

基于改进 PMVS 算法的多视遥感地形影像密集匹配

王阳萍^{1,2,3}, 刘喜兵^{1*}, 杨景玉¹, 党建武^{1,3}

¹兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070;

²兰州交通大学计算机科学与技术国家级实验教学示范中心, 甘肃 兰州 730070;

³甘肃省人工智能与图形图像处理工程研究中心, 甘肃 兰州 730070

摘要 基于面元的多视立体(PMVS)算法应用于遥感多视地形影像三维场景重建时,影像中的弱纹理、灰度值变化不明显区域使得重建出的三维地形点云存在整体分布密度低和局部孔洞现象。结合遥感地形影像的特点,提出了基于影像块的并发 SIFT 算子和地面高程范围约束的改进 PMVS 算法,首先在特征提取阶段得到分布密集、均匀的特征点,进而通过地面高程范围约束的匹配传播过程高效地得到种子面元,再通过迭代种子面元扩充、面元过滤过程得到地形影像的三维点云数据。实验结果表明,相比原 PMVS 算法,改进的 PMVS 算法可在幅宽大、存在弱纹理区域的多视遥感地形影像上重建出稠密点云,有效修复了地形点云场景中的孔洞,并提高了重建时间效率。

关键词 遥感; 遥感地形影像; 三维场景重建; 点云孔洞; 地面高程范围约束

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2228009

Dense Matching of Multi-View Remote Sensing Terrain Image Based on Improved PMVS Algorithm

Wang Yangping^{1,2,3}, Liu Xibing^{1*}, Yang Jingyu¹, Dang Jianwu^{1,3}

¹ School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

² Experimental Teaching Center on Computer Science, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

³ Gansu Provincial Engineering Research Center for Artificial Intelligence and Graphic & Image Processing, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract When the patch-based multi-view stereo (PMVS) algorithm is applied to the three-dimensional (3D) scene reconstruction of multi-view remote sensing terrain images, due to the existence of weak texture and areas with no obvious change of gray value, there is the phenomenon that the reconstructed 3D terrain point cloud has low density of overall distribution and local holes. Combining the characteristics of remote sensing terrain images, this paper proposes an improved PMVS algorithm based on the concurrent SIFT operator of the image block and the ground elevation scope constraint. Firstly, uniform feature points with dense distribution are obtained in the feature extraction stage. Then through the propagation process of matching based on the ground elevation scope constraint, the seed patches are efficiently calculated. Finally, the 3D point cloud data of the terrain images is obtained by the iteration of the expansion and by filtering of seed patches. Experimental results show that compared with the original PMVS algorithm, the improved PMVS algorithm in this paper can reconstruct dense point clouds on multi-view remote sensing terrain images with wide and weak textures, effectively repair holes in the terrain point cloud scene, and improve the reconstruction time efficiency.

Key words remote sensing; remote sensing terrain image; three-dimensional scene reconstruction; point cloud holes; ground elevation scope constraints

收稿日期: 2021-01-13; 修回日期: 2021-01-22; 录用日期: 2021-02-04

基金项目: 国家自然科学基金(41761082)、甘肃省科技计划项目(18JR3RA104)、国家市场监督管理总局科技计划项目(2019MK150)

通信作者: *1972431896@qq.com

1 引言

随着高分辨率立体成像卫星的相继发射以及遥感技术的快速发展,基于数字摄影测量和计算机视觉的密集匹配技术正在成为重建多视遥感影像的关键技术^[1-4]。早期的影像匹配是由少量稀疏的同名像点产生条件约束,再进行影像姿态的求解和位置的定向,从而得到影像的三维稀疏点云^[5]。近年来许多学者将多视立体(MVS)技术成功应用于遥感影像的三维重建,获得了精度和完整性较高的大比例尺地形地物三维重构场景^[6]。

根据文献[7-8],多视立体算法分为 5 类:面元扩充法^[7,9-11],深度图融合法^[12-13],体素法^[14-15],可变多边形网格法^[16-17],以及基于深度学习的方法^[18-19]。以半全局立体匹配(SGM)^[13]算法为代表的深度图融合法要求先得到一个稠密且准确的深度图,再在一些约束条件下通过深度图融合重建出三维场景。此方法中得到的深度图噪声大、冗余度高,这影响了重建精度和效率。以图割算法^[14]为代表的体素法要求初始化包含重建场景的边界框,其重建精度受到体素网格分辨率的限制。以视觉外壳模型^[16]算法为代表的可变多边形网格法需要一个良好的起点来初始化相应的优化过程,通常局限于场景数据集,灵活性不高,这限制了它们的适用性。基于深度学习的方法依赖于大量影像训练数据集来得到相关参数,然后基于输入影像预测深度信息,进行三维重建,该方法对计算机硬件性能要求较高,目前仅适用于较小分辨率的影像数据^[18]。而基于面元的方法通过对一系列多视影像匹配生成的初始种子面元进行迭代扩充和过滤的方式来完成场景表面重建。此类方法通过面元的集合来表示场景表面,在场景空间中增加了面元的表面法线和位置信息,提高了场景重建精度和完整性。典型算法有 Furukawa 等^[7]提出的基于面元的多视立体(PMVS)算法。

PMVS 重建算法是一种简单高效的多视密集匹配算法,近年来被广泛应用于遥感多视影像的地

形地物场景三维重构,以实现其三维空间信息的充分表达。文献[3]提出了基于 CPU 多线程和 GPU 两级力度并行策略的 PMVS 算法,解决 UAV (Unmanned Aerial Vehicle) 航拍影像三维场景重建过程中计算量大、时间复杂度高的问题。文献[10]针对多幅 UAV 影像提出了基于图像分组和自适应面元的多视立体匹配算法(IG-SAPMVS),解决了窄基线情况下原算法计算效率相对较低的问题。研究者们主要针对将 PMVS 算法应用于大幅面遥感影像三维重构时计算量大、时间复杂度高的问题进行各种改进,取得了较好的加速比,而在影像弱纹理区域重建出的场景点云依旧存在稀疏、孔洞现象。

本文针对幅宽大、弱纹理区域显著的遥感地形影像三维重构提出了一种基于面元的改进多视立体算法,该算法先利用基于影像块的并发 SIFT 算子提取出影像的特征点,再通过基于地面高程范围约束的匹配传播策略得到初始种子面元,最后通过迭代面元的扩充、过滤得到影像对应地形场景的三维密集点云。本文算法有效改善 PMVS 算法对遥感多视地形影像弱纹理区域的重建点云中存在的稀疏、孔洞现象,并提高了重建效率。

2 PMVS 算法

PMVS 算法是一种基于面元的多视立体算法,能高效地从一组已知相机参数的二维图像集中重建出场景的三维点云模型。本文结合重建对象的遥感多视地形影像存在弱纹理区域、幅宽大、地面高程范围已知的特点,通过改进 PMVS 算法将其成功地应用在遥感多视地形影像的点云重建上。本文是在 PMVS 算法的基础上进行改进,故本节首先简要介绍 PMVS 算法的理论基础,给出必要的定义。

根据文献[7],面元(点云片)是由中心点 $c(p)$ 和方向向量 $\mathbf{n}(p)$ 组成的小平面矩形,该平面与所重建物体的表面近似相切,其大小一般定义为其在参考图像 $R(p)$ 上投影的 $n \times n$ 像素。除了 $c(p)$ 、 $\mathbf{n}(p)$,面元 p 的其他属性定义如下:

$$V(p) = \left\{ I_i \mid I_i \in I_m, \mathbf{n}(p) \cdot \frac{c(p)O(I_i)}{|c(p)O(I_i)|} > \cos \tau \right\}, \quad (1)$$

$$V^*(p) = \{ I \mid I \in V(p), h[p, I, R(p)] \leq \alpha \}, \quad (2)$$

$$C(p) = \{ C_i(x', y') \mid p \in Q_i(x, y), |x - x'| + |y - y'| = 1 \}, \quad (3)$$

$$R(p) = \min_{I \in V(p)} \sum_{J \in V(p) \setminus I} h(p, I, J), \quad (4)$$

式中: $V(p)$ 为面元 p 的准可见图像集, 即所有包含面元 p 的图像集合 (包含面元 p 应该被看到但是由于运动模糊、遮挡、高光等而不被看到的图像); $V^*(p)$ 为图像集 $V(p)$ 中面元 p 都能被看到的图像集合; $C(p)$ 为点云片 p 在 $V(p)$ 中的毗邻块组成的集合; $R(p)$ 为每个面元 p 对应的参考图像, $R(p)$ 对 p 保持

可见; $O(I_i)$ 为参考图像 $R(p)$ 的光心, 不等式 $n(p) \cdot \frac{c(p)O(I_i)}{|c(p)O(I_i)|} > \cos \tau$ 的左边表示面元 p 的单位法向量与经过 p 中心并与 $O(I_i)$ 形成向量的单位向量的点积, $\tau = \pi/3$; $h[p, I, R(p)]$ 为面元 p 在其参考图像 $R(p)$ 和图像 I 上投影的灰度一致性度量函数:

$$h[p, I, R(p)] = 1 - N_{cc}\{q(p, I), q[p, R(p)]\}, \quad (5)$$

式中: $q(p, I)$ 和 $q[p, R(p)]$ 为面元 p 分别在图像 I 和参考图像 $R(p)$ 上投影的像素灰度; N_{cc} 为两个像素灰度的归一化互相关系数。面元 p 在图像集 $V(p)$ 、 $V^*(p)$ 上的灰度一致性度量函数分别为

$$g(p) = \frac{1}{|V(p) \setminus R(p)|} \sum_{I \in V(p) \setminus R(p)} h[p, I, R(p)], \quad (6)$$

$$g^*(p) = \frac{1}{|V^*(p) \setminus R(p)|} \sum_{I \in V^*(p) \setminus R(p)} h[p, I, R(p)]. \quad (7)$$

$Q_i(x, y)$ 、 $Q_i^*(x, y)$ 分别为图像 $I_i \in I_m$ 中任一图像块 $C_i(x, y)$ 对应的可见重建空间面元集合, 可分别表示为

$$Q_i(x, y) = \{p \mid I_i \in V(p), \text{proj}_i(p) \in C_i(x, y)\}, \quad (8)$$

$$Q_i^*(x, y) = \{p \mid I_i \in V^*(p), \text{proj}_i(p) \in C_i(x, y)\}, \quad (9)$$

式中: $\text{proj}_i(p)$ 为 p 在图像 I_i 上的投影。给定待重建场景的多视图图像集合 $I_m = \{I_1, I_2, \dots, I_i, \dots, I_n\}$, PMVS 算法重建过程主要分 4 步: 特征点提取、种子面元生成、扩散和过滤。算法重建流程如图 1 所示, 首先提取多视图图像集 I_m 中所有图像的 Harris 和 DoG 特征, 在核线约束条件下通过特征

点匹配得到潜在特征匹配点对, 再采用三角化方法生成初始种子面元, 最后将种子面元向其邻域图像块扩充, 得到稠密面元。为了保证算法的精细化重建, 种子面元扩散结束后需要过滤操作以剔除误匹配点对, 经过多次迭代, 最终得到场景的三维点云。

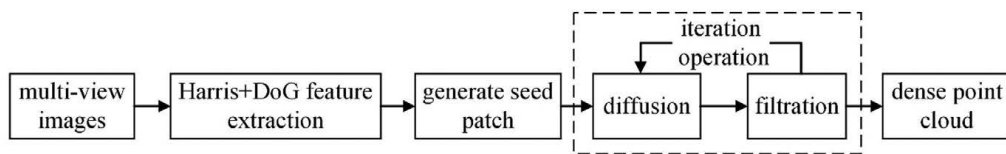


图 1 PMVS 算法的重建流程

Fig. 1 Reconstruction process of PMVS algorithm

3 改进的 PMVS 算法

本文改进 PMVS 算法的重建流程如图 2 所示,

包括重建影像 SIFT 特征提取、基于地面高程范围约束的匹配传播、种子面元扩充和面元过滤 4 个过程。在影像特征提取阶段, 针对原 PMVS 算法中的

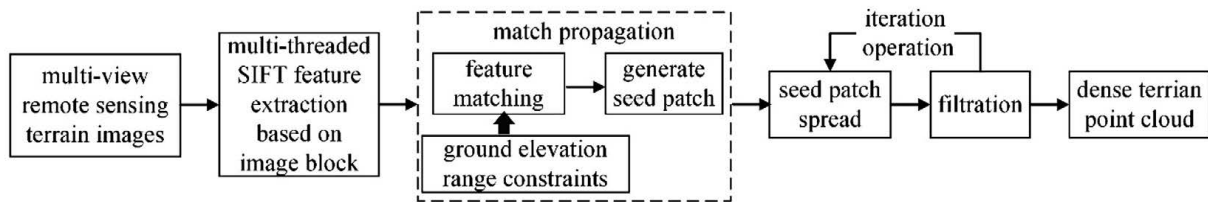


图 2 改进 PMVS 算法的重建流程

Fig. 2 Reconstruction process of improved PMVS algorithm

Harris 特征提取算子提取出的遥感地形影像弱纹理区域的角点特征分布不均匀的问题,提出了基于影像块的并发 SIFT 特征提取算子;为了提高影像 SIFT 特征匹配的时间效率,结合遥感地形影像地面高程值已知的特点,提出了基于地面高程范围约束的特征点匹配传播过程。在种子面元扩充阶段,使用格网扩散方式,以种子面元为中心扩充出多个面元;面元过滤阶段使用可视一致性约束条件、弱正则化形式误匹配点去除策略来进行过滤,通过多次迭代种子面元扩充、面元过滤过程,最后得到密集地形点云。

3.1 基于影像块的并发 SIFT 特征提取

PMVS 算法中的 Harris 算子在局部区域灰度值不一致、纹理特征稀疏的大幅面地形遥感多视影像中提取出的角点特征,在弱纹理区域稀疏出现,不均匀地分布在整幅影像上,这导致重建出的三维地形点云分布不均匀、存在孔洞区域。SIFT

算子将尺度不变量特征变换作为影像数据的一种变换,通过将其转化为相对于局部特征的尺度不变量坐标,可生成覆盖重建影像整个尺度和位置的大量均匀密集特征。为了提取出大比例尺、存在弱纹理的地形影像的整体分布均匀、密集点云,同时为了加速特征检测,本文在 PMVS 算法的特征提取阶段提出了基于影像块的并发 SIFT 算子。

基于影像块的并发 SIFT 算子的处理流程如图 3 所示。该算法的具体思想是先在主线程中将大幅面遥感影像进行切割,得到大小相同的影像块,再通过多线程并发策略构建影像块的三阶尺度空间,在每一阶尺度空间上依次进行 DoG 空间极值检测、特征点精确定位及过滤、特征点方向确定、SIFT 特征描述子生成,得到影像块对应的 SIFT 特征点文件,最终通过合并 SIFT 特征点文件,得到整幅影像的 SIFT 特征。

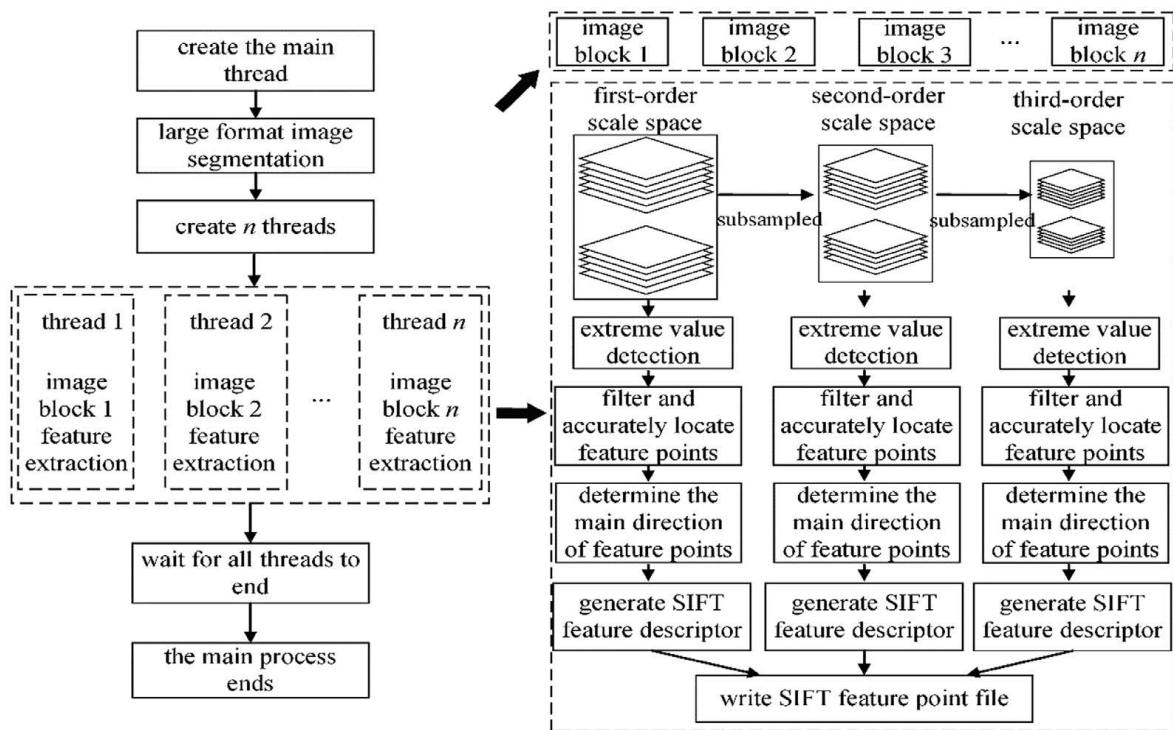


图 3 基于影像块的并发 SIFT 算子的处理流程图

Fig. 3 Process flow chart of concurrent SIFT operator based on image block

大幅面遥感影像的分块切割策略如图 4 所示,对一景遥感影像先进行分行处理,得到影像条带,再对条带影像进行分块,在切割过程中确保条带与条带、影像块与影像块之间存在重叠区域,以避免影像块边缘特征丢失;使用三层树结构存储行、块的位置索引信息,避免无序的分块读写操作引起硬盘的性能下降。

3.2 基于地面高程范围约束的匹配传播

根据遥感地形影像地面高程范围已知的特点,本文在 PMVS 算法的匹配传播过程中加入了地面高程范围约束条件,缩小了搜索图像 $I(p)$ 中特征点 f' 的匹配搜索范围,加速了匹配过程。改进之后的 PMVS 算法,先在每幅影像上建立一个 $\beta \times \beta$ 像素块的规则网格(本文实验中 β 取 2),再使用 3.1 节

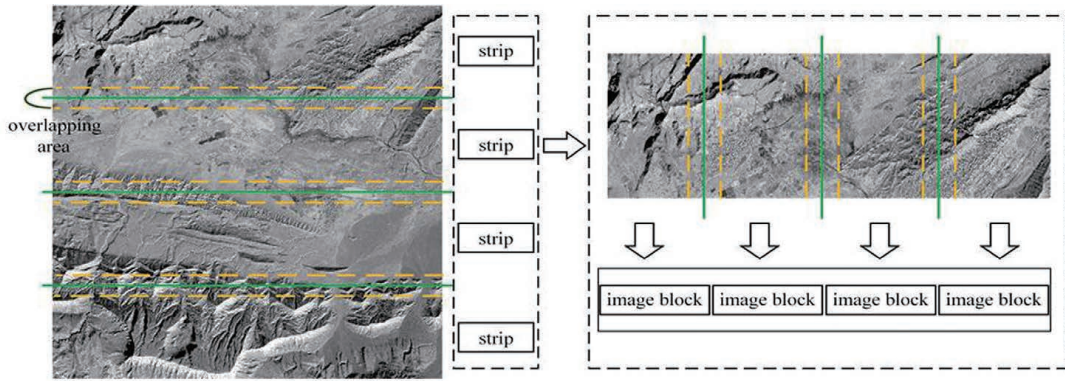


图 4 影像分块策略示意图

Fig. 4 Schematic diagram of image segmentation strategy

中提出的基于影像块的并发 SIFT 算子检测特征点,然后基于影像地面高程范围约束条件进行特征点匹配,得到种子面元并进行面元传播。

设 (Z_{min}, Z_{max}) 表示参考影像 $R(p)$ 中地面高程的大致范围,则其在 $I(p)$ 中对应的极线上有一个对应的表示范围 (P_{min}, P_{max}) ,如图 5 所示。对于 $R(p)$ 中的每个匹配特征点 f ,先在 $I(p)$ 中的对应极线 (P_{min}, P_{max}) 范围内(图 5 右图中的平行四边形框)搜索潜在的候选匹配点 f' ,再计算该范围内每

个潜在候选匹配点与匹配特征点 f 之间的相关系数。将相关系数大于 γ 的潜在候选特征点 ($\gamma = 0.7$) 作为候选匹配点 f' 并将其加入集合 F 中,根据相关系数的大小对集合 F 进行排序,然后对与集合 F 相关的三维点进行 (f, f') 三角量测。将这些三维空间点作为潜在的面元中心,从这些点逐个初始化每个面元,并初始化相应的图像集 $V(p)$ 和 $V^*(p)$ 。使用共轭梯度法^[20]来细化面元的中心向量和法向量,并更新 $V(p)$ 和 $V^*(p)$ 。

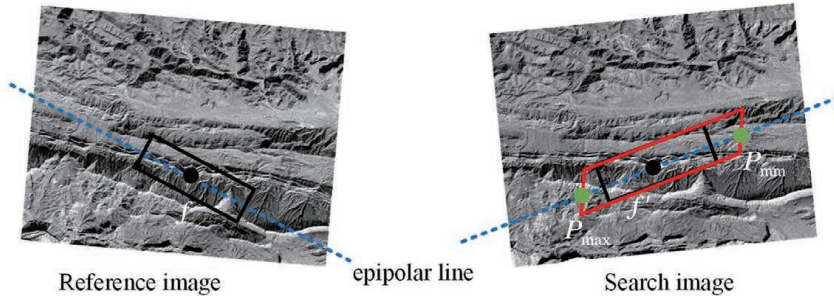


图 5 特征点 f 与潜在候选匹配点 f' 的约束关系

Fig. 5 Constraint relationship between feature point f and potential candidate matching point f'

如果 $|V^*(p)| \geq 3$,则认为面元 p 生成成功,并将面元 p 存储在可见影像的相应单元格中。最后,依次细化和验证与潜在面元中心相关联的每个候选面元,利用法向量得到精确的三维种子面元。

种子面元 p 生成之后,根据第 2 节的(3)式得到面元 p 的邻域图像块集 $C(p)$,对 $C(p)$ 中满足一定约束条件的 $C_i(x, y)$ 以格网扩散方式扩充出一个新的面元 p' 。将种子面元 p 所在平面与穿过 $C_i(x, y)$ 中心的可视光线所形成的交点及 $n(p)$ 、 $V(p)$ 、 $R(p)$ 分别作为新面元 p' 的 $c(p')$ 、 $n(p')$ 、 $V(p')$ 、 $R(p')$ 属性的初始值,并通过第 2 节中(2)式初始化可视图像集 $V^*(p)$ 。剩下的步骤与生成种子面元的过程类似,即优化并验证新面元,更新 $V(p)$ 和 $V^*(p)$ 。

3.3 面元过滤

将新面元作为种子面元继续进行扩充,使用可视一致性约束条件、弱形式的正则化两个过滤器来去除错误的面元,迭代 n 次,最后得到均匀、密集的地形面元集合。

可视一致性约束条件为

$$|V^*(p_0)| [1 - g^*(p_0)] < \sum_{p_j \in U} 1 - g^*(p_j), \tag{10}$$

对于一个面元 p_0 ,用 U 表示 p_0 遮挡住的面元集合。当 p_0 与 U 中的面元之间满足(10)式,将 p_0 作为位于地形场景表面之外的错误重建面元去除。

使用弱正则化条件作为聚类约束:对于每个面元 p_0 ,收集 $V(p_0)$ 中投影到 p_0 所在图像块及所有相邻

图像块的面元集合。若 p_0 邻域内面元与该集合面元数量的比例小于 0.25, 则将 p_0 作为离群值剔除。

4 实验分析

4.1 实验数据及环境

本文采用资源三号 02 星搭载的三线阵测绘相机所拍摄的位于某地区的经过预处理后的多组前视、后视、下视影像作为原始实验数据进行实验。本文实验分为两组: 第一组分别使用 Harris 算子、SIFT 算子、基于影像块的多线程 SIFT 算子在多组多视遥感影像上进行特征提取实验; 第二组使用原 PMVS 算法和本文算法对三视遥感地形影像进行

点云生成实验。本文所有算法的实验过程均使用统一的硬件平台, 主要配置为: Intel (R) Xeon (R) Gold5115 CPU @ 2.39 GHz 处理器, NVIDIA Quadro P4000 显卡, 系统版本为 Ubuntu 16.04。

4.2 实验结果与分析

1) 实验一

分别使用 Harris 算子、SIFT 算子、基于影像块的并发 SIFT 算子在多组三视遥感地形影像上进行特征点提取实验, 从分布均匀性、时间效率两个方面来验证本文方法中提出的基于影像块的并发 SIFT 算子的高效性。限于篇幅, 本文仅展示 4 幅影像的特征检测结果, 如图 6 所示。

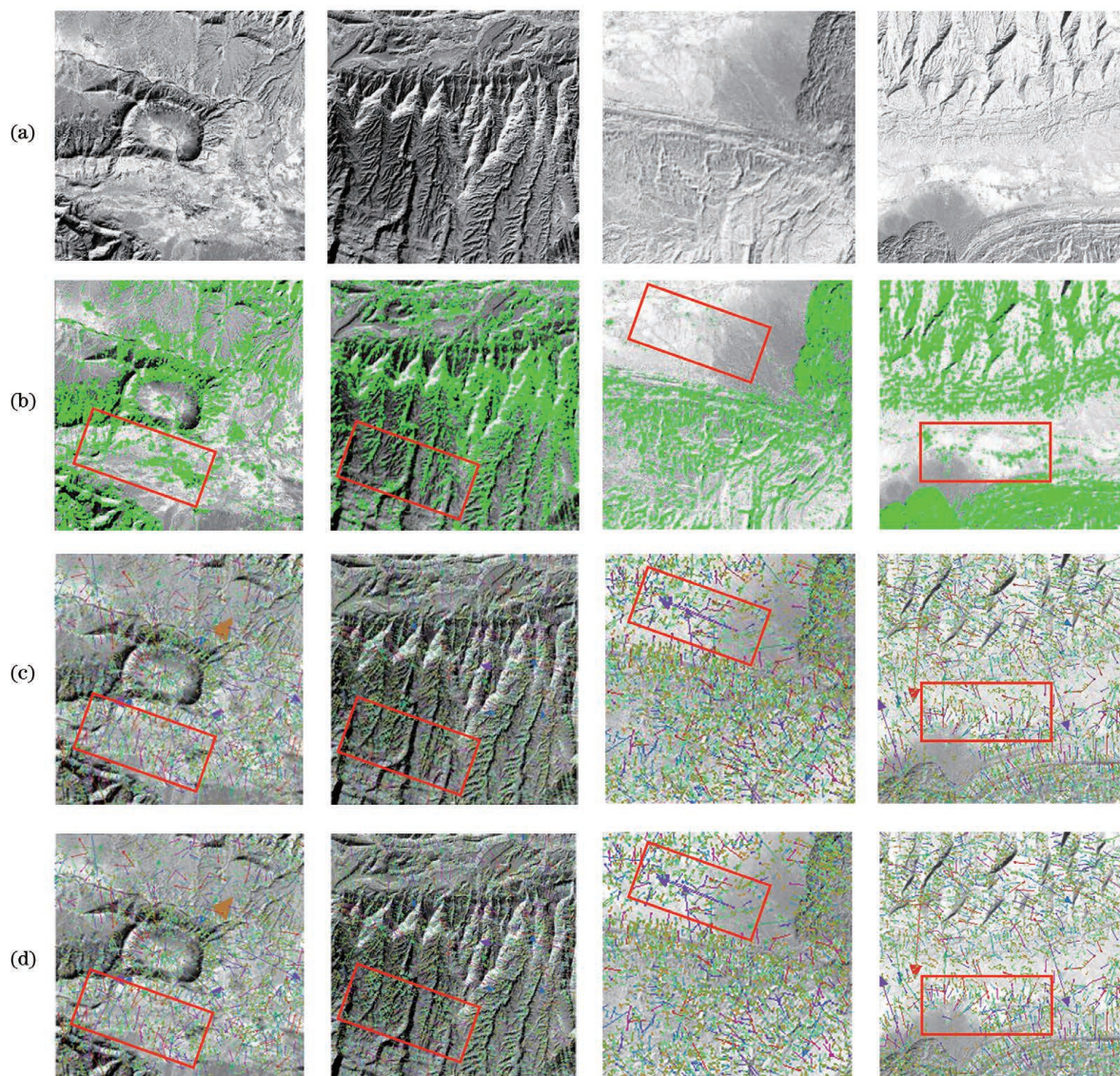


图 6 特征检测结果。(a)待检测特征的 4 幅地形影像;(b) Harris 算子特征检测结果;(c) SIFT 算子特征检测结果;(d)改进 SIFT 算子特征检测结果

Fig. 6 Detected results of features. (a) Four terrain images of features to be detected; (b) detected results of features by Harris operator; (c) detected results of features by SIFT operator; (d) detected results of features by improving SIFT operator

经过对比图 6(b)~(d)得出:PMVS 算法使用的 Harris 算子对遥感地形影像中几何纹理特征明显、灰度值变化较大的区域尤为敏感,检测出的特征点成簇冗余,而 PMVS 算法针对弱纹理、灰度值变化不大的区域检测出来的特征点呈稀疏零散分布,如图 6(b)中矩形框区域所示。这种情况致使 PMVS 算法中经特征匹配、种子面元生成等步骤生成的三维点云存在局部孔洞的现象。但不论是本文改进 SIFT 算子,还是 SIFT 算子,明显对遥感地形影像局部区域的灰度变化、

几何纹理特征等具有强鲁棒性,在整幅影像区域可以检测出大量均匀分布的特征,如图 6(c)、6(d)所示,这避免了 Harris 算子因影像局部区域的几何纹理特征、灰度值变化情况而引起的特征点成簇冗余、分布不均匀等问题。

实验结果表明,本文针对 PMVS 算法的特征检测阶段提出的基于影像块的并发 SIFT 算子检测出的遥感地形影像特征的整体分布均匀性优于 Harris 算子,时间性能上接近 Harris 算子。三种算子的特征提取时间如表 1 所示。

表 1 Harris 算子、SIFT 算子、改进 SIFT 算子的时间性能对比

Table 1 Time performance comparison of Harris operator, SIFT operator, and improved SIFT operator

Image resolution	Feature point extraction time /s		
	Harris operator	SIFT operator	Improved SIFT operator
2457×2000	0.986174	2.742134	1.028954
2451×2000	0.909185	1.857654	0.897063
1765×1768	0.541461	1.258614	0.695861
2451×2000	0.995364	2.814587	1.085487

2) 实验二

本组实验用 PMVS 算法和本文算法分别生成多组三视遥感地形影像的三维点云,限于篇幅,选取 4 幅几何纹理特征、灰度值差异较大的影像进行重建结果分析。通过 PMVS 算法、本文算法(使用

MeshLab 点云可视化工具)重建出 4 组影像的三维点云效果分别如图 7、8 所示。本文使用 NORP、PER^[9] 分别作为面元(点云片)重建数目、面元数目增加比例的定性衡量指标。

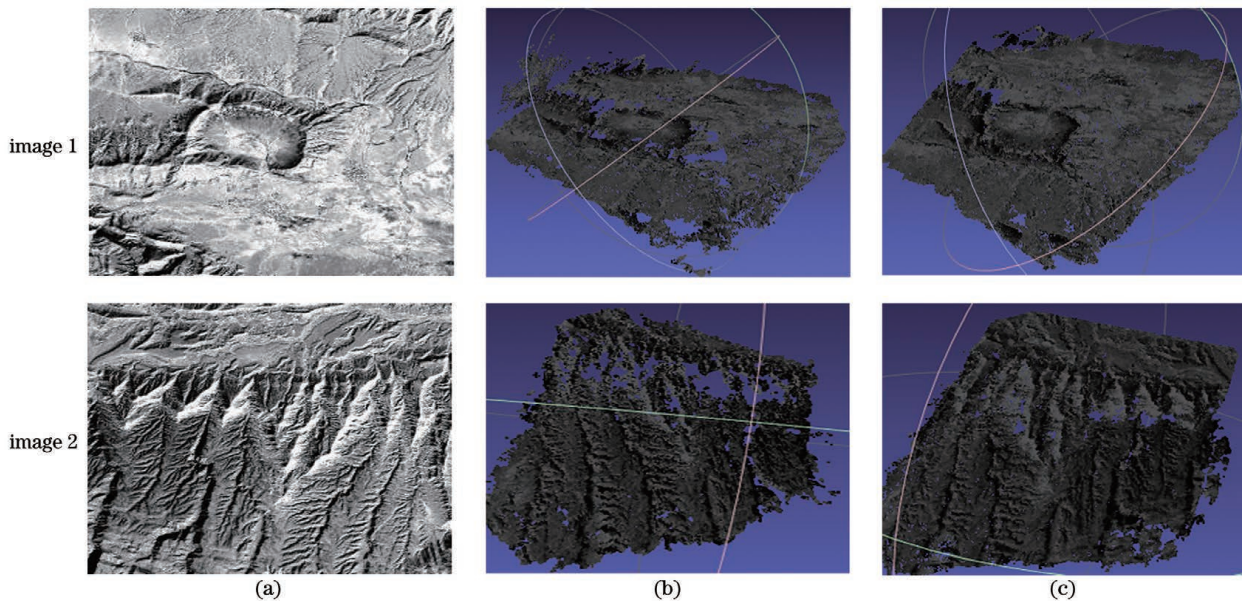


图 7 利用 PMVS 算法和本文算法对某两个区域的重建结果。(a)待重建影像;(b) PMVS 算法的重建结果;(c)本文算法的重建结果

Fig. 7 Reconstruction results of two areas using PMVS algorithm and proposed algorithm. (a) Images to be reconstructed; (b) reconstruction results of PMVS algorithm; (c) reconstruction results of proposed algorithm

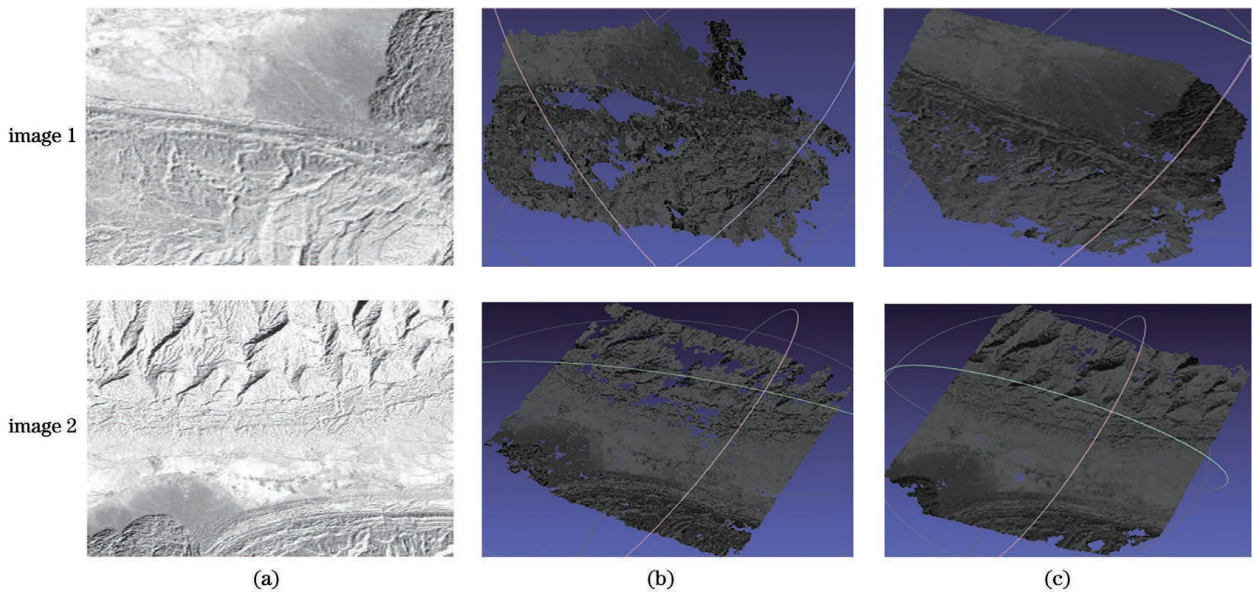


图 8 利用 PMVS 算法和本文算法对某两个区域的重建结果。(a)待重建影像;(b) PMVS 算法的重建结果;(c)本文算法的重建结果

Fig. 8 Reconstruction results of two areas using PMVS algorithm and proposed algorithm. (a) Images to be reconstructed; (b) reconstruction results of PMVS; (c) reconstruction results of ours

图 7(a)中两幅待重建影像(图像 1 和图像 2)的纹理信息丰富、灰度变化明显,在 PMVS 算法的重建过程中,由于特征提取阶段检测的特征点在影像某些局部区域比较稀疏,特征点整体存在分布不均匀的情况,导致经过特征点匹配、种子面元生成、扩散和过滤迭代等步骤重建的地形面元集局部区域存在孔洞现象。而本文算法结合遥感影像的特点采用基于影像块的并发 SIFT 算子提取出的影像特征点分布均匀、数量大,重建出来的地形面元集局部区域的孔洞现象明显得到改善。如表 2 所示,本文算法重建出的点云密度得到明显提高,使用原 PMVS 算法对图 7 中的两幅影像(图像分辨率为 2457×2000 和 2451×2000)重建出来的面元数 NORP 分别为 159894 和 210251,而使用改进之后的 PMVS 算

法重建出来的面元数 NORP 分别为 166922 和 222081,生成的面元数目分别提高约 4.4% 和 5.6%。

相较于图 7(a)中的待重建影像,图 8(a)中两幅待重建影像的灰度信息变化不明显,纹理特征稀疏,PMVS 算法对图 8(a)所示的两组三视影像的重建结果中存在更大的局部孔洞区域,面元密度更低,如图 8(b)所示。而本文改进算法有效缩小了重建结果中的局部孔洞区域,并提高了重建面元密度,如图 8(c)所示。如表 2 所示,使用原 PMVS 算法重建出来的图 8(a)中影像(图像分辨率为 1765×1768 和 2451×2000)的面元数 NORP 分别为 189487 和 217687,而使用改进之后的 PMVS 算法重建出来的面元数 NORP 分别为 201693 和 232025,生成的面元数目分别提高约 6.4% 和 6.6%。

表 2 原 PMVS 算法与改进 PMVS 算法的重建性能比较

Table 2 Comparison of reconstruction performance between original PMVS algorithm and improved PMVS algorithm

Image resolution	NORP of PMVS	NORP of improved PMVS	PER / %	Time of PMVS / s	Time of improved PMVS / s	Time increase rate / %
2457×2000	159894	166922	~4.4	10.958	9.587	~12.5
2451×2000	210251	222081	~5.6	10.726	9.191	~14.3
1765×1768	189487	201693	~6.4	9.624	8.587	~10.8
2451×2000	217687	232025	~6.6	10.986	9.486	~13.7

基于影像块的并发 SIFT 特征提取算子和地面高程约束的改进 PMVS 算法,相较 PMVS 算法在

遥感多视地形影像三维重建时间性能上也有了一定提升,如表 2 所示,使用 PMVS 算法对图 7 中的两

组三视地形影像的重建时间分别为 10.958 s 和 10.726 s,而本文算法的重建时间分别为 9.587 s 和 9.191 s,时间效率分别提高约 12.5% 和 14.3%。同样地,本文算法对图 8 中的两组三视角地形影像的重建时间效率分别提高约 10.8% 和 13.7%。

5 结 论

PMVS 算法虽是多视密集匹配领域重建完整性和重建精度较高的算法,但是将其直接应用在存在弱纹理区域的大幅宽多视遥感地形影像的重建上时,得到的三维地形重建点云整体分布不均、存在区域空洞现象。针对这些特定问题,结合遥感地形影像的具体特点,提出了基于影像块的并发 SIFT 算子和地面高程范围约束的改进 PMVS 算法。本文算法在特征提取阶段使用提出的基于影像块的并发 SIFT 算子高效地提取出整体分布均匀、密集的特征点,再通过提出的基于地面高程范围约束的匹配传播过程生成种子面元,进行 n 次扩充、过滤迭代之后,得到地形的密集点云。实验结果表明,改进的 PMVS 算法有效提高了重建的地形点云场景的完整性、精度以及时间效率,为后续的面元构网、数字高程模型生成、纹理贴片等提供了高精度的三维点云数据。

参 考 文 献

- [1] Gong J Y, Ji S P. From photogrammetry to computer vision[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(11): 1518-1522, 1615.
龚健雅, 季顺平. 从摄影测量到计算机视觉[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2017, 42(11): 1518-1522, 1615.
- [2] Yuan X X, Yuan W, Xu S, et al. Research developments and prospects on dense image matching in photogrammetry[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(12): 1542-1550.
袁修孝, 袁巍, 许殊, 等. 航摄影像密集匹配的研究进展与展望[J]. *测绘学报*, 2019, 48(12): 1542-1550.
- [3] Liu J S, Jiang Z Y, Xu Y B, et al. Multithread and GPU parallel schema on patch-based multi-view stereo algorithm [J]. *Computer Science*, 2017, 44(2): 296-301.
刘金硕, 江庄毅, 徐亚渤, 等. PMVS 算法的 CPU 多线程和 GPU 两级粒度并行策略[J]. *计算机科学*, 2017, 44(2): 296-301.
- [4] Chen X Y, He H Q, Zhou J C, et al. Progress and future of image matching in low-altitude photogrammetry [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(12): 1595-1603.
陈晓勇, 何海清, 周俊超, 等. 低空摄影测量立体影像匹配的现状与展望[J]. *测绘学报*, 2019, 48(12): 1595-1603.
- [5] Kang Y H, Dai J G, Song W D, et al. Three-dimensional reconstruction based on multi-source high resolution remote sensing images[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2015, 40(6): 156-161.
康永辉, 戴激光, 宋伟东, 等. 异源高分辨率遥感影像的三维重建[J]. *测绘科学*, 2015, 40(6): 156-161.
- [6] Zhao Y P, Yu Y C, Li Y. Research on construction technology of 3D scene point cloud model based on improved PMVS algorithm [C]//*Proceedings of the 2018 2nd International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence-CSAI'18*, December 8-10, 2018. Shenzhen, China. New York: ACM Press, 2018: 359-363.
- [7] Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis [C]//*2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 17-22, 2007, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [8] Ji M Q, Gall J, Zheng H T, et al. SurfaceNet: an end-to-end 3D neural network for multiview stereopsis [C]//*2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2326-2334.
- [9] Yang W B, Sun B W. Improved PMVS algorithm with double constraints [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2017, 11(11): 1804-1815.
杨文博, 孙博文. 双约束条件下 PMVS 的改进算法 [J]. *计算机科学与探索*, 2017, 11(11): 1804-1815.
- [10] Xiao X W, Guo B X, Li D R, et al. Multi-view stereo matching based on self-adaptive patch and image grouping for multiple unmanned aerial vehicle imagery [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(2): 89.
- [11] Shao Z F, Yang N, Xiao X W, et al. A multi-view dense point cloud generation algorithm based on low-altitude remote sensing images [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(5): 381.
- [12] Wang X C, Liu H H, Niu Y M. Binocular stereo matching by combining multiscale local and deep features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(2): 0215001.
王旭初, 刘辉煌, 牛彦敏. 融合多尺度局部特征与深度特征的双目立体匹配 [J]. *光学学报*, 2020, 40

- (2): 0215001.
- [13] Wang Y P, Qin A N, Hao Q, et al. Semi-global stereo matching of remote sensing images combined with speeded up robust features[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(16): 1628003.
王阳萍, 秦安娜, 郝旗, 等. 结合加速鲁棒特征的遥感影像半全局立体匹配[J]. *光学学报*, 2020, 40(16): 1628003.
- [14] Hornung A, Kobbelt L. Hierarchical volumetric multi-view stereo reconstruction of manifold surfaces based on dual graph embedding [C] // 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), June 17-22, 2006, New York, NY, USA. New York: IEEE Press, 2006: 503-510.
- [15] Vogiatzis G, Hernandez Esteban C, Torr P H S, et al. Multiview stereo via volumetric graph-cuts and occlusion robust photo-consistency[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(12): 2241-2246.
- [16] Zaharescu A, Boyer E, Horaud R. Topology-adaptive mesh deformation for surface evolution, morphing, and multiview reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(4): 823-837.
- [17] Abdelhak S, Chaouki B M. High performance volumetric modelling from silhouette: GPU-image-based visual hull[C]//2016 IEEE/ACS 13th International Conference of Computer Systems and Applications (AICCSA), November 29-December 2, 2016, Agadir, Morocco. New York: IEEE Press, 2016: 1-7.
- [18] Yao Y, Luo Z X, Li S W, et al. MVSNet: depth inference for unstructured multi-view stereo [M] // Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. *Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 11212: 785-801.
- [19] Cheng M Y, Gai S Y, Da F P. A stereo-matching neural network based on attention mechanism [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(14): 1415001.
程鸣洋, 盖绍彦, 达飞鹏. 基于注意力机制的立体匹配网络研究[J]. *光学学报*, 2020, 40(14): 1415001.
- [20] Diao X L, Liu H W, Zhao T. An improved three-dimensional subspace minimization conjugate gradient method [J]. *Journal of Jilin University (Science Edition)*, 2020, 58(3): 470-478.
刁新柳, 刘红卫, 赵婷. 一种改进的三维子空间极小化共轭梯度法[J]. *吉林大学学报(理学版)*, 2020, 58(3): 470-478.