



武汉大学学报(信息科学版)

*Geomatics and Information Science of Wuhan University*

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: GNSS 约束的长航带无人机影像自检校方法  
作者: 黄伟, 姜三, 刘先铮, 江万寿  
DOI: 10.13203/j.whugis20210436  
收稿日期: 2022-09-30  
网络首发日期: 2022-10-18  
引用格式: 黄伟, 姜三, 刘先铮, 江万寿. GNSS 约束的长航带无人机影像自检校方法 [J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210436>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20210436

引用格式：

黄伟, 姜三, 刘先铮, 等. GNSS约束的长航带无人机影像自检校方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210436 (HUANG Wei, JIANG San, LIU Xianzheng, et al. GNSS Constrained Self-Calibration for Long Corridor UAV Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210436)

## GNSS 约束的长航带无人机影像自检校方法

黄伟<sup>1</sup>, 姜三<sup>2</sup>, 刘先铮<sup>3</sup>, 江万寿<sup>1,4</sup>

1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉, 430072
2. 中国地质大学(武汉)计算机学院, 湖北 武汉, 430074
3. 重庆欣荣土地房屋勘测技术研究所有限责任公司, 重庆, 401120
4. 武汉大学地球空间信息科学协同创新中心, 湖北 武汉, 430072

**摘要：**相机自检校直接决定无人机影像空三的精度。沿输电线路走廊采集的长航带结构无人机影像是一种典型的退化配置，对其自检校容易出现“碗状”效应。为解决该问题，传统方法往往依赖较多控制点，而本文提出的自检校方法仅需一个控制点。首先研究经典物理模型和最新的数学模型；然后在增量式 SfM 框架下，设计了一种联合无人机影像相机检校参数初始化和高精度差分 GNSS 位置信息辅助的相机自检校方法。利用两个实验区域不同采集模式下的四组无人机电力走廊影像进行无控制约束以及单个控制点约束的相机自检校实验。结果表明，本文提出的相机自检校策略在无控制点约束时，可以有效缓解长航带结构空三的“碗状”效应，减轻模型的弯曲程度，提高自检校空三的绝对精度；单个控制点约束自检校时，水平和高程精度均优于 0.06 m。与当前主流开源和商业软件对比，本文算法能够得到相当或更高精度。

**关键词：**相机自检校；无人机影像；数学模型；增量式 SfM；差分 GNSS

---

收稿日期：2022-09-30

项目资助：国家自然科学基金（42001413）。

第一作者：黄伟，博士，研究方向为无人机影像三维重建。hw1006@whu.edu.cn

无人机平台具有数据采集灵活、操作简便等特点，成为摄影测量重要的数据采集方式。对于输电线路走廊巡检，无人机摄影测量已经得到广泛应用<sup>[1-3]</sup>。由于平台载荷能力的限制，无人机往往搭载消费级的非量测相机，比专业测绘相机有着更显著的畸变。为了提高空三精度，需要精确计算相机内定向和畸变参数。面向传统测绘的航空摄影测量，无人机平台通常利用具有多条互相平行且重叠的航带结构进行区域状的影像数据采集。但是，面对电力走廊这种特殊场景，出于成本考虑，通常只按两个航带的矩形或 S 形的模式进行数据采集。针对这种极简的长航带连接结构，由于航带间的约束较弱，相机参数之间及其与外方位元素的相关性得不到外部约束，容易导致空三结果出现“碗状”效应，严重影响重建模型的相对和绝对精度。

针对长航带影像结构的相机自检校，相关研究可分为三类：理论分析<sup>[4,5]</sup>、方法研究<sup>[6,7]</sup>以及精度验证<sup>[8-12]</sup>。文献<sup>[4]</sup>通过数学理论分析了具有径向畸变的影像在自检校时空三的“碗状”效应问题。文献<sup>[5]</sup>讨论了在长航带结构中相机自检校时，像主距的估算对模型精度的影响。然而，这些研究仅探讨了长航带结构自检校“碗状”效应形成的原因以及影响因素，并未提出具体解决方法。文献<sup>[6]</sup>提出联合径向畸变模型和 7 次多项式模型的混合自检校模型 (F15P7)，验证了控制点约束下的自检校精度。虽然该方法可以缓解“碗状”效应，但需要依赖较多控制点。而电力走廊分布复杂，在野外山区采集较多控制点耗时费力。文献<sup>[7]</sup>从相机模型选择的角度入手，针对不同场景的长航带结构影像，选择误差最小的畸变模型来缓解“碗状”效应，但该方法并未考虑最新的数学模型。文献<sup>[8]</sup>对长航带无人机影像的三维重建精度进行详细分析，实验结果表明更复杂的畸变模型能够提高自检校精度。在精度验证相关研究领域中，文献<sup>[9-12]</sup>则主要集中在评估 DSM (Digital Surface Model) 以及 DTM (Digital Terrain Model) 的精度问题、控制点分布对重建模型精度的影响以及对数据采集时的建议等方面，但均未给出具体解决方法。针对长航带结构自检校所面临的问题，本文从相机畸变模型以及高精度差分 GNSS 辅助空三自检校两个方面展开相关研究。

在相机畸变模型中，相关学者对其进行了深入研究，包括物理模型和数学模型。其中，Brown 模型<sup>[13]</sup>及其改进模型<sup>[14]</sup>是最经典的相机畸变模型。但是，这类物理模型存在畸变参数高度相关的弊端<sup>[15]</sup>。在计算机视觉领域，除法模型是另外一类常用的物理模型<sup>[16]</sup>，能够拟合简单的相机畸变。近几年，许多研究将除法模型与基础矩阵或本质矩阵相结合，通过建立多项式方程解算相机畸变参数<sup>[17-20]</sup>，然而该模型无法拟合复杂畸变，并不适用于无人机场景。在相机畸变模式未知时，物理模型并不能精确地拟合相机畸变。基于此考虑，数学模型尝试利用函数逼近理论，精确地拟合复杂的相机畸变，比如二次正交多项式模型<sup>[21]</sup>和四次正交多项式模型<sup>[22]</sup>。文献<sup>[23]</sup>和<sup>[24]</sup>提出基于 Legendre 和 Fourier 正交多项式的相机畸变模型，将其用于航空相机自检校。在此基础上，文献<sup>[25]</sup>提出 Chebyshev-Fourier 和 Jacobi-Fourier 相机畸变模型，显著提高了航空影像空三的平面和高程精度。但是，很少有研究将 Legendre 和 Fourier 畸变模型用于无人机影像自检校空三平差，这将是本文的第一个重点研究内容。

另外，差分 GNSS 定位技术为无人机平台提供厘米级的高精度定位信息<sup>[26,27]</sup>。这类信息可以作为相机自检校和影像绝对定向的有效辅助信息<sup>[28]</sup>，用来缓解长航带影像空三的“碗状”效应。利用已定向的影像参数与高精度差分 GNSS 位置信息进行融合时，传统的方法是采用加权的方式，最小化投影中心与差分 GNSS 位置信息的误差。然而，在航带不稳定

的退化结构中, 仅利用连接点信息进行空三自检校, 此时重建的模型易变得弯曲。在这种情形中, 传统 GNSS 加权的方式不能将投影中心与 GNSS 位置对齐。如何利用高精度差分 GNSS 位置信息来缓解“碗状”效应, 这是本文的第二个重点研究内容。

针对上述问题, 本文首先研究相机畸变模型中经典物理模型和数学模型。然后在增量式 SfM 空三框架下, 提出了一种联合无人机影像相机检校参数初始化和高精度差分 GNSS 位置信息辅助的相机自检校方法。最后利用多组无人机数据进行空三自检校对比实验, 以验证本文方案的可靠性。

## 1. 方法原理

本文在增量式 SfM 框架下, 从相机畸变模型以及高精度 GNSS 辅助空三自检校两个方面展开研究, 提出一种新的无人机影像自检校光束法平差策略, 用于缓解长航带影像结构自检校的“碗状”效应。首先分析了相机畸变模型, 包括物理模型和数学模型; 其次详细研究了基于不等式约束的 GNSS 辅助光束法平差; 最后提出了面向长航带无人机影像自检校算法, 包括相机检校参数初始化以及高精度差分 GNSS 位置信息辅助自检校。本文的主要研究内容如图 1 所示。

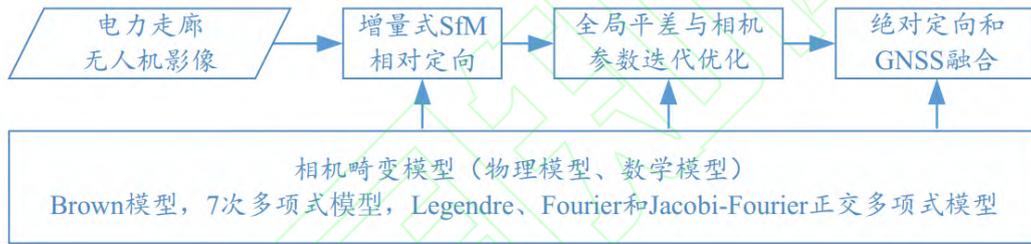


图 1 本文无人机影像自检校技术方案

Fig. 1 The workflow of self-calibration for UAV images

### 1.1. 相机畸变模型

本文重点对 Fourier 和 Jacobi-Fourier 正交多项式模型进行描述分析, 其相机畸变模型的数学形式如下所述。

#### (1) Fourier 模型

基于二元 Fourier 级数的 16 参数正交多项式模型<sup>[24]</sup>的数学公式如下:

$$\begin{aligned} \Delta x_f &= a_0 c_{1,0} + a_1 c_{0,1} + a_2 c_{1,-1} + a_3 c_{1,1} + a_4 s_{1,0} + a_5 s_{0,1} + a_6 s_{1,-1} + a_7 s_{1,1} \\ \Delta y_f &= a_8 c_{1,0} + a_9 c_{0,1} + a_{10} c_{1,-1} + a_{11} c_{1,1} + a_{12} s_{1,0} + a_{13} s_{0,1} + a_{14} s_{1,-1} + a_{15} s_{1,1} \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $c_{m,n} = 10^{-6} \cos(m\bar{x}_f + n\bar{y}_f)$ ,  $s_{m,n} = 10^{-6} \sin(m\bar{x}_f + n\bar{y}_f)$ ,  $\bar{x}_f = \frac{x - width/2}{width} \pi$ ,  $\bar{y}_f = \frac{y - height/2}{height} \pi$ ;  $x, y$  为像素坐标;  $width$  和  $height$  为影像的宽度和高度。在有明显畸变情况下, 需与径向畸变模型混合使用。本文考虑径向畸变-2 次多项式模型:

$$\begin{aligned}
\Delta x_{rg} &= \bar{x}_r(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + b_0 \bar{x}_g + b_1 \bar{y}_g - 2b_2 \bar{x}_g^2 + b_3 \bar{x}_g \bar{y}_g + b_4 \bar{y}_g^2 \\
\Delta y_{rg} &= \bar{y}_r(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) - b_0 \bar{y}_g + b_1 \bar{x}_g + b_2 \bar{x}_g \bar{y}_g - 2b_3 \bar{y}_g^2 + b_5 \bar{x}_g^2 \\
r &= \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} = \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}
\end{aligned} \tag{2}$$

其中,  $b_0, \dots, b_5$  为二次多项式系数;  $\bar{x}_g = \bar{x}_f / \pi, \bar{y}_g = \bar{y}_f / \pi$ 。混合模型为:

$$\begin{aligned}
\Delta x &= \Delta x_f + \Delta x_{rg} \\
\Delta y &= \Delta y_f + \Delta y_{rg}
\end{aligned} \tag{3}$$

## (2) Jacobi-Fourier 模型

相比单个 Fourier 模型, Jacobi-Fourier 模型具有更高的平面和高程精度。本文所采用的 Jacobi-Fourier 组合模型数学公式为:

$$\begin{aligned}
\Delta x_{jf} &= \sum_{i=0}^{N_J} \sum_{m=0}^{M_F} \sum_{n=1}^{N_F} a_{i,m,n} J_i(\alpha, \beta, r) \sin(m\pi \bar{x} + n\pi \bar{y}) + \sum_{i=0}^{N_J} \sum_{m=0}^{M_F} \sum_{n=1}^{N_F} b_{i,m,n} J_i(\alpha, \beta, r) \cos(m\pi \bar{x} + n\pi \bar{y}) \\
\Delta y_{jf} &= \sum_{i=0}^{N_J} \sum_{m=0}^{M_F} \sum_{n=1}^{N_F} a'_{i,m,n} J_i(\alpha, \beta, r) \sin(m\pi \bar{x} + n\pi \bar{y}) + \sum_{i=0}^{N_J} \sum_{m=0}^{M_F} \sum_{n=1}^{N_F} b'_{i,m,n} J_i(\alpha, \beta, r) \cos(m\pi \bar{x} + n\pi \bar{y})
\end{aligned} \tag{4}$$

其中,  $J_n(\alpha, \beta, r)$  为 Jacobi 多项式, 其公式如下(5);  $\bar{x}, \bar{y} \in [0, 1]$ , 为归一化影像坐标;  $r$  为归一化像素坐标到原点距离,  $r^2 = \bar{x}^2 + \bar{y}^2$ ;  $N_J, M_F, N_F$  为 Jacobi 和 Fourier 可变参数;  $a_{i,m,n}, b_{i,m,n}, a'_{i,m,n}, b'_{i,m,n}$  为多项式系数。

$$\left\{ \begin{aligned}
J_n(\alpha, \beta, \tau) &= \sqrt{\frac{\omega(\alpha, \beta, \tau)}{b_n(\alpha, \beta) \cdot \tau}} G_n(\alpha, \beta, \tau) \\
G_n(\alpha, \beta, \tau) &= \frac{n!(\beta-1)!}{(\alpha+n-1)!} \sum_{s=0}^n (-1)^s \frac{(\alpha+n+s-1)!}{(n-s)!s!(\beta+s-1)!} \tau^s \\
b_n(\alpha, \beta) &= \frac{n![(\beta-1)!]^2 (\alpha-\beta+n)!}{(\beta+n-1)!(\alpha+n-1)!(\alpha+2n)} \\
\omega(\alpha, \beta, \tau) &= (1-\tau)^{\alpha-\beta} \tau^{\beta-1}
\end{aligned} \right. \tag{5}$$

式中,  $\alpha, \beta$  参数与文献<sup>[25]</sup>保持一致, 设置为 7 和 3,  $\tau \in [0, 1]$ ,  $G_n, b_n, \omega$  分别为多项式、归一化常量和加权函数。与 Fourier 畸变模型类似, 径向畸变-2 次多项式模型与 Jacobi-Fourier 模型混合为:

$$\begin{aligned}
\Delta x &= \Delta x_{jf} + \Delta x_{rg} \\
\Delta y &= \Delta y_{jf} + \Delta y_{rg}
\end{aligned} \tag{6}$$

## 1.2. 不等式约束光束法平差

GNSS 辅助光束法平差是摄影测量领域的常规手段。传统空三通过最小化重投影误差, 实现相机内外参数和连接点三维坐标的优化求解。GNSS 辅助光束法平差考虑了影像投影中心  $X_c$  与 GNSS 相位中心  $X_{gps}$  的偏差, 联合优化的误差函数参见公式(7), 其中  $w$  为 GNSS 的权值。

$$e_u = \sum_j \rho_j (\| \pi(P_c, X_k) - x_j \|_2^2) + \sum_n \rho_n (\| w(X_c - X_{gps}) \|_2^2) \tag{7}$$

与传统 GNSS 加权光束法平差不同, 文献<sup>[26]</sup>提出基于不等式约束光束法平差 (IBA, BA with inequality constraint) 的 GNSS 融合方法, 用以解决影像投影中心  $X_c$  与 GNSS 相位中心

坐标  $X_{gps}$  的坐标偏差随误差累积而增加的问题。IBA 的基本思想是在适当增加重投影误差的前提下,提高 GNSS 约束光束法平差的绝对精度。假设  $X^* = (X_c^T, X_a^T, X_k^T)$  为不加 GNSS 约束的最优解,其中  $X_c, X_a, X_k$  分别为影像投影中心、旋转角度和连接点三维坐标。设  $e(X^*)$  为此时的累加误差,则对于任何  $X$ , 都满足  $e(X^*) \leq e(X)$ 。假设  $e_i$  是比  $e(X^*)$  稍大一些的重投影误差阈值,即  $e(X^*) < e_i$ 。IBA 假设在 GNSS 误差有界时,联合 GNSS 约束的光束法平差重投影误差  $e(X)$  在小于  $e_i$  范围内,即  $e(X) \leq e_i$ , 所求解的投影中心参数应尽量与 GNSS 位置靠近,即  $X_c \approx X_{gps}$ 。

假设  $X_2 = (X_a, X_k)$ , 则光束法平差未知数可表示为  $X = (X_c^T, X_2^T)$ ; 设  $P = (I, 0)$ , 则  $X_c = PX$ 。IBA 通过结合罚函数和不等式约束来建立优化方程,如公式(8)所示:

$$e_l(X) = \frac{\gamma}{c_l(X)} + \|PX - X_{gps}\|^2 \quad (8)$$

其中  $\gamma > 0$  为自定义权值;  $c_l(X) = e_i - e(X)$  且  $c_l(X) > 0$ 。通过不等式和罚函数  $\gamma/c_l(X)$

强约束来迭代优化目标函数。罚函数值在  $c_l = 0$  的邻域内接近正无穷大。在文献<sup>[26]</sup>中,

参数  $\gamma$  设为  $\gamma = \frac{e_i - e(X^*)}{10} \|PX^* - X_{gps}\|^2$ 。

### 1.3. 长航带影像自检校算法

本文提出的 GNSS 约束无人机影像自检校光束法平差方法在增量式 SfM 框架中实现。在增量式 SfM 流程中,首先选择两张特征点匹配数量充足、分布均匀且交会角足够大的种子影像,进行相对定向和三维点坐标求解。然后迭代选取下一张或多张与已有模型连接最充分的影像,通过后方交会和前方交会恢复影像位姿和三维点坐标。为减少误差累积,迭代进行局部和全局平差优化:1)对最近添加的影像进行局部平差优化;2)当新增加影像数量超过给定阈值时,对重建模型进行全局平差优化。

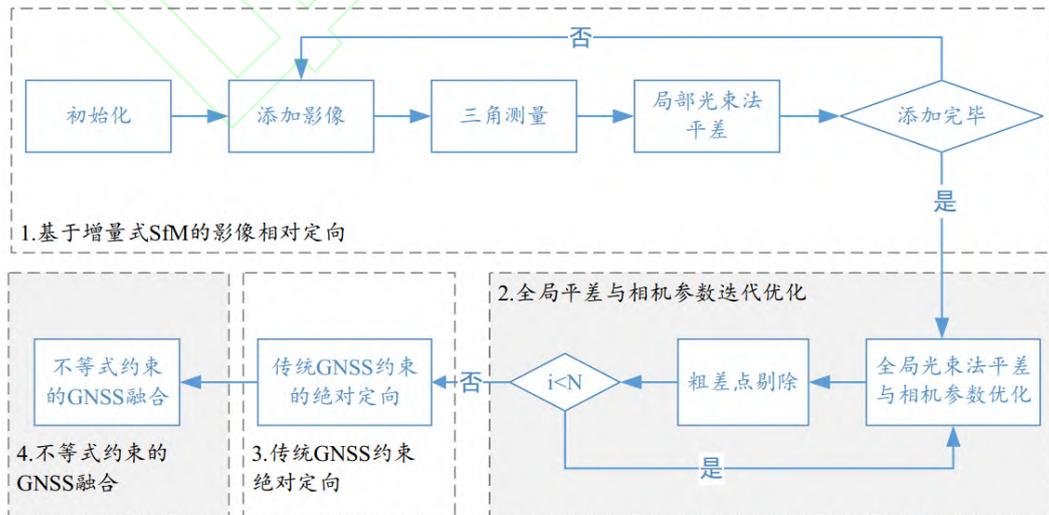


图 2 长航带影像自检校流程

Fig. 2 The self-calibration workflow for long-corridor images

针对长航带无人机影像进行空三重建，现有 SfM 框架存在以下不足：1) 从自检校的角度分析，最优影像的选择未考虑场景结构是否退化。若种子影像结构较差或场景缺乏高度变化，自检校参数在初期解算不稳定，严重影响最终重建模型的精度；2) 无人机影像通常记录了高精度 GNSS 位置信息，能用来辅助缓解长航带影像结构空三自检校的“碗状”效应。现有 SfM 自检校方法未充分利用高精度 GNSS 位置信息进行绝对定向。针对上述问题，本文提出联合无人机影像相机检校参数初始化和高精度差分 GNSS 位置信息融合的相机自检校方法，具体流程如图 2 所示。关键步骤如下所述：

- 1) 基于增量式 SfM 的影像相对定向。只进行局部光束法平差，减少累积误差，且保持相机主距、像主点、畸变参数固定不变，以避免影像结构不稳定和场景退化所导致的畸变参数和相机内方位元素解算不稳定、变化幅度大的问题。
- 2) 全局平差与相机参数迭代优化。迭代全局光束法平差和粗差剔除，并且采取相机内方位元素和畸变参数逐步放开的优化策略，即逐步放开 1) 畸变参数；2) 像主距；3) 像主点。该策略可以缓解像主距、像主点和畸变参数之间的相关性。通过实验发现，当迭代优化超过两次时，所求解的相机畸变参数变得较为稳定。因此，本文的全局光束法平差共迭代  $N=3$  次。每次迭代按照参数逐步放开策略优化畸变参数、像主距和像主点，为 GNSS 约束光束法平差提供较好初值。
- 3) 传统 GNSS 约束的绝对定向。此时，GNSS 约束光束法平差把相机内方位元素、畸变参数作为未知数来进行优化，误差方程参见公式(9)：

$$e_u = \sum_j \rho_j (\| \pi(P_c, X_k, \theta) - x_j \|_2^2) + \sum_n \rho_n (\| w(X_c - X_{gps}) \|_2^2) \quad (9)$$

其中， $\theta=(f, c_x, c_y, Dist)$ ，包含了像主距  $f$ ，像主点  $c_x$ 、 $c_y$ ，以及相机畸变参数  $Dist$ ；具体畸变参数  $Dist$  取决于所选择的畸变模型；GNSS 的权重  $w$  与文献<sup>[26]</sup>保持一致，设置为 10；代价函数  $\rho$  为抗噪声能力更强的 Cauchy 函数，参见公式(10)

$$\rho(s) = \log(1 + s) \quad (10)$$

- 4) 基于 IBA 不等式约束平差的 GNSS 融合。本文结合 IBA 实现 GNSS 进一步融合。与文献<sup>[26]</sup>的不同之处为：① 本文将相机内方位元素和畸变参数作为未知数，进行相机自检校平差优化；② 本文的初始输入参数  $e(X^*)$  为 GNSS 加权的重投影误差， $X^*$  为 GNSS 加权光束法平差所求解的未知数；③ 本文将所有影像的投影中心坐标和对应的 GNSS 位置信息作为约束，进行全局式 IBA 迭代求解。

## 2. 实验与分析

### 2.1. 实验数据

利用大疆精灵 4 RTK 无人机采集两组输电线路影像，如图 3 所示。其中，图 3(a)和(c)利用矩形飞行方式采集；图 3(b)和(d)利用 S 形飞行方式采集。无人机飞行高度统一设置为 70 m，相机垂直向下拍摄；获取的影像地面分辨率为 2.1 cm；四种模式下采集的影像数量分别为 140, 166, 165 和 132。为了验证空三的绝对定向精度，利用中海达 iRTK2 GNSS 接收机和千寻 CORS 基站采集这两个实验区域的高精度坐标点。采用人工喷漆方式在路面喷制

宽度大约 10 cm 互相垂直的直角线，并量测直角内部标记点的坐标。最终，测区一采集了 15 个坐标点，依次编号为 A1-A15；测区二采集了 27 个坐标点，依次编号为 B1-B27。在无控制约束相机自检校实验中，所有坐标点均作为检查点，用于验证自检校的精度；在单个控制点约束相机自检校实验中，A14 和 B20 作为控制点，剩余作为检查点来进行精度验证。

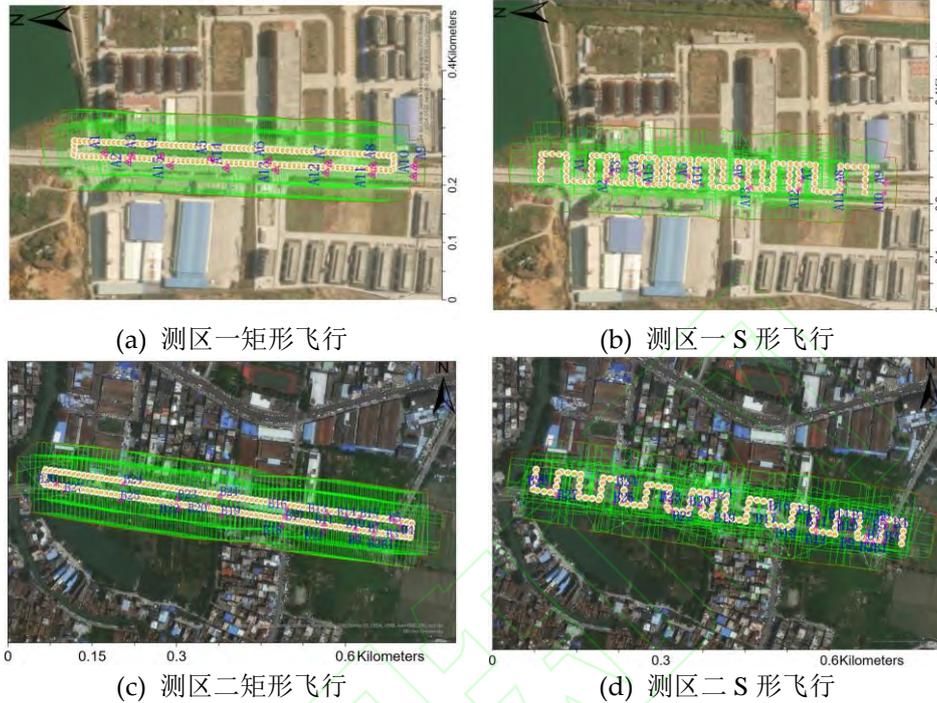


图 3 电力走廊无人机影像

Fig. 3 UAV images of the test sites

## 2.2. 结果与分析

首先分析了不同采集方式和相机畸变模型对自检校空三精度的影响。对于混合 Fourier 和 Jacobi-Fourier 模型，首先利用所有影像计算出径向畸变和 2 次多项式畸变参数；然后固定已计算的畸变参数，再估算 Fourier 和 Jacobi-Fourier 模型的畸变参数。其他畸变模型一次估算所有参数。采用均值、标准差和均方根误差评价检查点的精度。

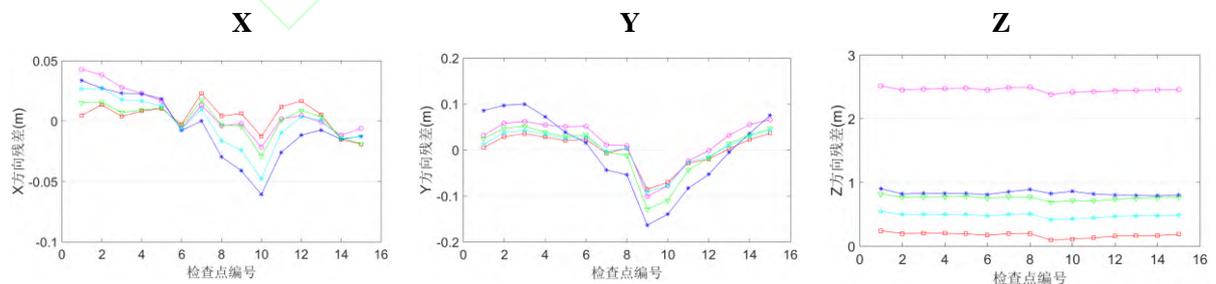
表 1 列出了自检校空三检查点残差的统计结果，图 4 和图 5 分别列出了自检校空三检查点的残差分布结果。可以看出，对于不同模式采集的影像数据，S 形影像的自检校空三的平面精度明显优于矩形影像数据。主要原因在于 S 形模式采集数据时，影像之间的角度变化大，可减少畸变参数与相机内外方位元素的相关性，进而提高水平精度。进一步分析可知：1) 对于测区一的矩形数据，Brown 模型的水平和高程精度均高于其他畸变模型；但对于其他三组数据，Brown 模型的精度均比其他模型差；2) 对于普通多项式模型，Poly7 模型的平面精度均优于 Legendre 模型。但是，在测区一的两组数据以及测区二的矩形数据中，Legendre 模型的高程精度均优于 Poly7 模型。主要原因在于 Legendre 模型的正交性能够提高像主距的估算精度，进而提高高程精度，但损失了平面精度；3) 对于 Fourier 正交多项式的混合畸变模型，Jacobi-Fourier 混合模型的平面精度与 Fourier 混合模型相当。

表 1 不同相机畸变模型自检校平差精度统计

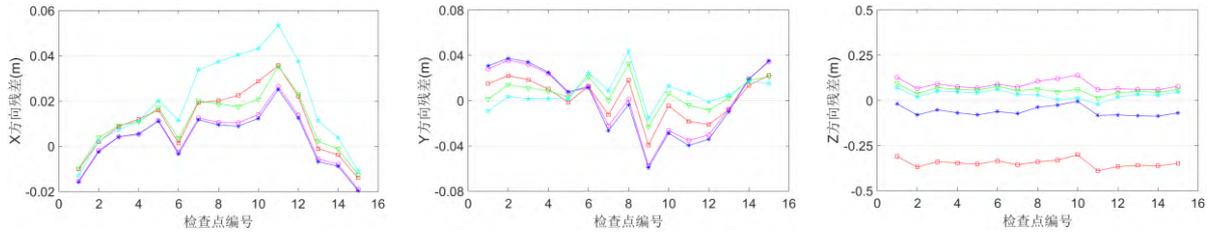
Tab. 1 Statistical results of self-calibration for different camera distortion models

数据	相机模型	均值(米)			标准差(米)			均方根误差(米)			
		X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z	
测区一	矩形	Brown	0.004	-0.001	0.174	0.011	0.036	0.037	0.012	0.036	0.178
		Poly7	0.008	0.018	2.456	0.018	0.050	0.032	0.020	0.053	2.456
		Legendre	-0.006	-0.002	0.829	0.026	0.082	0.032	0.027	0.082	0.830
		Fourier	0.001	0.000	0.755	0.013	0.054	0.032	0.013	0.054	0.755
		Jacobi-Four	-0.001	0.003	0.481	0.020	0.040	0.032	0.020	0.040	0.482
	S形	Brown	0.011	0.002	-0.348	0.014	0.018	0.022	0.018	0.018	0.349
		Poly7	0.004	0.001	0.084	0.012	0.028	0.025	0.012	0.028	0.088
		Legendre	0.003	-0.000	-0.061	0.012	0.030	0.026	0.012	0.030	0.066
		Fourier	0.010	0.007	0.054	0.013	0.013	0.018	0.016	0.015	0.057
		Jacobi-Four	0.019	0.007	0.031	0.020	0.014	0.022	0.028	0.015	0.038
测区二	矩形	Brown	-0.018	0.028	0.753	0.030	0.025	0.036	0.035	0.037	0.754
		Poly7	0.001	0.014	0.240	0.022	0.032	0.028	0.022	0.035	0.242
		Legendre	-0.018	0.027	0.223	0.033	0.027	0.033	0.038	0.038	0.226
		Fourier	0.000	0.004	0.208	0.022	0.035	0.028	0.022	0.035	0.210
		Jacobi-Four	-0.011	0.024	0.104	0.023	0.025	0.029	0.026	0.035	0.108
	S形	Brown	0.016	-0.006	-1.259	0.012	0.012	0.041	0.020	0.013	1.260
		Poly7	0.004	0.003	0.058	0.016	0.012	0.018	0.017	0.012	0.061
		Legendre	0.003	0.004	0.125	0.017	0.012	0.018	0.017	0.013	0.127
		Fourier	0.005	0.005	0.098	0.014	0.012	0.015	0.013	0.013	0.099
		Jacobi-Four	0.022	0.003	-0.724	0.016	0.012	0.035	0.027	0.013	0.725

综上所述,四种数学畸变模型的自检校空三均达到厘米级的平面精度,而高程精度有较大差异,没有某种畸变模型能在所有数据中均取得最优精度。整体上看,数学模型水平精度和高程精度均比物理模型更优,且混合 Jacobi-Fourier 模型的高程精度整体优于其他三种数学畸变模型。由于 Brown 模型畸变参数最少,该模型的运行效率要优于数学模型。而 Poly7 和 Legendre 模型都有 66 个系数,这两个模型整体运行效率最慢。虽然混合 Fourier 模型和混合 Jacobi-Fourier 模型需要分两次计算畸变参数,但这两个模型的参数比 Poly7 模型和 Legendre 模型少 42 个参数。因此,在数学模型中,混合 Fourier 模型和混合 Jacobi-Fourier 模型运行效率要优于 Poly7 模型和 Legendre 模型。



(a)测区一中矩形数据

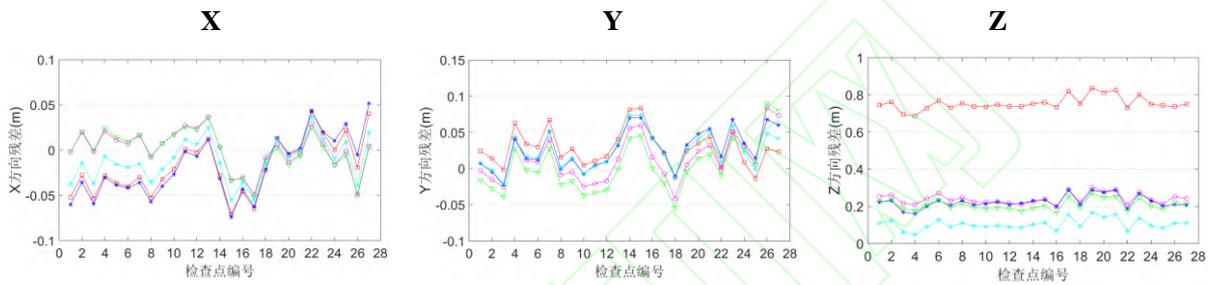


(b) 测区一中 S 形数据

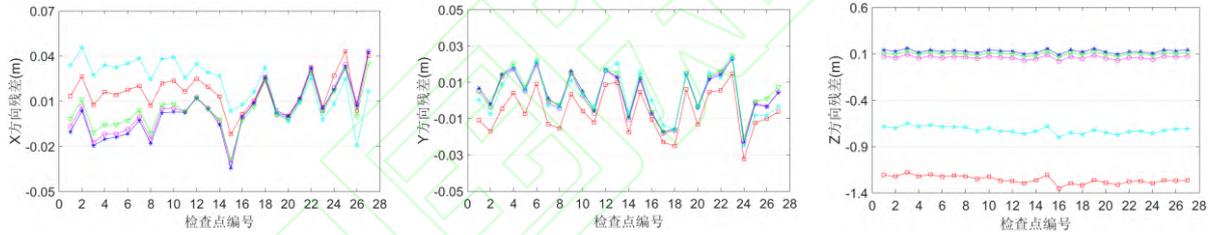
—□— Brown —○— Poly7 —★— Legendre —▽— 混合Fourier —△— 混合Jacobi-Fourier

图 4 测区一中矩形和 S 形数据空三自检校检查点残差

Fig. 4 The residuals of check points after self-calibration for test site 1



(a) 测区二中矩形数据



(b) 测区二中 S 形数据

—□— Brown —○— Poly7 —★— Legendre —▽— 混合Fourier —△— 混合Jacobi-Fourier

图 5 测区二中矩形和 S 形数据空三自检校检查点残差

Fig. 5 The residuals of check points after self-calibration for test site 2

为了验证相机自检校策略的有效性，本文与 ColMap<sup>[29]</sup>自检校方案进行对比。由于 ColMap 并未实现联合 GNSS 辅助平差，本文在 ColMap 增量式光束法平差完成之后，对影像的投影中心与 GNSS 位置进行相似变换，再利用公式(9)进行 GNSS 辅助光束法平差。考虑到 ColMap 并未提供数学畸变模型，因此本实验选择 Brown 模型进行对比。自检校平差精度统计结果如表 2 所示。实验结果表明，本文自检校策略在两个测区的水平精度均优于 ColMap。在高程方向的均方根误差中，本文自检校策略在测区一的两组数据以及测区二的 S 形数据中均比 ColMap 有显著提高。由于 ColMap 自检校中存在“碗状”效应，在测区一的 S 形数据中，均值比本文算法小，但具有较大标准差。在测区二的矩形数据中，ColMap 在高程方向的均值和均方根误差均比本文算法高，原因在于 ColMap 增量式重建过程中，选择的初始影像对的结构较好，像主距估算值较平稳。但需要指出的是，在该组数据中，ColMap

的高程标准差比本文算法大 0.055，表明高程误差波动仍比较大，存在“碗状”效应。总之，与 ColMap 相比，本文算法在平面精度上整体具有一定的优势；在高程方面，有三组数据比 ColMap 表现更优。

表 2 不同自检校策略平差精度统计结果

Tab. 2 Statistical results of self-calibration for different calibration methods

数据	方法	平均值(米)			标准差(米)			均方根误差(米)			
		X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z	
测区一	矩形	ColMap	0.006	-0.007	0.574	0.015	0.050	0.036	0.016	0.050	0.575
		本文算法	0.004	-0.001	0.174	0.011	0.036	0.037	0.012	0.036	0.178
	S形	ColMap	0.107	0.103	0.055	0.040	0.320	0.404	0.114	0.337	0.407
		本文算法	0.011	0.002	-0.348	0.014	0.018	0.022	0.018	0.018	0.349
测区二	矩形	ColMap	-0.038	0.033	0.239	0.055	0.026	0.091	0.067	0.042	0.256
		本文算法	-0.018	0.028	0.753	0.030	0.025	0.036	0.035	0.037	0.754
	S形	ColMap	0.012	-0.005	-1.380	0.018	0.011	0.019	0.021	0.012	1.381
		本文算法	0.016	-0.006	-1.259	0.012	0.012	0.041	0.020	0.013	1.260

大疆精灵 4 RTK 无人机记录了具有厘米级定位精度的差分 GNSS 位置信息。利用相机自检校空三所计算的投影中心与差分 GNSS 坐标的偏移量，分析本文所使用的 GNSS 约束光束法平差算法的相对精度。由于投影中心与差分 GNSS 在 X、Y 方向的相对误差分布无明显规律，本文仅列出了 Z 方向相对误差分布图，如图 6 所示。可以看出，ColMap 在高程方向存在明显弯曲。其中在测区一的矩形数据表现为中间高两边低的凸状分布；在测区一的 S 形数据和测区二的矩形数据表现为中间低而两边高的凹状分布。本文算法整体变化较小，明显缓解了“碗状”效应。对于测区二的 S 形数据，本文算法与 ColMap 均存在两处断裂状跳跃分布，可能原因是此处光照变化大，导致影像错误匹配点增加，进而影响自检校空三精度。但是与 ColMap 相比，本文算法在高程方向的波动范围更小。因此，利用本文自检校策略可以提高投影中心的相对位置精度，能够缓解“碗状”效应。

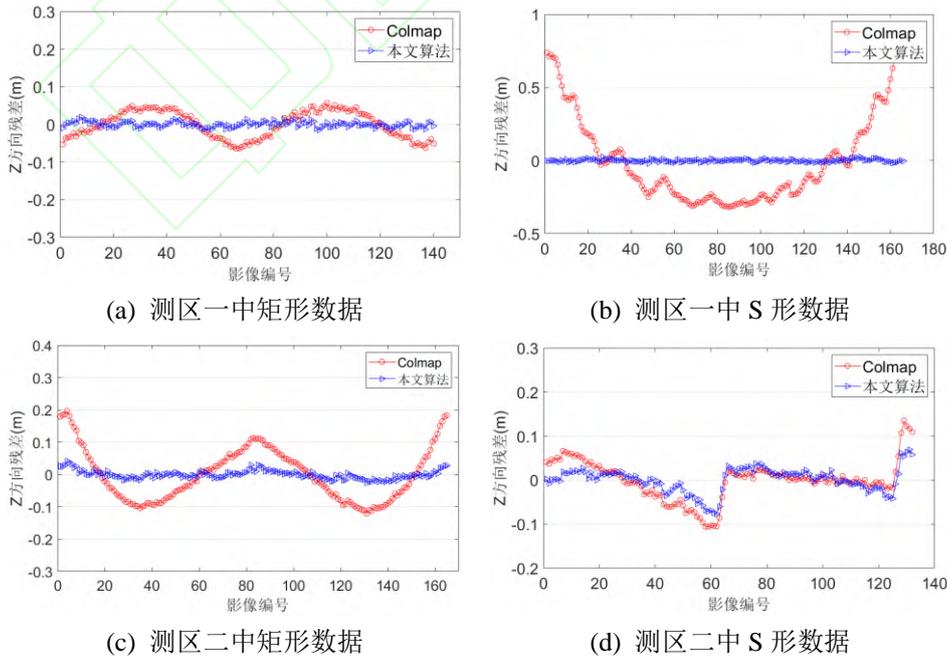


图 6 不同策略下影像投影中心与差分 GNSS 在 Z 方向的坐标偏差

Fig. 6 The coordinate offsets between image projection center and DGNSS for test sites

本文算法与开源软件 MicMac 以及商业软件 Pix4d Mapper 进行了对比分析。基于上述不同畸变模型的对比实验，发现 Jacobi-Fourier 模型整体表现最优。因此，本文的自检校策略选择 Jacobi-Fourier 模型进行对比分析；MicMac 采用 F15P7 多项式相机畸变模型；Pix4d Mapper 4.3 的畸变模型未知。表 3 统计了实验结果，图 7 列出了不同软件相机自检校空三影像投影中心与差分 GNSS 坐标在 Z 方向的偏移量。从平面精度分析，可以看出：1) 本文算法在测区一的两组数据均值最小；Pix4d 在测区二的两组数据表现最优。对于测区一的两组数据，MicMac 在 Y 方向的标准差最大，达到 0.1 m；Pix4d 和本文算法均小于 0.07 m。因此，MicMac 整体表现最差；2) 在测区一的矩形数据和测区二的两组数据中，本文算法和 Pix4d 在 X 方向的均方根误差相当。但是，Pix4d 在 Y 方向的均方根误差分别比本文算法大 0.03 m、0.015 m、0.010 m。因此，本文算法的水平精度整体优于 Pix4d。

从高程精度分析，可以看出：1) 对于测区一的两组数据和测区二的矩形数据，本文算法均具有最小的标准差。Pix4d 在测区二的 S 形数据中标准差最小。MicMac 在四组数据的标准差均最大，精度波动较大；2) 对于测区一的矩形数据，MicMac 的均方根误差最小，但具有最大的标准差，且模型存在一定扭曲；Pix4d 在测区二的 S 形数据中均方根误差和标准差均最小。整体上看，在无控制约束空三自检校下，由于像主距与相机畸变等参数的高度相关性，MicMac、Pix4d 以及本文算法高程精度在四组数据中均存在较大波动，高程均方根误差整体大于 10cm（除本文算法在测区一中 S 型数据外），无法满足实际生产要求。同时，可以看出 MicMac 在四组数据中均存在“碗状”效应，Pix4d 与本文算法均有效缓解“碗状”效应。由于 MicMac 采用 F15P7 多项式相机畸变模型，存在较多参数，具有最低的运行效率；商业软件 Pix4d 的运行效率则最高，本文算法运行效率介于 MicMac 和 Pix4d 之间。

表 3 不同软件无控制约束自检校平差精度统计结果

Tab. 3 Statistical results of self-calibration for different software without GCP constraint

数据	不同软件	均值(米)			标准差(米)			均方根误差(米)			
		X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z	
测区一	矩形	MicMac	-0.007	-0.023	0.301	0.017	0.125	0.095	0.019	0.127	0.315
		Pix4d	-0.012	-0.024	-1.266	0.020	0.066	0.088	0.024	0.070	1.269
		本文算法	-0.001	0.003	0.481	0.020	0.040	0.032	0.020	0.040	0.482
	S 形	MicMac	-0.029	-0.050	-0.075	0.013	0.155	0.157	0.031	0.163	0.174
		Pix4d	0.021	0.013	0.360	0.017	0.016	0.029	0.027	0.021	0.362
		本文算法	0.019	0.007	0.031	0.020	0.014	0.022	0.028	0.015	0.038
测区二	矩形	MicMac	-0.016	0.047	0.716	0.037	0.043	0.056	0.041	0.064	0.718
		Pix4d	0.008	-0.013	-0.847	0.025	0.048	0.037	0.026	0.050	0.848
		本文算法	-0.011	0.024	0.104	0.023	0.025	0.029	0.026	0.035	0.108
	S 形	MicMac	0.056	-0.023	-1.425	0.076	0.021	0.108	0.095	0.031	1.429
		Pix4d	0.011	0.005	-0.111	0.013	0.023	0.025	0.018	0.023	0.113
		本文算法	0.022	0.003	-0.724	0.016	0.012	0.035	0.027	0.013	0.725

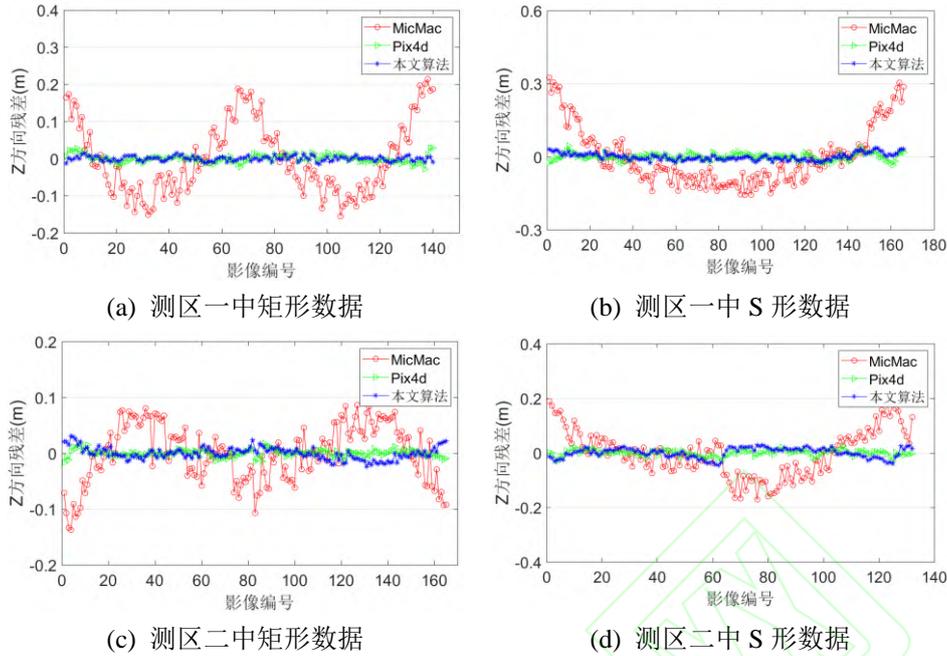


图 7 不同软件中影像投影中心与差分 GNSS 在 Z 方向的坐标偏差

Fig. 7 The coordinate offsets between image projection center and DGNSS with different software

最后，利用单个控制点进行相机自检校实验，并与 MicMac 和 Pix4d Mapper 进行对比。在单个控制点约束自检校中，本文先利用上述无控制约束自检校算法的结果作为初值，再固定相机外方位元素，利用控制点加权优化剩余参数，控制点权重设置为 10。表 4 统计了实验结果。分析平面精度，可以看出本文自检校策略下五种畸变模型的精度相当。在测区一的矩形数据以及测区二的两组数据中，MicMac 在平面 X、Y 方向的均值最大；在四组数据中，MicMac 平面方向的均方根以及标准差同样最大。在测区一的两组数据中，Pix4d 在平面 X、Y 方向的均值以及均方根误差均大于本文算法；在测区二的两组数据中，本文算法的五种模型在平面精度上与 Pix4d 较为接近。本文算法的五种畸变模型在平面精度的均方根误差上均优于 0.06m，而 MicMac 则在 0.5 m 以内，Pix4d 的均方根误差在 0.08 m 以内。

分析高程精度，可以看出本文算法的五种模型均方根误差均小于 0.06m。MicMac 的高程均方根误差均大于 0.1 m；Pix4d 的均方根误差均小于 0.1 m。因此，在有单个控制点约束情况下，本文自检校策略精度整体优于 MicMac 和 Pix4d。与表 1 对比可知，在无控制点约束时，不同相机模型的高程精度差异较大；但在加入单个控制点约束后，五种相机畸变模型自检校后空三的高程精度均优于 3 倍 GSD。同样与表 3 对比可知，在无控制点约束相机自检校中，MicMac 在测区一的矩形数据中，高程 Z 方向具有最小均方根误差；Pix4d 则在测区二的 S 形数据中，高程 Z 中具有最小均方根误差。但在加入单个控制点约束后，本文算法的两种模型在高程 Z 方向的均方根误差均优于 MicMac 和 Pix4d。

表 4 单个控制点约束下不同软件自检校平差精度统计结果

Tab. 4 Statistical results of self-calibration for different software with one GCP constraint

数据	不同软件	平均值(m)			标准差(m)			均方根误差(m)		
		X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
测区矩形	Brown	-0.005	0.003	0.016	0.011	0.036	0.040	0.012	0.036	0.043
	Poly7	-0.007	-0.005	0.002	0.022	0.051	0.056	0.023	0.051	0.056

测区二	一	Legendre	-0.012	0.002	-0.015	0.023	0.041	0.046	0.026	0.041	0.049
		Fourier	-0.009	-0.006	0.002	0.018	0.051	0.052	0.021	0.051	0.052
		Jacobi-Four	0.000	0.000	0.016	0.021	0.041	0.038	0.021	0.041	0.042
		MicMac	0.020	-0.081	0.169	0.019	0.200	0.119	0.027	0.216	0.207
		Pix4d	0.018	-0.019	0.018	0.020	0.073	0.083	0.027	0.076	0.085
	S形	Brown	-0.011	-0.001	-0.014	0.014	0.018	0.022	0.018	0.018	0.026
		Poly7	-0.014	0.007	-0.026	0.014	0.022	0.022	0.020	0.023	0.034
		Legendre	-0.012	0.004	-0.015	0.013	0.014	0.016	0.018	0.015	0.022
		Fourier	-0.013	0.003	-0.016	0.014	0.015	0.017	0.019	0.015	0.023
		Jacobi-Four	-0.019	-0.004	-0.024	0.017	0.016	0.019	0.026	0.016	0.030
		MicMac	0.017	-0.029	0.164	0.017	0.044	0.142	0.024	0.053	0.217
	Pix4d	0.020	0.013	0.034	0.019	0.017	0.027	0.027	0.022	0.043	
	矩形	Brown	0.018	-0.027	0.005	0.030	0.026	0.029	0.035	0.038	0.029
		Poly7	0.004	0.023	0.033	0.021	0.029	0.026	0.021	0.037	0.042
Legendre		0.018	0.026	0.043	0.027	0.027	0.028	0.033	0.038	0.052	
Fourier		0.015	0.018	0.036	0.026	0.026	0.029	0.030	0.032	0.046	
Jacobi-Four		0.012	-0.024	0.003	0.024	0.026	0.028	0.027	0.035	0.028	
MicMac		0.154	-0.071	0.016	0.214	0.067	0.105	0.264	0.098	0.106	
Pix4d	0.005	-0.010	-0.023	0.023	0.048	0.033	0.024	0.049	0.040		
S形	Brown	-0.018	0.007	0.024	0.014	0.013	0.017	0.023	0.015	0.029	
	Poly7	-0.002	-0.003	-0.010	0.018	0.012	0.019	0.018	0.013	0.022	
	Legendre	-0.002	-0.004	-0.012	0.018	0.012	0.020	0.018	0.013	0.023	
	Fourier	-0.019	-0.005	-0.026	0.016	0.012	0.024	0.024	0.013	0.036	
	Jacobi-Four	-0.023	-0.002	0.005	0.018	0.013	0.019	0.029	0.013	0.019	
	MicMac	-0.283	0.057	0.022	0.381	0.053	0.190	0.475	0.078	0.191	
	Pix4d	0.012	0.017	-0.017	0.013	0.021	0.024	0.017	0.027	0.030	

### 3. 总结

针对输电线路走廊无人机影像的长航带结构特征，在分析不同相机畸变模型的基础上，本研究提出一种充分考虑无人机影像相机内参和畸变参数初始化和高精度差分 GNSS 位置信息融合的光束法平差相机自检校方法。通过对两个测区利用不同采集模式获取的输电线路无人机影像，进行无控制约束以及单个控制点约束的相机自检校实验。结果表明，在无控制约束下，本文提出的相机自检校策略可以有效缓解长航带影像空三的“碗状”效应，减少重建模型的扭曲程度，提高自检校空三的绝对精度；进而在单个控制点约束，即可达到优于当前主流开源和商业软件的精度。考虑到不同畸变模型在不同场景的数据中表现各异，本文将根据场景的特点选择合适的畸变模型。

### 参考文献

[1] PEI Huikun, JIANG San, LIN Gauoan, et al. 3D Reconstruction of Transmission Route based on UAV Oblique Photogrammetry[J]. Science of Surveying and Mappin, 2016, 41(12): 292-296 (裴慧坤, 姜三, 林国安, 等. 依托无人机倾斜摄影的电力走廊三维重建[J]. 测绘科学, 2016, 41(12):

292-296)

- [2] JIANG S, JIANG W, HUANG W, et al. UAV-based oblique photogrammetry for outdoor data acquisition and offsite visual inspection of transmission line[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3): 278.
- [3] LI Deren, LI Ming. Research Advance and Application Prospect of Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing System[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(5): 505-513 (李德仁, 李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. *武汉大学学报 信息科学版*, 2014, 39(5): 505)
- [4] WU C. Critical Configurations for Radial Distortion Self-Calibration[C]. *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 25-32.
- [5] ZHOU Y, RUPNIK E, MEYNARD C, et al. Simulation and Analysis of Photogrammetric UAV Image Blocks—Influence of Camera Calibration Error[J]. *Remote Sensing*, 2019, 12(1): 22.
- [6] TOURNADRE V, PIERROT-DESEILLIGNY M, FAURE P H. UAV Linear Photogrammetry[C]. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2015: 327.
- [7] POLIC M, STEIDL S, ALBL C, et al. Uncertainty based camera model selection[C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020: 5991-6000.
- [8] GRIFFITHS D, BURNINGHAM H. Comparison of pre- and self-calibrated camera calibration models for UAS-derived nadir imagery for a SfM application[J]. *Progress in physical geography: earth and environment*, 2018, 43(2): 215-235.
- [9] JAUD M, PASSOT S, LE BIVIC R, et al. Assessing the accuracy of high resolution digital surface models computed by PhotoScan® and MicMac® in sub-optimal survey conditions[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 465.
- [10] SALACH A, BAKUŁA K, PILARSKA M, et al. Accuracy assessment of point clouds from LiDAR and dense image matching acquired using the UAV platform for DTM creation[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(9): 342.
- [11] JAUD M, PASSOT S, ALLEMAND P, et al. Suggestions to limit geometric distortions in the reconstruction of linear coastal landforms by SfM photogrammetry with PhotoScan® and MicMac® for UAV surveys with restricted GCPs pattern[J]. *Drones*, 2019, 3(1): 2.
- [12] NAHON A, MOLINA P, BLÁZQUEZ M, et al. Corridor mapping of sandy coastal foredunes with UAS photogrammetry and mobile laser scanning[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1352.
- [13] DUANE C B. Close-Range Camera Calibration[J]. *Photogramm. Eng.*, 1971, 37(8): 855-866.
- [14] FRASER C S. Digital camera self-calibration[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1997, 52(4): 149-159.
- [15] LUHMANN T, ROBSON S, KYLE S, et al. *Close Range Photogrammetry: Principles, Techniques and Applications*[M]. Dunbeath, Caithness, Scotland: Whittles publishing, 2006.
- [16] FITZGIBBON, A. W. Simultaneous linear estimation of multiple view geometry and lens distortion[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 2001.
- [17] KUKELOVA Z, PAJDLA T. A minimal solution to the autocalibration of radial distortion[C]. *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 2007.
- [18] KUKELOVA Z, PAJDLA T. A Minimal Solution to Radial Distortion Autocalibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): p.2410-2422.
- [19] JIANG F, KUANG Y, SOLEM J E, et al. A Minimal Solution to Relative Pose with Unknown Focal Length and Radial Distortion[C]. *Springer International Publishing*, 2014.
- [20] KUKELOVA Z, HELLER J, BUJNAK M, et al. Efficient Solution to the Epipolar Geometry for

- Radially Distorted Cameras[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 2309-2317.
- [21] EBNER H. Self calibrating block adjustment[J]. Bildmessung und Luftbildwesen, 1976, 44: 128-139.
- [22] GRUEN A. Accuracy, reliability and statistics in close-range photogrammetry[C]. Inter-Congress Symposium of ISP Commission V, 1978.
- [23] TANG R, FRITSCH D, CRAMER M, et al. A Flexible Mathematical Method for Camera Calibration in Digital Aerial Photogrammetry[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2012, 78: 1069-1077.
- [24] TANG R, FRITSCH D, CRAMER M. New rigorous and flexible Fourier self-calibration models for airborne camera calibration[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 71: 76-85.
- [25] BABAPOUR H, MOKHTARZADE M, VALADAN ZOEJ M J. Self-calibration of digital aerial camera using combined orthogonal models[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 117: 29-39.
- [26] MAXIME L. Incremental Fusion of Structure-from-Motion and GPS Using Constrained Bundle Adjustments[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(12): 2489-2495.
- [27] GOPAUL N S, WANG J, HU B. Camera auto-calibration in GPS/INS/stereo camera integrated kinematic positioning and navigation system[J]. Journal of Global Positioning Systems, 2016, 14(1): 3.
- [28] YUAN Xiuxiao, ZHU Wu, WU Junli, WANG Ruiyao. GPS-supported Bundle Block Adjustment Without Ground Control Points[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2004, 29(10): 852-857 (袁修孝, 朱武, 武军娜, 等. 无地面控制 GPS 辅助光束法区域网平差 [J]. 武汉大学学报 信息科学版, 2004, 29(10): 852)
- [29] SCHONBERGER J L, FRAHM J M. Structure-from-Motion Revisited[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 4104-4113.

## **GNSS Constrained Self-Calibration for Long Corridor UAV Image**

*HUANG Wei<sup>1</sup>, JIANG San<sup>2</sup>, LIU Xianzheng<sup>3</sup>, JIANG Wanshou<sup>1,4</sup>*

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, 430072, China; 2. School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 3. Chongqing Xinrong Land Housing Survey Technology Institute Co. Ltd., Chongqing 401120, China; 4. Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan University, Wuhan, 430072, China;

**Abstract: Objectives** Camera self-calibration determines the precision of UAV (Unmanned Aerial Vehicle) image AT (Aerial Triangulation). The UAV images collected from long transmission line corridors are critical configurations, which may lead to the “bowl effect” with camera self-calibration. To solve such problems, traditional methods rely on more than three GCPs (Ground Control Points), while this study designs a new self-calibration method with only one GCP. **Methods** First, two categories camera distortion models, i.e., physical and mathematical model, are studied in details. Second, within an incremental SfM (Structure from Motion) framework, a camera self-calibration method is designed, which combines the strategies for initializing camera distortion parameters and fusing high-precision GNSS (Global Navigation Satellite System) observations. **Results** The proposed algorithm is verified by using four UAV

datasets collected from two sites based on two data acquisition modes. The experimental results show that the proposed method can dramatically alleviate the “bowl effect” and improve the accuracy of AT, and the horizontal and vertical accuracy reach 0.06 m, respectively, when using one GCP. **Conclusions** Compared with open-source and commercial software, the proposed method achieves competitive or better performance.

**Key words:** camera self-calibration; UAV image; mathematical model; incremental SfM; DGNSS

**First author:** Huang Wei, PhD, specializes in 3D reconstruction of UAV image. E-mail: hw1006@whu.edu.cn



**网络首发:**

**标题:** GNSS约束的长航带无人机影像自检校方法

**作者:** 黄伟, 姜三, 刘先铮, 江万寿

**DOI:** 10.13203/j.whugis20210436

**收稿日期:** 2022-09-30

**引用格式:**

黄伟, 姜三, 刘先铮, 等. GNSS约束的长航带无人机影像自检校方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210436 (HUANG Wei, JIANG San, LIU Xianzheng, et al. GNSS Constrained Self-Calibration for Long Corridor UAV Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210436)

**网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!**

---

**您感兴趣的其他相关论文:**

**多尺度空洞卷积的无人机影像目标检测方法**

张瑞倩, 邵振峰, Aleksei Portnov, 汪家明

武汉大学学报 信息科学版, 2020, 45(6): 895-903

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200253>