分别是基于 SURF 算法和基于 PROSAC 改进 SURF 算法的匹配特征点。

两幅影像单应矩阵计算公式为

$$A = \begin{bmatrix} 1.036\ 610\ 667\ 438\ 953 & 0.013\ 740\ 927\ 367\ 775\ 67 & -112.143\ 781\ 968\ 880\ 7 \\ -0.015\ 582\ 729\ 646\ 220\ 9 & 1.012\ 306\ 918\ 863\ 838 & 262.849\ 563\ 144\ 604\ 4 \\ -2.213\ 469\ 606\ 218\ 95e-07 & 4.975\ 213\ 333\ 342\ 118e-06 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

最终配准图如图 10 所示。SURF 算法和 PROSAC-SURF 算法的精度如表 1 所列。当试验影像的分辨率为 $5\ 472 \times 3\ 648$ 像素时, 基于 PROSAC 改进

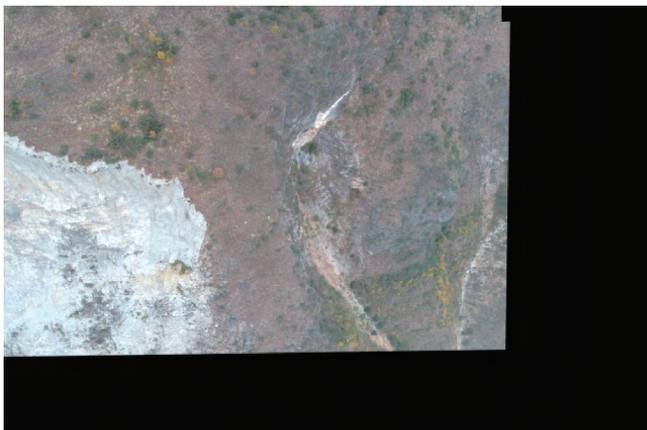


图 10 两幅影像的配准图
Fig. 10 The registration map of two images

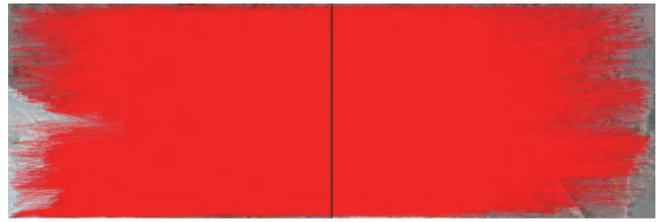


图 8 基于 SURF 算法的特征匹配点对
Fig. 8 Feature matching point pair based on SURF algorithm

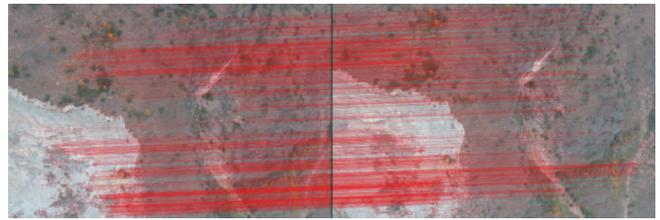


图 9 改进 SURF 算法的匹配特征点
Fig. 9 Matching feature points of the improved SURF algorithm

$$\begin{bmatrix} x^1 \\ y^1 \\ 1 \end{bmatrix} = A \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $[x, y, 1]^T$ 属于待配准影像上的像素点; $[x^1, y^1, 1]^T$ 属于基准影像上的像素点; A 为所求的单应矩阵。

其中一组数据所求的单应矩阵 A 为

SURF 算法得到的特征点数量约为 SURF 算法的 25%。改进方法的准确率约为 98%, 而仅使用 SURF 算法的准确率约为 91%。改进的 SURF 算法的准确率比 SURF 算法提高了 7%。试验结果表明: 基于 PROSAC 算法的改进 SURF 算法性能良好。

表 1 SURF 算法和 PROSAC-SURF 算法的精度

Table 1 Accuracy of SURF algorithm and PROSAC-SURF algorithm

试验组数	特征点数量/个		精度/%	
	SURF	改进 SURF	SURF	改进 SURF
第一组试验	4 092	1 022	78.5	94.6
第二组试验	4 547	1 146	96.6	98.1
第三组试验	5 899	2 636	90.3	99.9
第四组试验	148	104	99.3	99.5

同时, 对改进的 SURF 算法进行 GPU 加速优化, 以达到更高的效率和满足实际应用的需要。对 SURF

和 SURFGPU 算法之间的运行时间进行了详细的统计, 如表 2 所列和图 11 所示。如图 11 所示, 用于无人机遥感影像配准的 SURFGPU 算法的运行效率比 SURF 算法提高了 16 倍。因此, SURFGPU 的遥感影像配准算法运算时间达到毫秒级。

表 2 SURF 和 SURFGPU 算法的运行时间

Table 2 Running time of SURF and SURFGPU algorithms

试验组数	运行时间/ms		特征点数量/个	
	SURF	SURFGPU	SURF	SURFGPU
第一组试验	15 895.3	1 012.3	19 014	19 012
第二组试验	32 117.8	1 985.9	61 074	61 079
第三组试验	32 548.1	2 003.6	60 997	60 991
第四组试验	15 884.6	986.9	19 748	19 747

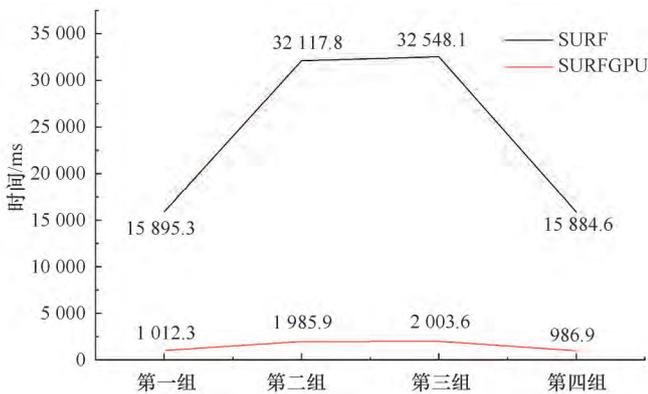


图 11 SURF 和 SURFGPU 算法的运行时间

Fig. 11 Running time plotting diagram of SURF and SURFGPU algorithms

3.2 精度验证

为验证本文方法的有效性, 统计试验过程中保存的两幅影像特征匹配点对相关信息, 相关系数值越高, 证明该对匹配点是同一个点的概率越高, 反之, 则概率越低。一组试验数据粗匹配特征点对相关系数如表 3 所列(共 4 092 对)。

表 3 粗匹配特征点对部分相关系数

Table 3 Correlation coefficients of rough matching feature points

同名点	左相片坐标值		右相片坐标值		相关系数
	X	Y	X	Y	
1	2 456.29	3 060.47	2 469.51	2 808.98	0.926 827 2
2	1 460.31	3 552.31	1 494.43	3 240.19	0.958 876 3
3	2 221.53	2 978.88	2 241.28	2 729.43	0.921 155 8
4	2 559.51	2 438.27	2 570.13	2 191.17	0.951 992 0
5	2 434.40	3 059.83	2 448.28	2 807.88	0.944 609 6
6	1 485.42	3 410.93	1 519.42	3 197.22	0.944 999 2
...
4 092	1 094.56	3 466.95	1 138.27	3 250.87	0.934 304 5

为了验证本文的试验精度, 本文从 8 幅影像中选取 33 组控制点进行展示。控制点的分布如图 12 所示。计算基准影像上的控制点坐标和待配准影像变换后的控制点坐标。原始 SURF 算法和本文改进后算法控制点精度统计结果如表 4 和表 5 所列。

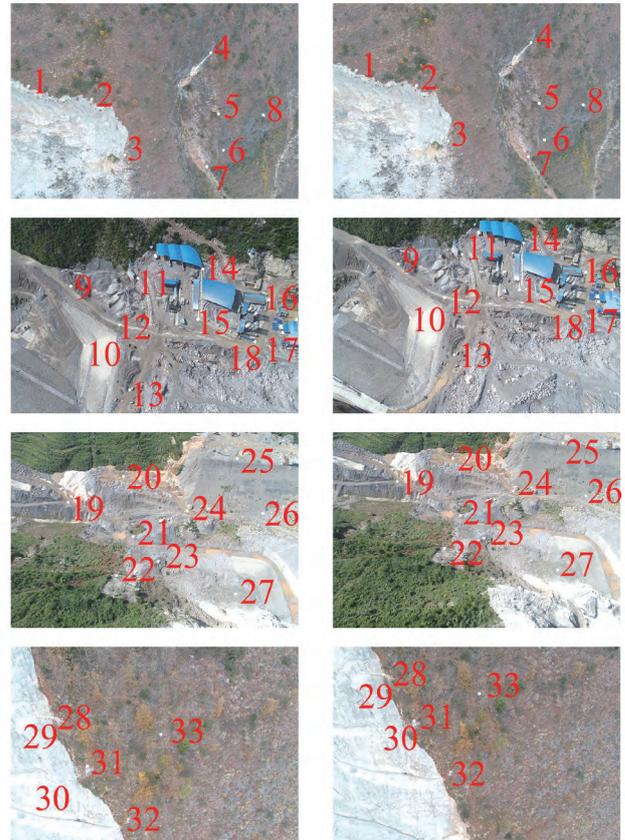


图 12 控制点分布

Fig. 12 Distribution of control points

表 4 SURF 算法控制点精度

Table 4 SURF algorithm control point accuracy

特征点	左相片坐标值		右相片坐标值		精度 (像元)
	X	Y	X	Y	
1	331.69	1 562.42	332.35	1 563.39	1.17
2	1 528.16	1 808.56	1 528.83	1 807.87	0.96
3	2 169.75	2 827.61	2 169.14	2 828.46	1.05
4	3 797.37	945.91	3 798.12	945.21	1.03
5	3 939.42	2 054.86	3 938.76	2 054.17	0.95
6	4 042.95	2 745.14	4 042.31	2 744.25	1.10
...
33	2 775.33	856.14	2 775.94	856.83	0.92

如表 4、表 5 所列和图 12 所示, 基础 SURF 算法的控制点精度在 1 个像元左右, 而研究改进算法的 4 组控制点的试验精度约在 0.4 像元以内, 提高了传统 SURF 算法的配准精度。精度验证结果表明, GPU 并行加速的处理结果优于 CPU。研究改进方法不仅

表 5 本文改进算法控制点精度

Table 5 The control point accuracy of the improved algorithm in this paper

特征点	左相片坐标值		右相片坐标值		精度 (像元)
	X	Y	X	Y	
1	331.69	1 562.42	331.34	1 562.58	0.38
2	1 528.16	1 808.56	1 528.25	1 808.30	0.28
3	2 169.75	2 827.61	2 169.53	2 827.35	0.34
4	3 797.37	945.91	3 797.15	945.76	0.27
5	3 939.42	2 054.86	3 939.60	2 054.59	0.32
6	4 042.95	2 745.14	4 040.81	2 745.42	0.31
...
33	2 775.33	856.14	2 775.47	856.48	0.37

使无人机遥感影像配准的 SURFGPU 算法的运行效率比传统 SURF 算法提高了 16 倍, 还可以使遥感影像配准算法的配准精度达到 0.4 个像元, 使计算时间达到毫秒级, 均证明了研究改进方法的有效性。

试验结果表明: 改进后的 SURFGPU 算法在提高原始 SURF 算法精度的基础上, 同时可以满足无人机遥感影像快速、自动、高效的配准要求, 能够快速、准确地匹配影像, 其他学者的研究也证明了改进的 SURF 算法具有更好的匹配效果。但是, 如果能够使用集群计算机实现基于云计算资源的实时传输和拼接, 满足实时操作、拼接处理、信息提取、地图绘制等应用的全过程, 那么匹配效果和及时性将得到更加显著提高, 对于抢险救灾等领域尤为重要。在对研究区域影像进行实时拼接后, 在依据地面控制点数据, 对影像进行畸变误差校正, 生成最终的研究区域正射影像图。使用改进的 SURFGPU 算法在近实时的情况下获得完整的全覆盖区域地图如图 13 所示。



图 13 基于改进 SURFGPU 算法获得的区域覆盖地图

Fig. 13 Area coverage map obtained based on the improved SURFGPU algorithm

3.3 讨论

结合实际应急灾害救援需求, 研究提出一种改进的无人机遥感影像处理方法。研究改进方法速度比传统 SURF 算法提高 16 倍, 准确率提高了 7%, 精度达到 0.4 个像元, 获得较好的匹配结果。对比以往其他科研工作者的研究, 胡晓彤等^[28]提出了一种特征点尺度与特征强度自适应的 SURF 特征点匹配算法, 该方法定位误差降低了 10%, 像元精度达到 0.6 个像元, 而研究改进算法像元精度达到了 0.4 个像元。潘建平^[29]引入分块和相对距离改进 SURF, 改进后的准确率提高了 12%, 精度达到 2.69 个像元, 研究改进方法引入 GPU 不仅使试验速度有大幅度提高, 最终的像元精度也比该方法提高了 6 倍。刘金硕等^[30]将 GPU 并行计算和 SURF 算法相结合, 使加速比提高了 10 倍, 研究改进方法运用到云南牛栏江红石岩影像拼接中, 最终加速比提高了 16 倍, 证明研究改进算法优势较为明显。从上述成果可以看出, 以上学者改进方法虽然也取得较好的匹配结果, 但其改进方法只注重对精度或速度的单一提高, 仍有一定的改进空间。

研究改进结果表明: 改进的 SURF 算法配准运行时间明显优于单 SURF 算法和其他改进的 SURF 算法, 这说明合理使用 GPU 加速优化可以获得更好的效果, 提高算法的精度和实时性。因此, 研究基于 GPU 并行加速将一直是无人机影像配准的重点研究方向。研究提出的改进 SURF 算法可以达到精度和速度同时提高, 为无人机影像匹配算法提供了一种新的改进方法, 拓展了无人机遥感影像的研究进展, 同时为其他遥感影像拼接提供了一种新的思路。

研究改进算法虽然获得了较好的试验结果, 但仍有一定的不足需要进一步改进。RANSAC、PROSAC、MLESCAC、NAPSAC、GASAC 等一系列改进算法, 虽然能获得较为精准的配准结果, 但在应急灾害救援等实时性要求较高的领域, 还存在计算量较大的缺陷^[17]。鉴于 RANSAC 的变体均有其各自的优势和缺陷, 研究实现多种变体优势相结合, 则会有更大的应用前景。当前, 深度学习随着计算机运行能力的提高, 逐渐成为 AI 研究的热门领域, 而结合深度学习进行图像拼接研究也已经取得一定的研究进展, 研究两者结合将是未来的发展方向。

鉴于研究改进方法具有较强的理论研究价值和实际应用价值。研究改进算法不仅拓展了无人机数据处理的方法研究, 具有较强的理论研究意义, 而且可用于开发一套无人机数据处理软件, 系统地实现无人机影像处理整个流程, 满足科学研究、工程应用、抢险

救灾等实际需求, 推动无人机领域的快速发展, 具有较强的实际应用价值。

4 结 论

研究针对无人机影像匹配算法精度和速度较低的问题, 以满足实际应用需要为导向, 提出了一种新的无人机遥感影像快速配准方法。本文在 SURF 算法的基础上, 先采用 PROSAC 算法去除大量匹配点对提高遥感影像配准的精度, 然后采用 GPU 并行运算提高改进 SURF 算法的计算速度, 最后在使用 PROSAC 几何验证实现研究区域影像精准拼接。结果表明, 研究改进的 SURF 算法的准确率比 SURF 算法提高了 7%, 影像配准的运行效率比 SURF 算法提高了 16 倍左右, 研究改进计算时间达到毫秒级, 精度达到 0.4 个像元。

因此, 改进的 SURF 算法具有更好的匹配精度和更快的速度, 能满足无人机遥感影像配准速度和精度的要求。改进后的方法将遥感影像的配准时间缩短到毫秒级, 实现了无人机遥感影像的实时、高效配准, 能够满足科学研究、工程应用、抢险救灾快速响应的需求, 具有较高的理论研究意义和实际应用价值。

参考文献(References):

- [1] 张永生. 现场直播式地理空间信息服务的构思与体系[J]. 测绘学报, 2011, 40(1): 1-4.
ZHANG Yongsheng. The conception and architecture of live-service for geospatial information[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(1): 1-4.
- [2] 何敬, 李永树, 鲁恒, 等. 基于 SIFT 特征点的无人机影像拼接方法研究[J]. 光电工程, 2011, 38(2): 122-126.
HE Jing, LI Yongshu, LU Heng, et al. Research of UAV aerial image mosaic based on SIFT [J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 38(2): 122-126.
- [3] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey [J]. Image & Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [4] 张小洪, 李博, 杨丹. 一种新的 Harris 多尺度角点检测[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(7): 1735-1738.
ZHANG Xiaohong, LI Bo, YANG Dan. A novel Harris multi-scale corner detection algorithm [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007, 29(7): 1735-1738.
- [5] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN: a new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-Up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110

- (3): 346-359.
- [8] ARTAL R M, TARDOS J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [9] 董强, 刘晶红, 王超, 等. 基于改进 BRISK 的图像拼接算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(2): 444-450.
DONG Qiang, LIU Jinghong, WANG Chao, et al. Image mosaic algorithm based on improved BRISK [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(2): 444-450.
- [10] 李鹏, 武文波, 王宗伟. 基于非线性尺度空间的多源遥感影像匹配[J]. 测绘科学, 2015, 40(7): 41-44+103.
LI Peng, WU Wenbo, WANG Zongwei. Multi-source remote sensing images matching based on nonlinear scale space [J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40(7): 41-44.
- [11] 梁焕青, 范永弘, 万惠琼, 等. 一种运用 AKAZE 特征的无人机遥感影像拼接方法[J]. 测绘科学技术学报, 2016, 33(1): 71-75.
LIANG Huanqing, FAN Yonghong, WAN Huiqiong, et al. Mosaic algorithm of UAV images based on AKAZE features [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2016, 33(1): 71-75.
- [12] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [13] 刘立, 彭复员, 赵坤, 等. 采用简化 SIFT 算法实现快速图像匹配[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(1): 181-184.
LIU Li, PENG Fuyuan, ZHAO Kun, et al. Simplified SIFT algorithm for fast image matching [J]. Infrared and Laser Engineering, 2008, 37(1): 181-184.
- [14] LUO J, GWUN O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4): 143-152.
- [15] 杨博雄, 杨雨绮. 利用 PCA 进行深度学习图像特征提取后的降维研究[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(1): 279-283.
YANG Boxiong, YANG Yuqi. Applying PCA to dimensionality reduction of image features extracted by deep learning [J]. Computer Systems & Applications, 2019, 28(1): 279-283.
- [16] 朱佳文, 屈新原, 高小伟. 基于 CSIFT 算法的 UAV 影像配准技术研究[J]. 首都师范大学学报(自然科学版), 2013, 34(4): 69-74.
ZHU Jiawen, QU Xinyuan, GAO Xiaowei. Study on UAV image registration technique based on CSIFT [J]. Journal of Capital Normal University (Natural Science Edition), 2013, 34(4): 69-74.
- [17] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of The ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [18] 李振宇, 田源, 陈方杰, 等. 基于改进 ORB 和 PROSAC 的无人机航拍图像拼接算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 91-99.
LI Zhenyu, TIAN Yuan, CHEN Fangjie, et al. Aerial image stitching algorithm for unmanned aerial vehicles based on improved ORB and PROSAC [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 91-99.

- [19] 李静,杨宜民,张学习. 一种改进的 MLESAC 基本矩阵估计算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(19): 214-217.
LI Jing, YANG Yimin, ZHANG Xuexi. An improved MLESAC algorithm for estimating fundamental matrix [J]. computer engineering, 2012, 38(19): 214-217.
- [20] 魏若岩, 金雅素. 抽样一致性及其改进算法综述[J]. 智能计算机与应用, 2019, 9(5): 17-24.
WEI Ruoyan, JIN Yasu. Overview of the RANSAC and its improvement algorithm [J]. Intelligent Computer and Applications, 2019, 9(5): 17-24.
- [21] SHOJAEDINI E, MAJD M, SAFABAKHSH R. Novel adaptive genetic algorithm sample consensus [J]. Applied Soft Computing, 2019, 77: 635-642.
- [22] 徐晓伟. 无人机影像匹配算法研究[D]. 西安: 长安大学, 2019.
XU Xiaowei. Research on UAV Image Matching Algorithm [D]. Xian: Changan University, 2019.
- [23] RASHID M, KHAN M A, SHARIF M, et al. Object detection and classification: a joint selection and fusion strategy of deep convolutional neural network and SIFT point features [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(12): 15751-15777.
- [24] 李学亮, 王维. 基于 CNN 和 SIFT 特征的遥感图像变化检测[J]. 电子测量技术, 2019, 42(21): 87-91.
LI Xueliang, WANG Wei. Remote sensing image change detection based on CNN and SIFT features [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(21): 87-91.
- [25] ACHARYA K A, VENKATESH BABU R, VADHIYAR S S. A real-time implementation of SIFT using GPU [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2018, 14(2): 267-277.
- [26] 王洪光, 黄北生, 王学生. 基于 CUDA 的二叉树图像拼接算法研究[J]. 地理空间信息, 2019, 17(12): 103-105+109+11.
WANG Hongguang, HUANG Beisheng, WANG Xuesheng. Research on binary tree image mosaic algorithm based on CUDA [J]. Geospatial Information, 2019, 17(12): 103-105+109+11.
- [27] RAMKUMAR B, LABER R, BOJINOV H, et al. GPU acceleration of the KAZE image feature extraction algorithm [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2020, 17(5): 1169-1182.
- [28] 胡晓彤, 任辉, 刘楠. 尺度与特征强度自适应的 SURF 特征点匹配算法[J]. 天津科技大学学报, 2019, 34(2): 72-76.
HU Xiaotong, REN Hui, LIU Nan. Adaptive SURF feature points matching algorithm based on scale and feature intensity [J]. Journal of Tianjin University of Science & Technology, 2019, 34(2): 72-76.
- [29] 潘建平, 郝建明, 赵继萍. 基于 SURF 的图像配准改进算法[J]. 国土资源遥感, 2017, 29(1): 110-115.
PAN Jianping, HAO Jianming, ZHAO Jiping. Improved algorithm based on SURF for image registration [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2017, 29(1): 110-115.
- [30] 刘金硕, 曾秋梅, 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 Jinshuo, ZENG Qiumei, ZOU Bin, et al. Speed-up robust feature image registration algorithm based on CUDA [J]. Computer Science, 2014, 41(4): 24-27.

(责任编辑 王海锋)