

# GCP 辅助 COLMAP 框架 SFM 绝对尺度恢复算法的研究

李鹏飞<sup>1,2</sup> 官先才<sup>1</sup> 朱有建<sup>1</sup> 李院瞧<sup>3</sup> 王 俊<sup>3</sup>

1 云南省有色地质局三〇八队 云南 个旧 661000

2 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院 武汉 430000

3 云南省红河州水利水电勘察设计研究院 云南 蒙自 661100

(1369314957@qq.com)

**摘要** 随着数字经济的快速发展,对三维重建技术的需求显著增加。然而,现有商用三维重建系统多依赖于封闭的单机或集群架构,导致灵活性和效率受限,而开源框架在绝对坐标和尺度恢复方面存在不足。对此,提出了一种基于 GCP(Ground Control Point)辅助的 Colmap 框架中的 SFM(Structure from Motion)算法。该算法通过构建残差方程、应用相似变换和全局光束法平差,将 Colmap 中 SFM 的自由网结果精确转换为绝对坐标。实验结果表明,该方法在计算精度上与商用系统 Agisoft 和大疆智图相当,且在尺度恢复上保持了较高的计算效率。所提方法不仅提升了开源三维重建系统的绝对尺度恢复能力,还为未来云端应用和大规模数据处理提供了理论和实践基础。未来将致力于实现全流程自动化三维重建的云架构,并探讨与物联网设备在三维监管中的应用前景。

**关键词:** 三维重建;数字经济;GCP 辅助 SFM 算法;绝对尺度恢复;COLMAP 开源框架;云端应用

**中图分类号** TP231

## Optimization and Absolute Scale Recovery of SFM Algorithm in GCP-assisted Colmap Framework

LI Pengfei<sup>1,2</sup>, GUAN Xiancai<sup>1</sup>, ZHU Youjian<sup>1</sup>, LI Yuanqiao<sup>3</sup> and WANG Jun<sup>3</sup>

1 Geological Party No. 308 of Yunnan Non-ferrous Metals Geological Bureau, Gejiu, Yunan 661000, China

2 School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430000, China

3 Yunnan Honghe Prefecture Water Resources and Hydropower Survey and Design Research Institute, Mengzi, Yunan 661000, China

**Abstract** With the rapid development of the digital economy, the demand for 3D reconstruction technology has significantly increased. However, existing commercial 3D reconstruction systems often rely on closed standalone or cluster architectures, which limit flexibility and efficiency, while open-source frameworks face deficiencies in absolute coordinate and scale recovery. This paper introduces an SFM algorithm based on a GCP assisted Colmap framework to address these issues. The algorithm precisely converts the free network results of SFM in Colmap to absolute coordinates through constructing residual equations, applying similarity transformation, and global bundle adjustment. Experimental results show that this method achieves computational accuracy comparable to commercial systems like Agisoft and DJI Terra, while maintaining high computational efficiency in scale recovery. This study not only enhances the absolute scale recovery capabilities of open-source 3D reconstruction systems but also lays the theoretical and practical foundations for future cloud-based applications and large-scale data processing. Future efforts will focus on realizing a fully automated cloud architecture for 3D reconstruction and exploring its application prospects in 3D monitoring with IoT devices.

**Keywords** 3D reconstruction, Digital economy, GCP-assisted SFM, Absolute scale recovery, COLMAP open source framework, Cloud computing applications

## 1 引言

在“十四五”规划期间,我国数字经济已步入深化应用的关键阶段,产业的数字化转型显著加快,服务业与工业的数字化程度大幅提升,越来越多的业务场景向“云端”转移。三维重建技术作为计算机视觉和测量领域的重要工具,已取得了显著进展<sup>[1]</sup>。然而,现有的商用系统大多封闭且依赖于单机或集群架构,限制了其在互联网时代的高效应用。因此,优化

和改造开源三维重建框架成为亟待解决的问题。虽然开源框架(如 VisualSFM, Colmap, Regard3D 等)已经推动了三维重建技术的发展,但以 Colmap 为例,其在计算场景结构和相机位姿时,依赖于初始像对的相对坐标系,难以实现场景稀疏点云的绝对坐标和真实尺度,限制了其在高精度应用场景中的实用性<sup>[2]</sup>。

为应对这些问题,学者们提出了利用地面摄影 RTK(Real-time Kinematic)、GNSS(全球导航卫星系统)、地面 POS 信

基金项目:云南省有色地质局“百名地质技术人才培养工程”(〔2022〕42-三〇八队-03)

This work was supported by the Yunnan Non-ferrous Metals Geological Bureau “One Hundred Geological Technical Talents Training Program” (〔2022〕42-308 Team-03).

通信作者:官先才(26915733@qq.com)

息等来辅助 SFM 算法的解决方案<sup>[3-6]</sup>,但这些方法对采集设备的要求高,且精度受限于 POS 数据的准确度,难以满足高精度的需求。此外,也有一些研究提出了融合 SFM 先验信息和高精度初始外方位元素的三维重建算法<sup>[7-8]</sup>,但这些方法依赖于高精度的先验信息,且在三维重建过程中易出现病态解算和稳定性差的问题,限制了其在实际工程中的应用。

针对上述挑战,本文提出了一种基于地面控制点(GCP)辅助的 Colmap 框架中的 SFM(结构从运动)算法。通过构建残差方程、应用相似变换和全局光束法平差,本方法能够将 Colmap 中的 SFM 算法结果精确转换为绝对坐标系,显著提升了三维重建系统的绝对尺度恢复能力。这一研究不仅

为开源三维重建系统在云端应用和大规模数据处理提供了新的理论基础,也为实际应用中的高精度三维重建提供了实践指导。

## 2 SFM 运动恢复结构原理与流程

SFM 是针对一组具有重叠的无序影像恢复相机姿态的同时获得场景三维结构信息的处理过程<sup>[9-11]</sup>。其主要通过在这些图像中提取和匹配空间对应的特征点,建立相机和目标场景之间的几何关系,从而逐步恢复目标场景的三维信息及相机的位姿信息。SFM 位姿恢复的主要流程如图 1 所示,包括以下关键阶段。

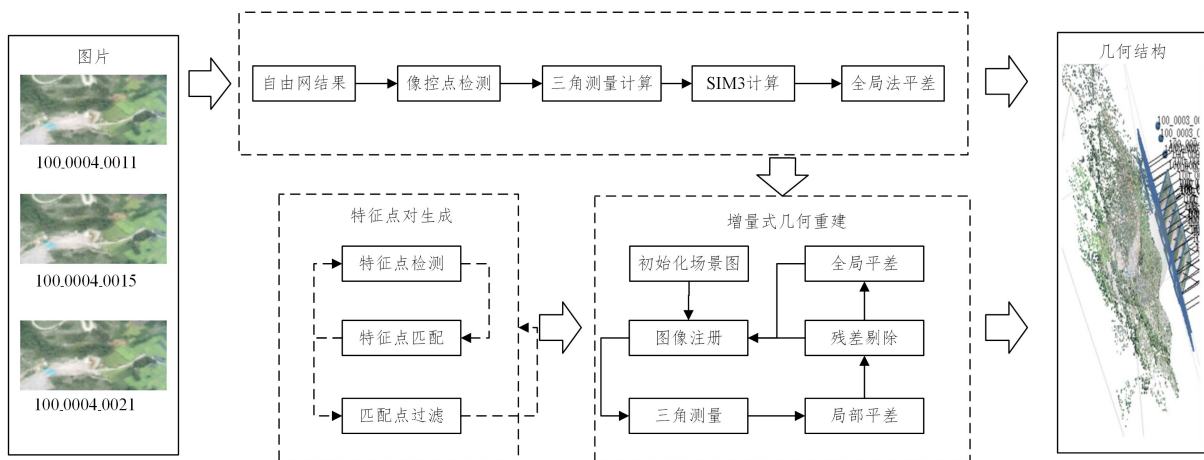


图 1 SFM 主要流程图

Fig. 1 Main flowchart of SFM

1)特征点检测:采用特征点检测算法(如 SIFT,ORB 等)在每幅图像中提取稀疏的特征点及描述子。这些特征点及描述子具有独特的性质,如纹理和边缘,能够有效地表征图像信息。

2)特征点匹配:使用特征匹配算法(如 FLANN)在多幅图像之间建立特征点的对应关系。通过匹配特征点,推断不同图像间的相似性和关联性。

3)匹配点对过滤:初步匹配的点对中可能存在误匹配点对,因此需要利用几何关系、光度一致性、运动一致性、空间一致性等约束条件进行过滤,确保匹配的准确性。

4)运动恢复结构:主要包括增量式 SFM 算法和全局式 SFM 算法,以及其他混合式、层次式方法。不论采用何种方式,其核心几何关系都基于对极几何(如图 2 所示)。

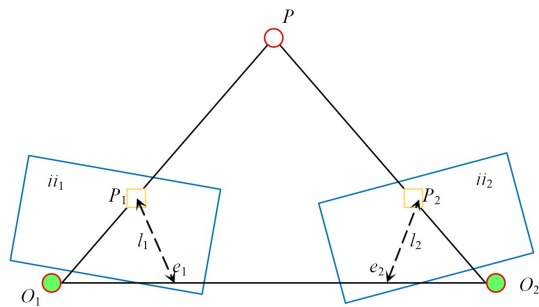


图 2 对极几何关系图

Fig. 2 Epipolar geometric relationship diagram

SFM 算法通过对极几何关系使用本质矩阵、基本矩阵、单应矩阵来表达因相机运动在对极平面上产生的变换关系,进而估计种子视图相机的运动姿态。然后通过三角测量方法与 PnP(Perspective-n-Point)方法,循环增量式地恢复场景的

初步三维结构和位姿。

5)参数优化:通过光束法平差(Bundle Adjustment, BA)算法对相机的内外参数及三维点坐标进行全局优化,以最小化重投影误差,提高重建的准确性和稳定性。

## 3 GCP 辅助 SFM 尺度恢复算法

利用地面控制点(GCP)辅助 Colmap 框架中的 SFM 尺度恢复算法,主要目的是通过 GCP 参与相机位姿的恢复计算,从而实现绝对尺度的恢复。根据 SFM 增量算法的流程,该方法需要 SFM 工程预先计算出初始的内参、相机位姿以及点云结构数据。具体算法流程包括以下 5 个关键步骤:

1)同名点检测与像素坐标测量。在对应于每个 GCP 的多个视图中(至少 3 个视图),进行同名点的检测并测量其像素坐标。需要注意的是,为了构建超定方程组,GCP 的数量应大于等于 4 个,实际应用中建议大于等于 6,并遵循经验公式 $N=4+2*\sqrt{A}$ (A 为测绘面积,单位:km<sup>2</sup>)以应对地形起伏、遮挡物造成的局部观测失效。GCP 需覆盖场景边界(间距<区域对角线长度的 15%)与核心区域,避免共线或共面分布导致的法方程矩阵病态问题。

2)三角测量计算 GCP 空间坐标。利用第一步中测量的像素坐标,采用多视几何三角测量算法计算每个 GCP 控制点在原始 SFM 建立的物方空间坐标系中的最优三维空间坐标。

3)相似变换参数求解。利用第二步计算得到的每个控制点在原始 SFM 物方空间坐标系中的最优三维坐标,以及每个控制点已知的绝对空间坐标系中的坐标。通过 Sim3(三维相似变换)方法求解最优的旋转参数矩阵  $R$ 、平移参数矩阵  $T$  和尺度参数  $S$ 。在求解 3 个参数的过程中难免会因局部的误差

导致解算误差,本算法通过引入残差阈值约束与迭代优化机制,显著提升了抗差能力与解算精度。

4)坐标对齐。利用上述 3 个参数将原始 SFM 计算的结构稀疏点云和相机外参数进行对齐计算,使其转换到绝对坐标系。

5)全局优化调整。最后,利用全局光束法平差(Bundle Adjustment,BA)对所有参数进行优化调整,以进一步提高重建结果的精度和一致性。

### 3.1 GCP 的检测与测量

本流程主要分为 3 个步骤:首先从无序的建模影像集中检索出覆盖该控制点的所有视图影像集;其次从有效的影像集中过滤控制点在图像边缘、控制点变形严重、控制点模糊、大量位于统一航线视角的视图,要求每个控制点最后选择的视图影像大于 3 幅,为了增加控制点测量的鲁棒性,一般控制在 8 幅左右;最后对选取的每幅影像进行控制点测量,如图 3 所示,形成的控制点数据结构如表 1 所列。

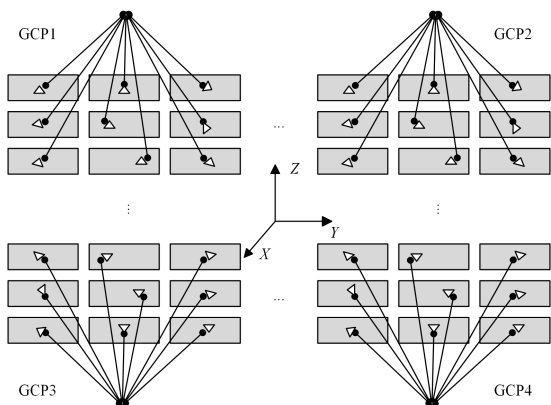


图 3 GCP 地面控制点与视图关系示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the relationship between ground control points and views

表 1 GCP 控制点数据结构

Table 1 Data structure of ground control points

控制点名称	世界坐标 X/Y/Z	视图 ID	像空间坐标 U/V
GCP0		123001	$U_{00}/V_{00}$
		123002	$U_{01}/V_{01}$
		123003	$U_{02}/V_{02}$
		...	$U_{0n}/V_{0n}$
		123005	$U_{10}/V_{10}$
GCP1	$X_0/Y_0/Z_0$	123006	$U_{11}/V_{11}$
		123007	$U_{12}/V_{12}$
		...	$U_{1n}/V_{1n}$
		123009	$U_{20}/V_{20}$
GCP2		123010	$U_{21}/V_{21}$
		123011	$U_{22}/V_{22}$
		...	$U_{2n}/V_{2n}$
...	...	...	$U_{0n}/V_{0n}$

### 3.2 GCP 多视几何三角测量

GCP 多视几何三角测量的主要目的是从 GCP 控制点对应的像素坐标采用多视几何三角测量算法计算其基于原始 SFM 的物方空间坐标系坐标,并通过计算重投影误差构建代价方程来获取最优的原始物方空间三维空间坐标  $X$ 。计算重新投影误差需首先获取每个视角的相机投影矩阵,投影矩阵描述了从三维世界坐标到每个摄像机的二维图像平面的转换关系,然后对输入的点集进行归一化并用齐次坐标表示,最后

计算相机投影矩阵与归一化点及其转置向量的乘积之间的差值来构建残差方程计算重新投影误差。该步骤将归一化点集映射到摄像机坐标系,得到一个表示在摄像机坐标系中的投影点的  $3 \times 4$  矩阵,通过最小化重投影误差,最后获取最优的三维点集坐标  $X$ 。该优化过程旨在找到最小化投影点与真实图像坐标之间偏差的三维点坐标。

### 3.3 Sim3 相似变换进行对齐

Sim3 相似变换是一种用于 3D 空间的刚体变换。它包含平移、旋转以及尺度变换,能够对三维点云进行更精确的配准和匹配。Sim3 通过缩放因子,将两个不同尺度的点云进行尺度一致性对齐,并实现三维点云准确匹配。Sim3 变换的原理是通过最小化点集之间的距离误差,同时优化平移量、旋转矩阵和尺度因子,使得两个点云之间的相似性得到最大程度的提升。下文介绍本文所提方法的原理与流程。

#### 3.3.1 坐标系的定义

相似变化涉及两套不同定义的坐标系,主要体现在坐标轴的方向不同、坐标原点的定义不同、坐标系的尺度定义不同。定义原自由网坐标系为  $P_c$ ,世界坐标系为  $P_w$ ,两套坐标系之间的定义如图 4 所示。

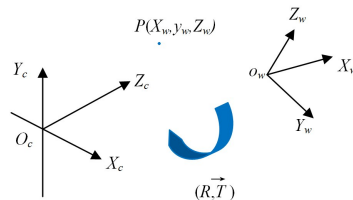


图 4 两坐标系 Sim3 变化示意图

Fig. 4 Schematic diagram of Sim3 transformation between two coordinate systems

#### 3.3.2 变换参数的计算

根据坐标系的定义,其中  $S$  为尺度, $R$  为  $3 \times 3$  的旋转矩阵, $T$  为  $3 \times 1$  的平移矩阵。为了求解  $S, R, T$  参数至少需要 3 对匹配点。假设原坐标系的点集为  $C_{li}$ ,世界坐标系的匹配点集为  $C_{wi}$ ,则存在:

$$C_{wi} = S \times R \times C_{li} + T \quad (1)$$

$$\xi = \min \sum_0^n \| C'_{wi} - S \times R \times C'_{li} \|^2 \quad (2)$$

通过特征值分解便可得到最优的  $S, R, T$ 。

#### 3.3.3 实现数据对齐

根据式(3)对原 SFM 自由坐标系下的所有稀疏点云、所有视图的位姿、控制点、先验位姿等数据进行数据变化。

$$C_{wi} = S \times R \times C_{li} + T \quad (3)$$

其中, $C_{wi}$ 代表世界坐标系下稀疏点云、视图中心点、控制点的坐标, $C_{li}$ 代表原 SFM 在自由坐标系下的所有稀疏点云、视图中心点、控制点的坐标。

$$R_w = R_0 \times R_r \quad (4)$$

其中, $R_w$ 代表视图在世界坐标系下的旋转, $R_0$ 代表视图在原有坐标系下的旋转, $R_r$ 代表旋转矩阵的转置。通过式(3)和式(4)便可以实现将原 SFM 自由坐标系下的所有稀疏点云、所有视图的位姿、控制点、先验位姿等数据变换到世界坐标系下的目的。

### 3.4 GCP 全局 BA 优化

全局 Bundle Adjustment(BA)是一种非线性优化算法,旨在优化全局约束下的相机参数和三维点云位置,以实现更

精确的三维重建。全局 BA 的核心原理是通过最小化重投影误差,使观测点在图像中的投影位置与其实际三维位置之间的差异达到最小<sup>[12-15]</sup>。

代价方程的构建主要利用重投影误差来构建,本文主要利用针孔相机模型(观测模型),通过空间点  $P$  的三维坐标计算  $P$  投影于图像  $b$  中的像素坐标  $ub$ ,该  $ub$  像素点坐标是首先通过位姿估计,再通过观测模型计算所得,相当于该像素坐标是估算出来的。由于误差的存在,将实际值与估算值相减即可得到重投影误差。

$$S_i \times \begin{bmatrix} \mu_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = K \times M \times \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中,  $S_i$  代表尺度,  $K$  代表内参,  $M$  代表外参,左侧矩阵代表像素点的齐次坐标,右侧矩阵代表对应空间点的齐次坐标。

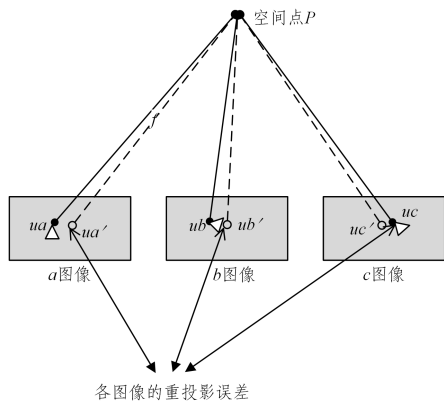


图 5 空间点重投影误差示意图

Fig. 5 Schematic diagram of spatial point reprojection error

由于整个场景有多对特征匹配点,将所有特征点误差求和,取平方,再乘上  $1/2$ ,就构建了一个非线性最小二乘问题。将其中的位姿、空间点、内参作为优化的对象,实现最小化重投影误差,即可得到一个最优的结果,这就是所谓的 BA 光束法平差,其代价方程如下:

$$\xi = \min \frac{1}{2} \sum_0^n \left\| \mu_i - \frac{1}{S_i} K \times M \times P_i \right\|^2 \quad (6)$$

其中,  $\mu_i$  代表像素观测值,  $S_i$  代表尺度,  $K$  代表内参,  $M$  代表外参,  $P_i$  代表空间点坐标。

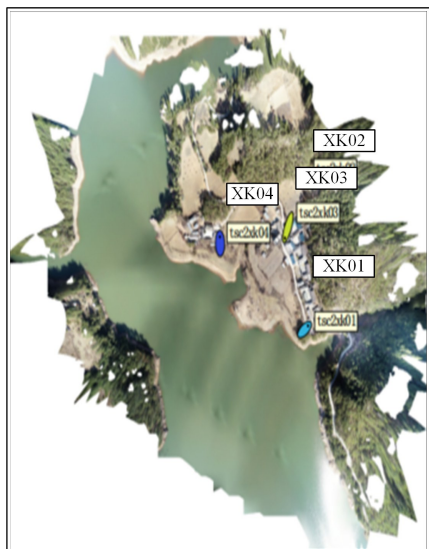
## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验数据与环境

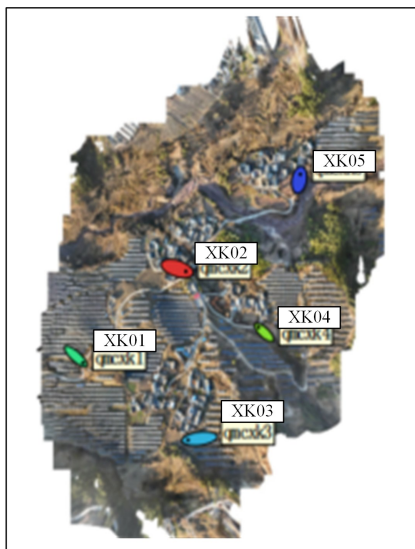
所有实验都在相同的环境与相同的参数条件中进行: Intel<sup>(R)</sup> Core<sup>(TM)</sup> i7-8750 H 2.2 GHz CPU, 64 GB 内存, 8 GB Nvidia GeForce GTX 1080 显卡, Windows 10 系统。

#### 4.1.1 实验 1

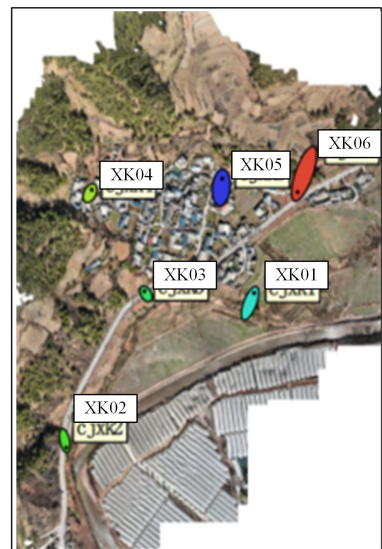
在 2024 年 3 月,利用大疆精灵 4 RTK 无人机按照井字航线模式对 3 种不同的场景(某矿山、某居民区和某山区)进行了数据采集,共获取了 3 组不同分辨率和规模的场景数据。所有场景的航向重叠度为 80%,旁向重叠度为 60%。具体而言,第一组数据采集自矿山,飞行相对高度为 134 米,拍摄了 264 张照片,设置了 4 个像控点和 6 个检查点;第二组数据采集自居民区,飞行高度为 145 米,共拍摄了 755 张照片,设置了 5 个像控点和 6 个检查点;第三组数据采集自山区,飞行高度为 200 米,共拍摄了 1 131 张照片,设置了 6 个像控点和 6 个检查点,如图 6 所示。这些数据旨在评估不同环境下 SFM 重建的精度与效率,并通过不同数量的像控点和检查点来分析 GCP 辅助的 SFM 尺度恢复算法的表现。



(a) 数据集 1 控制点布图



(b) 数据集 2 控制点布图



(c) 数据集 3 控制点布图

图 6 3 个数据集控制点布图

Fig. 6 Layout of control points for three datasets

实验对比结果显示,本方法与 Agisoft 在尺度计算中的表现高度相似。尽管在具体数据集上有细微差异,如本方法在首个数据集的控制点误差略低(1.084 cm vs 1.131 cm),但在其他数据集上略高(2.712 cm 和 2.811 cm vs 2.775 cm 和 2.590 cm),检查点的误差也相近(2.996 cm, 3.583 cm,

4.164 cm vs 2.701 cm, 3.342 cm, 4.085 cm)。然而,本方法在计算效率上运行时间略长(442 s, 780 s, 1215 s vs 426 s, 723 s, 1103 s),但增长速度与 Agisoft 相当。本方法在尺度恢复阶段展现出与商用系统 Agisoft 相当的精度和性能,如表 2 和图 7 所示。

表 2 3 个数据集控制点和检查点中误差及运行时间

Table 2 Errors in object space for control points and check points and runtime for three datasets

数据集	方法	控制点物方中误差/cm				检查点物方中误差/cm				时间/s
		X	Y	Z	ds	X	Y	Z	ds	
数据 1	Agisoft	0.496	1.012	0.098	1.131	1.024	2.216	1.157	2.701	426
	本文方法	0.512	0.932	0.212	1.084	2.005	1.034	1.972	2.996	442
数据 2	Agisoft	1.114	2.045	1.510	2.775	2.419	1.853	1.372	3.342	723
	本文方法	1.122	2.218	1.085	2.712	2.133	2.714	0.961	3.583	780
数据 3	Agisoft	2.133	1.216	0.824	2.590	2.157	3.016	1.713	4.085	1103
	本文方法	2.274	1.304	1.016	2.811	2.739	2.318	2.112	4.164	1215

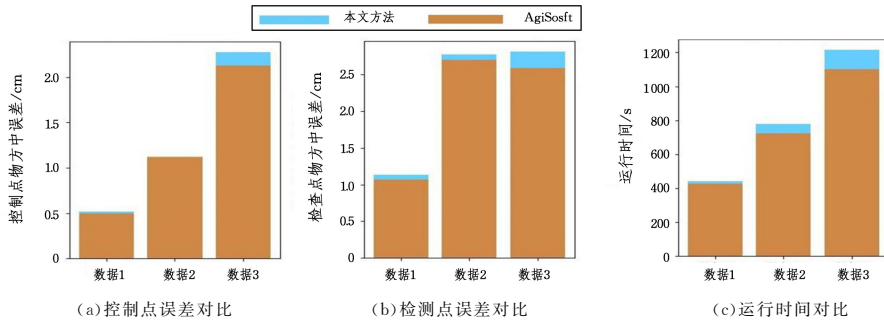


图 7 3 个数据集上的计算结果对比

Fig. 7 Comparison of computational results on three datasets

4.1.2 工程应用实验

在工程实际应用中,本算法进行了与大疆智图系统的对比实验,实验地点为某水库施工工程。使用大疆无人值守机场和 M3E 无人机,采集了水库大坝区域的 4 期数据,设置航向重叠度为 80%,旁向重叠度为 60%,相对航高为 150 米,采集了 8 个像控点。实验中,本算法和大疆智图系统分别用于 SFM 阶段的数据尺度恢复。结果显示,两种算法在恢复后的像控点坐标及误差方面都有所表现,具体数据见图 8 及表 3。

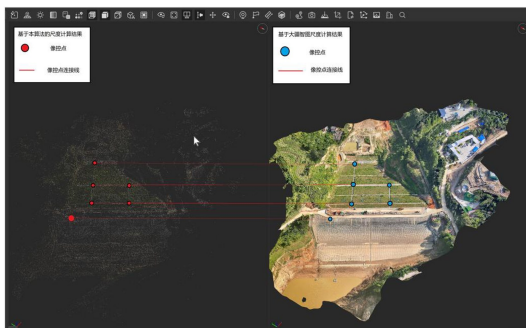


图 8 与大疆智图算法的像控点计算对比图

Fig. 8 Comparison with DJI terra algorithm in control point calculation

表 3 与大疆智图计算结果对比

Table 3 Comparison of computational results with DJI terra

数据	方法	控制点物方中误差/cm				时间/s	相片数量
		X	Y	Z	ds		
第一期	大疆智图	0.496	1.012	2.100	2.383	384	218
	本文方法	1.232	1.352	1.800	2.566	391	
第二期	大疆智图	0.357	0.875	0.832	1.259	401	218
	本文方法	0.624	0.674	0.412	1.006	412	
第三期	大疆智图	0.772	0.945	2.074	2.406	395	217
	本文方法	0.831	1.067	1.624	2.113	380	
第四期	大疆智图	1.032	2.032	1.965	3.009	412	218
	本文方法	1.115	1.597	2.310	3.021	425	

工程应用实验中,本算法与大疆智图系统在对某水库大坝区域四期数据进行 SFM 阶段尺度恢复的对比实验中

表现相当。尽管在第一期数据中本算法的控制点物方中误差略高于大疆智图(2.566 cm vs 2.383 cm),但在后续的第二期、第三期和第四期数据中,本算法的误差分别为 1.006 cm, 2.113 cm 和 3.021 cm,而大疆智图的误差为 1.259 cm, 2.406 cm 和 3.009 cm。运行时间方面,两者差异不大,表明本算法在精度和效率上都达到了项目要求,并且在不同数据集上的性能稳定,证明了其在工程应用中的可靠性和实用性。具体结果如图 9 所示。

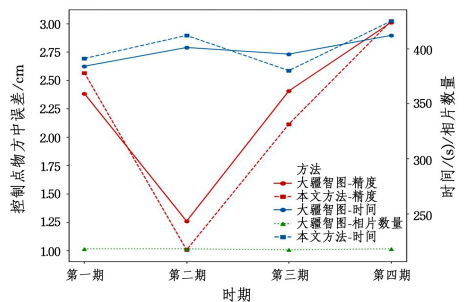


图 9 与大疆智图算法在像控残差精度与效率方面对比  
Fig. 9 Comparative analysis of GCP residual accuracy and computational efficiency with DJI terra algorithm

4.2 结果分析

通过上述两组实验,在 4 个不同数据集及两种算法条件下进行了计算效率与计算精度的对比分析,得到以下结论:

- 1) 算法正确性分析:将本文提出的算法在 3 个不同数据集上与 Agisoft 算法进行了对比,中误差最大为 0.295 cm,最小为 0.047 cm,在第 4 个数据集中与大疆智图算法控制点均值中误差最大为 0.293 cm,最小为 0.012 cm,证明了本算法的精度满足实用要求,验证了其公式的正确性。
- 2) 算法误差统计分析:图 7 与图 9 展示了 4 组数据集的控制点和检查点中误差统计,可以看出,本文算法的误差与 Agisoft 及大疆智图算法相当,进一步证实了其高精度特性。
- 3) 计算效率对比分析:在相同约束条件下,本文算法的计算时间略短于 Agisoft,平均每幅影像慢 0.0606 s。随着数据

集规模的增加,效率差距稳定增长,但在 755 幅和 1531 幅影像的数据集上,平均每幅影像的计算时间分别慢 0.0754 s 和 0.0731 s。与大疆智图算法相比,在尺度恢复阶段,本文算法的效率没有明显差异。

**结束语** 本文推导了利用 GCP 辅助 Colmap 框架中 SFM 尺度恢复算法所涉及的 GCP 三角化、Sim3 相似变换、BA 优化等主要流程及其方程的构建与解算。并在 4 组不同规模的数据集上测试,就本文所述模块与商用系统 Agisoft 及大疆智图分别在性能与精度方面做了比较。实验结果表明,本文所推导的算法高效、稳定、精确地恢复了 SFM 空间结构与位姿的地理坐标和真实空间尺度信息。

但是,本文所提算法还未解决在无人刺点辅助情况下,实现全流程、自动化绝对坐标与尺度的恢复,后续将会在 4 个方面加强研究:1)利用 RTK 及 IMU 等传感器来辅助约束方面进行优化;2)基于 YOLOv8 训练实现 GCP 的自动化检索与测量;3)结合云计算对整个 SFM 流程的高耗时节点进行分块并行计算架构的研究;4)结合云计算与终端物联网设备实现更多场景下的自动化三维重建的应用研究。

### 参考文献

- [1] CHEN W,JIANG S,LI Q Q, et al. Research Progress on Incremental Structure from Motion Using UAV Imagery [J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2022, 47(10):1662-1674.
- [2] ZHANG L,LIU Y X,SUN Y J, et al. A Review on the Theory and Technology Development of 3D Reconstruction in Digital Aerial Photography [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2022,51(7):1437-1457.
- [3] DENG F,YANG L M. Image Orientation Using SFM Algorithm Assisted by Ground Photography RTK [J]. Geomatics and Information Science,2021,46(5):8-12.
- [4] XUE W,ZHANG Y S,ZHAO L, et al. Comparison of the Accuracy of Incremental SFM with POS-aided Bundle Adjustment [J]. Journal of Surveying and Mapping,2017,46(2):198-207.
- [5] CHEN H Y,DANG J W,YUE B, et al. Three-Dimensional Reconstruction Algorithm for UAV Images Based on Parallel Processing [J]. Progress in Laser and Optoelectronics,2024,61(8):0811002.
- [6] KANG T J,XIA Y X,ZHANG X C, et al. A Real City 3D Reconstruction Method Considering Air-Ground POS Information [J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2023(1):8-13.

- [7] ZHANG R,YAN Q S,QU Y J, et al. An Urban 3D Line Segment Reconstruction Algorithm Incorporating SFM Prior Information [J]. Science of Surveying and Mapping,2021,46(8):55-62,119.
- [8] YAN X. Research on the Application of High-Precision Initial Exterior Orientation Elements in Photogrammetric Airborne Triangulation [J]. Modern Surveying and Mapping, 2019, 42(4):49-52.
- [9] XU B,DONG Y Q,ZHANG L, et al. A Hybrid SfM Method Based on Partition Optimization [J]. Journal of Surveying and Mapping,2022,51(1):115-126.
- [10] SHI W X. Research on SFM 3D Reconstruction Technology with Integrated Inertial Navigation Data [D]. Xi'an:Xi'an University of Science and Technology,2021.
- [11] YANG L M. Position and Orientation Estimation of Large Scale Images Based on Distributed SFM [D]. Wuhan:Wuhan University,2020.
- [12] LIU P Y,HE S H. Application of LM Algorithm in Sparse Matrix Bundle Adjustment of Regional Network [J]. Geospatial Information,2019,17(2):96-99,11.
- [13] ZHAO J,GUO Z L,TENG H Z, et al. A Solution to Unit Quaternion Bundle Adjustment Model Based on LM Method [J]. Marine Surveying and Mapping,2017,37(5):56-59.
- [14] LI Z M,BIAN S F,QU Y. Robust Total Least Squares Estimation of Space Intersection Appropriate for Multi-images[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2017,46(5):593-604.
- [15] WU T F,SI Z F,XU H, et al. Research on the Loss Function Method of Bundle Adjustment[J]. Science and Technology Innovation,2018(4):1-4.



**LI Pengfei**, born in 1989, postgraduate, senior engineer. His main research interests include GIS and computer vision algorithms.



**GUAN Xiancai**, born in 1978, bachelor, senior engineer. His main research interests include surveying and mapping geographic information work.