引文格式：邹崇尧,戴腾,邹松柏,等. 基于SfM和独立模型法的航空倾斜摄影空三加密[J]. 地理空间信息, 2025, 23(10):84-89. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.10.018

基于SfM和独立模型法的航空倾斜摄影空三加密

邹崇尧[1]，戴　腾[1]，邹松柏[2]，刘玉轩[3]，尧志青[1*]
（1. 湖北省测绘工程院，湖北 武汉 430074；2. 宁波易科空间信息技术有限公司，浙江 宁波 315599；
3. 中国测绘科学研究院，北京 100039）

摘　要：针对航空（低空）摄影和倾斜摄影空三效率低的不足，融合解析摄影测量、粗差探测与可靠性及计算机视觉相关理论，提出了一种稳健、高效的自动空三加密方法。首先，从各视影像中选取小块区域，利用增量式SfM估计出相机检校参数初值；其次，利用平高分求的独立模型法区域网平差计算下视影像的外方位元素和加密点地面坐标初值，经光束法优化后获得下视高精度的加密成果；然后，视下视加密成果为控制信息，估计倾斜影像的外方位元素初值。最后，多视影像联合而整个光束法平差优化，获得测区完整的加密成果。利用典型数据进行实验，结果表明，所提方法满足相应比例尺精度指标的同时，与主流商业化软件大疆DJI Terra相比，可以提高近5倍的处理效率。

关键词：空三；倾斜影像；增量式SfM；独立模型法
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）10-0084-06

Aerial Triangulation for Oblique Aerial Photogrammetry Based on SfM and Independent Model Method

ZOU Chongyao[1], DAI Teng[1], ZOU Songbai[2], LIU Yuxuan[3], YAO Zhiqing[1]
(1. Hubei Institute of Surveying and Mapping, Wuhan 430074, China;
2. Ningbo Easy Science Geomatic Information Technology Co., Ltd., Ningbo 315599, China;
3. Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100039, China)

Abstract: Aiming at the deficiency of low efficiency of aerial (low-altitude) photogrammetry and oblique photogrammetry aerial triangulation, we proposed a robust and efficient automatic aerial triangulation method by integrating the theories of analytical photogrammetry, gross error detection and reliability, as well as computer vision. Firstly, we selected a small area from each view image and used incremental structure-from-motion (SfM) to estimate the initial values of camera calibration parameters. Then, we used the classical independent model based AT approach to estimate exterior orientation parameters of nadir-view images and ground points coordinates, and executed bundle adjustment to obtain AT results of nadir-view images. We estimated the initial value of oblique images by using already exist AT results of nadir-view images. Finally, we executed the complete AT of all images to optimize all the estimations. Quantitative and Qualitative results on real change dataset reveal that this method can achieve the same level of accuracy as commercial software DJI Terra and significantly improve its efficiency by nearly 5 times.

Key words: aerial triangulation, oblique image, incremental SfM, independent model method

运动恢复结构（structure-from-motion，SfM）是通过一组具有重叠的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[1]。相比摄影测量的解析空三，SfM对影像的拍摄方式、相机检校参数等没有严格的限制条件，通用性更好。典型的SfM包括三类：增量式SfM[2-9]（Incremental SfM，ISfM）、全局式SfM[10-12]（Global SfM，GSfM）和分层式SfM[13-14]（Hierarchical SfM，HSfM）。其中，ISfM从初始影像对开始，逐渐增加影像并扩充场景结构，稳健性和鲁棒性高，应用最为广泛[15-17]。GSfM中所有影像整体求解，先旋转再平移，显著减少了光束法优化的次数，效率最高，但是当影像姿态、影像畸变较大时会出现计算不稳定的问题，甚至无法得到稀疏重建结果[8]。HSfM综合ISfM和GSfM的优点，效率和稳健性介于两者之间。另外，文献[18]-[19]采用全局与增量的混合模式，尝试综合GSfM的高效性和ISfM的稳健性。

无论是解析空三还是SfM，均是采用两步法，即首先得到自由网结果，再通过绝对定向将平差网纳入

项目来源：湖北省攻关项目（2023BAA026）。
第一作者简介：邹崇尧（1968—），本科，高级工程师，主要研究方向为摄影测量，E-mail：zoucyao@163.com。
通信作者：尧志青（1981—），硕士，高级工程师，主要研究方向为航测遥感，E-mail：381167431@QQ.com。

到控制点坐标系中，经光束法优化后得到最终的加密结果。当前普遍采用的无人机低空摄影通常没有精确的相机预检校参数，加之需要航带信息的辅助及相关处理算法的局限性（如对初值的依赖性高、法方程带宽限制[20]等），一定程度上限制了解析空三的应用。

1　本文方法

融合解析摄影测量学经典的独立模型法区域网平差、粗差探测理论和计算机视觉运动恢复结构原理，提出本文适用于航空（低空）摄影及倾斜摄影的空三加密方法。具体算法流程如图1所示。

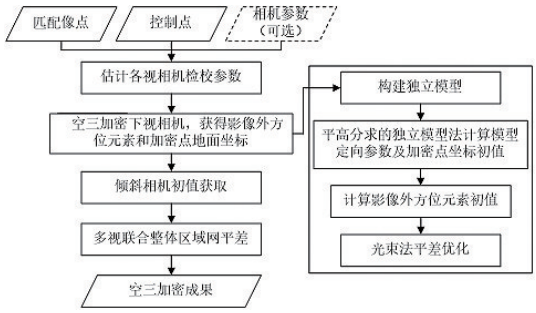


图1　本文方法流程

1.1　估算各视相机的检校参数

如果各视相机没有精确标定的相机检校参数，需要对其进行在线标定，获得较为精确的检校参数。根据影像匹配结果和邻接关系，每视相机选取3个小块，每个小块包含30~50张影像，如图2所示，不同颜色描述小块内影像的平面位置。由于每个小块独立计算，同一相机在不同小块中估计的检校参数可能存在不一致的情况，选取多个小块的目的在于互相检核以增强算法稳健性，获取更为精确的检校参数。

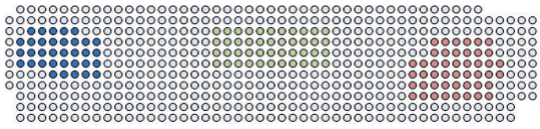


图2　选取小块区域检校相机参数示意图

首先，选取小块区域：①统计影像与每个关联影像同名像点累加和，并按从多到少的顺序排列；②选取①步排序队列最靠前影像及同名像点最多的关联影像，视其为初始小块用于进一步扩充；③统计尚未划分的影像与小块中影像同名像点累加和，将累加和最多的影像划分至小块中，重复此步直至小块内影像满足阈值条件为止；④重复②、③两步，选取额外的2个小块，为了提高相机检校参数的稳健性，小块之间应避免出现重复影像。接着，增量式SfM重建每个小块得到各自的重建结果。然后，每一小块的检校参数用于计算其他小块有效像点的反投影误差，得到所有小块投影误差平均值。最后，取投影误差和最小的检校参数作为该视相机的检校参数初值。

1.2　下视视影空三

利用重心化后的模型点坐标，将三维空间线性变换的7个参数分解为平面4参数和高程3参数的求解，对于phi和omega均为小角的下视影像，本文仅解算1个高程参数 ΔZ 。平面平差为二维线性变换，利于粗差的自动定位与剔除，高程平差仅需少量（1~3次）迭代即可。相比光束法平差来说，独立模型法平差的整体计算量更小，计算效率更高。考虑到地形起伏等实际情况，平面与高程分求不是理论上最严密的方法，但能够快速获取较高精度的初值，用于后续理论上最为严密的光束法平差。

1.2.1　确定独立模型

如图3所示，相邻2张同名影像构成一个模型，除航带首尾两张影像外，航带内每张影像均关联2个立体模型，形成左模型的右片和右模型的左片，起到独立模型法平差的连接作用。实际应用中，对于包含成千上万张影像的较大规模测区来说，排列航带需花费大量的人工编辑工作量，因此，本文提出一种基于优先级排序的“6优先”算法自动创建独立模型。

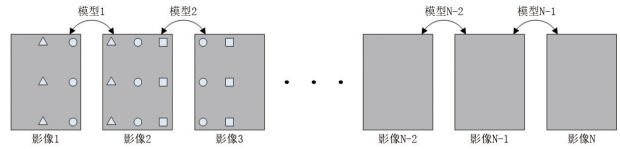


图3　独立模型示意图

1）影像排序。根据匹配结果，统计每个立体模型的同名像点数量 h_{num} 和重叠区域外接矩形面积 S ，S 与像幅面积的比值为点位分布得分 $score_{area}$ ，公式（1）用于计算每张影像与同名影像的关联度得分score。影像排序分为影像关联同名影像的排序和影像间排序，前者按关联度得分score从高到低的顺序进行，后者按影像“有效”同名影像数量从多到少的顺序进行，这里的“有效”同名影像是指同名点个数大于等于6个的邻接影像。

$$score = w_1 \times \frac{h_{num}}{\min(modelh_{left}, modelh_{right})} + w_2 \times score_{area} \quad (1)$$

式中，$modelh_{left}$ 、$modelh_{right}$ 为左右影像与同名影像最多的同名点数；w_1 和 w_2 为权重（本文选取0.8和0.2的经验值）。

2）“6优先”法创建独立模型。根据（1）步中影像邻域及影像的排序结果，按如下顺序创建独立模型，用于后续独立模型参数的解算。

①创建模型，如果影像仅关联1张同名影像，相对定向成功后将立体模型插入至模型队列中，避免影像被剔除，无法参与空三计算。

②遍历影像，选取影像A邻域中得分最高的2张同名影像B和C，如果B和C的邻域中得分最高的2张同名影像均包括A，将相对定向成功且未在模型队列中的B↔A（A↔B）、A↔C（C↔A）插入到模型队列中。

③遍历影像，选取影像A邻域中得分最高的2张同名影像，如果任一影像的邻域中得分最高的2张同名影像包括A，将相对定向成功的模型插入到模型队列中。

④遍历影像，选取影像A邻域中得分最高的同名影像B，将相对定向成功的A↔B或B↔A插入到模型队列中。

利用②③④步增加的独立模型，统计模型相对定向上下视差 Q 的标准差，按3倍中误差原则，剔除模型队列中可能存在的不稳定项。视3倍标准差作为 Q 的阈值，用于检测后续相对定向结果的有效性。

⑤如果影像关联的立体模型数小于2，执行此步。按照影邻域排序结果，选取影像A邻域中仅关联1个模型的2张同名影像，将满足相对定向Q阈值的模型插入到模型队列中。

⑥查漏补缺。经过前述5步处理，依然可能存在影像未关联任何模型的情况。对于关联模型为0的任一影像，按照邻域同名影像得分高低的顺序执行相对定向，直至获得可接受的结果将其插入到模型队列中。

1.2.2 计算独立模型的定向参数

每个独立模型的定向参数包括3个平移、1个旋转角度和1个比例尺系数。首先进行不需要任何初值的平面平差，再进行高程平差。具体流程包括：①计算模型坐标及模型重心；②重心化模型坐标；③平面平差，计算1个比例尺系数、1个旋转角度和2个平移参数；④高程平差，计算1个平移参数。

平面平差的基础方程为二维线性变换，如式（2）所示，(X_G, Y_G) 为模型重心在地面坐标系中的坐标，即2个平移参数，(X_T, Y_T) 为加密点地面坐标，λ 为比例尺系数，κ 为旋转角度，$(\bar{X}, \bar{Y})$ 为重心化的模型点坐标。

$$\begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda \times \cos\kappa \times \bar{X} - \lambda \times \sin\kappa \times \bar{Y} + X_G \\ \lambda \times \sin\kappa \times \bar{X} + \lambda \times \cos\kappa \times \bar{Y} + Y_G \end{bmatrix} \tag{2}$$

式（3）和式（4）分别为模型点和控制点的误差方程式。利用每个模型点和控制点构建法方程式，获得模型的定向参数和连接点物方坐标。

$$\begin{bmatrix} v_{X_T} \\ v_{Y_T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\bar{Y} & \bar{X} & 1 & 0 \\ \bar{X} & \bar{Y} & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t \\ s \\ X_G \\ Y_G \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$\begin{bmatrix} v_{X_T} \\ v_{Y_T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \end{bmatrix} \tag{4}$$

式中，$s = \lambda \times \cos k$；$t = \lambda \times \sin k$；$(X_C, Y_C)$ 为控制点平面坐标。

高程平差解算1个参数，式（5）和式（6）分别为模型点和控制点的误差方程式，与平面平差不同的是，高程平差采用迭代形式，每次迭代获取地面点和的改正量，改正后的新值重新迭代计算，通常迭代1~3次即可。

$$v_{Z_T} = [-1][\Delta Z_G] + [-1][\Delta Z_T] - l_{Z_T} \tag{5}$$

$$v_{Z_T} = [-1]\Delta Z_T - L_C \tag{6}$$

1.2.3 计算外方位元素初值

利用第二步计算的定向参数，将独立模型左右影像的相对方位元素$(\overline{x_l}, \overline{y_l}, \overline{z_l}, l_R)$和$(\overline{x_r}, \overline{y_r}, \overline{z_r}, r_R)$变换至控制点坐标系下得到外方位线元素和旋转矩阵，式（7）为变换公式。如果影像仅关联一个模型，如图3中的影像1和影像 N 图1，利用左片或右片计算。如果影像关联2个模型，如图3中的影像2，利用影像作为左片的模型2定向参数计算。

$$\begin{bmatrix} X_l \\ Y_l \\ Z_l \end{bmatrix} = \lambda \times R \times \begin{bmatrix} \overline{x_l} \\ \overline{y_l} \\ \overline{z_l} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_G \\ Y_G \\ Z_G \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} X_r \\ Y_r \\ Z_r \end{bmatrix} = \lambda \times R \times \begin{bmatrix} \overline{x_r} \\ \overline{y_r} \\ \overline{z_r} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_G \\ Y_G \\ Z_G \end{bmatrix} \tag{7}$$

1.2.4 光束法平差优化

利用光束法平差优化外方位元素、相机检校参数及加密点地面坐标，得到下视影像高精度的空三加密成果。

1.3 倾斜相机初值获取

倾斜相机通常为多相机系统，按设计参数安置并在飞行过程中保持不变，实际应用中以5视倾斜相机系统最为常见。前文1.2节得到下视影像的外方位元素和地面覆盖区域的加密点坐标后，视其为已知信息，通过2种方式获取倾斜影像的外方位元素初值：

方法1：利用预先标定的倾斜相机相对几何关系。视每个摄站位置为一个刚体，通过对已获得的下视影像外方位元素进行变换，得到倾斜影像的位姿信息，多视联合平差可按照文献[3]所述方法。本文着重

解决不能视为刚体的倾斜相机系统，即下文的方法 2。

方法 2：利用已知加密结果估计未知信息。

第一步，利用下视已知的加密点坐标估计存在地面重叠的倾斜影像外方位元素初值，为了提高初值估计的精度，本文采用两步法。

1）P3P[21]和 PnP[22]估计外方位元素初值。首先，基于 RANSAC[23]的 P3P 算法估计影像外方位元素初值，然后利用基于最小二乘的 PnP 法，通过有效的 2D–3D 对应关系，获取更为精确的外方位元素。

2）加密点视为已知控制信息，通过多视联合光束法平差的方式，平差优化第一步，估计外方位元素初值和各视相机的检校参数。正视覆盖范围通过光束法优化已获得高精度的地形信息，为了提高计算效率，将加密点作为真值使用，光束法优化时仅估计外方位元素和检校参数，具有更高的执行效率。

第二步，估计地形未知影像的初值。对于多视倾斜系统来说，受倾斜相机安置角度、航高、地形起伏、航线归化等因素的影响，测区边缘处倾斜相机拍摄的地面覆盖与正视相机无相互重叠，图 4 所示为 5 视倾斜系统，航摄时采用连续飞行的方式获取影像，中间黄色为正视相机，前视、后视、左视、右视无法通过 P3P+PNP 估计的影像分别用蓝色、红色、紫色和绿色表示。由误差分析与可靠性理论可知，测区边缘加密精度最低，实际应用时可将其忽略。如果需要得到最为完整的加密结果，可利用增量式 SfM 算法得到初值，为了提高效率，光束法优化时已知的场景结构信息和 $[R\ t]$ 按固定值处理。

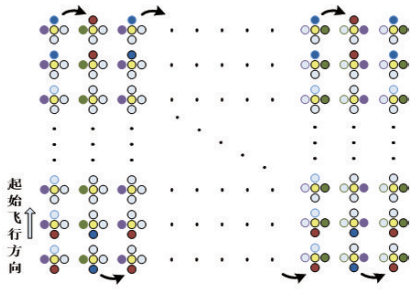


图 4　无法利用已知地面信息估计的倾斜影像

1.4　多视联合整体光束法平差

采用惯常的光束法优化平差，优化各视影像的外方位元素、相机检校参数和加密点物方坐标。为了提高算法的稳健性和精度，本文采用 3 次整体平差的策略。第一次平差按照文献[24]基于稳健估值原理设计的权函数，通过选权迭代法剔除平差系统中的粗差。第二次平差基于第一次已剔除粗差的结果，所有观测按先验精度定权，执行光束法优化。第三次平差按 3 倍中误差原则，剔除可能存在的粗差并回收误剔除观测，光束法优化后得到最终的空三加密成果。另外，第一次平差时本文增加了光束法迭代次数（10~15 次），利于粗差观测的剔除。第二次和第三次平差时，平差系统未知数的初值精度高，可能存在的极小比例粗差对平差的影响很小，此时仅需 2~5 次迭代即可收敛。

2　实验与结果分析

2.1　实验数据和环境

为了验证本文所提算法的有效性和实际性能，选取典型的四川省江油市测区进行实验，测区地形地貌表现为城区、冈峦和少量水系，地形起伏 120 m。包含利用 SONY ILCE–5100 相机获取了 29 754 张 5 视航空倾斜影像，像幅大小为 6 000×4 000，包括下视影像 5 950 张和每视均为 5 951 张的倾斜影像，GSD 为 2 cm，测区覆盖面积为 11.7 km^2，野外实测了 67 个控制点和 46 个检查点。

本文实验均在如下配置的计算机上进行：操作系统为 Windows 10 Professional x64，处理器为 2 x Intel(R) Xeon(R) Gold 6128(6 cores,3.40 GHz)，内存 128 GB，显卡为 NVIDIA Quadro P4000。

2.2　实验与结果分析

为了便于比较分析，验证所提方法的有效性和实际性能，对比了本文方法与商业软件 DJI Terra 的精度和处理效率。另外，为了避免受匹配点精度、点位分布、像控点量测精度等因素对平差结果造成的影响，本文与 DJI Terra 的对比实验中未涉及影像匹配及像控点量测，直接利用 DJI Terra（V2.1.4.2）中使用的原始匹配结果及像控点量测结果，平面和高程控制点检验精度均为 0.02 m。DJI Terra 空三设置参数如下：普通（场景）、单机计算（计算模式）、高（特征点密度）、150 m（被摄地物距离）、XML（XML 格式）。

图 5 为实验测区的加密结果，显示软件为 FugroViewer（Version 3.3）。图中左侧为影像摄站点的平面位置，右侧为地面加密点。

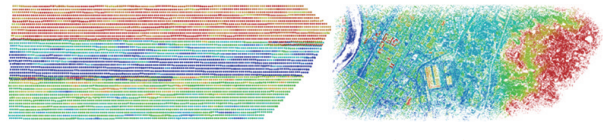


图 5　实验测区加密成果（包括影像摄站点平面位置和地面加密点）

2.2.1　本文方法有效性实验

实验中统计了计算下视影像初始外方位元素的

独立模型个数及用于整体光束法优化的初始误差，处理时间上统计了计算下视影像外方位元素的时间、估计倾斜影像外方位元素时间及3次光束法优化的时间。具体如下：像方精度为0.578像素；连接点数量为63 847 870；平均重叠度为4.134；控制点和检查点为67+46；下视影像计算分为：独立模型数量5 768、初始误差26.977像素；处理时间分别为：M（0.61 min）、N（8.13 min）、O（33.05 min）、B（73.75 min）、T（115.54 min）。表1为实验测区控制点和检查点精度统计表。图6为加密后控制点及检查点残差统计图，左侧为控制点物方残差统计图，右侧为检查点物方残差统计图。

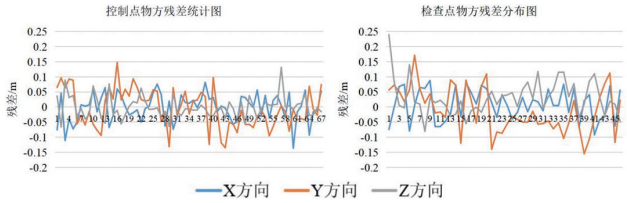


图6 实验数据控制点和检查点残差分布图

表1 实验测区控制点和检查点精度统计表

控制点精度/m				检查点最大残差/m				实际精度/m			
X	Y	平面	高程	X	Y	平面	高程	X	Y	平面	高程
0.045	0.063	0.076	0.035	−0.092	−0.186	0.191	0.239	0.052	0.079	0.095	0.065

通过实验分析、对比，可以看到：

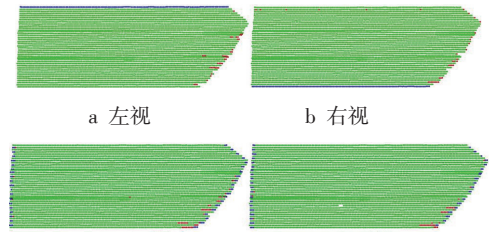
①初值估计效率高。下视影像初值估值时间占比5%。②精度指标满足相应比例尺要求。根据低空数字航空摄影测量内业规范[25]，满足1∶500比例尺精度指标要求。③利用正视相机加密结果能够有效恢复倾斜视影像的初值。图7为利用下视加密结果估计倾斜视外方位元素初值的统计结果，绿色描述可计算的影像，蓝色和红色描述不可计算的影像，其中，蓝色描述下视相机未覆盖，红色影像与下视影像存在地面重叠部分，但是受匹配、点位分布因素影像，没有足够的点用于估计外方位元素初值。表2为初值估计的统计表，可以看到，无法通过后方交会计算初值的倾斜式影像为601张，占影像总数的比例仅为2.52%，仅需1.3节所述少量的影像插入即可快速恢复出剩余影像的外方位元素初值。

2.2.2 不同控制点配置计算初值对比

为了验证不同控制点数量下，本文方法计算下视影像外方位元素初值的有效性，按图8所示的3种控制点数量及分布进行实验，其初始像方误差分别为27.034、27.033、27.000像素，当使用全部控制点进行计算，像方误差为26.977像素。从实验结果可以看

表2 倾斜视影像外方位元素初值估计统计表

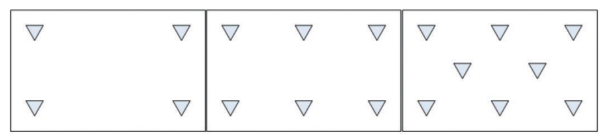
倾斜相机	影像总数	初值估计成功的影像数	不可估计影像数		不可估计占比/%
			下视未覆盖	加密点不足	
左视	5 951	5 791	135	25	2.76
右视	5 951	5 764	145	42	3.14
前视	5 951	5 831	86	34	2.02
后视	5 951	5 817	89	45	2.25
	23 804	23 203	455	146	2.52
			601		



a 左视 b 右视 c 前视 d 后视

图7 估计的倾斜视影像外方位元素示意图

到：①仅利用数量较少的控制点，本文方法便能够稳健、可靠地获取精度较高的用于光束法平差的初值，原因在于平高分求的独立模型法作为一种区域网平差方法，利用模型间的公共点和控制点，从整体上估计独立模型及加密点坐标，进而获取光束法所用初值，具有更好的稳健性。②不同控制点数量对估计的初值精度影响较小，更多的控制点有利于提高初值精度，但是提升幅度有限，测区最大绝对差异小于0.1个像素。



a 4 GCPs b 6 GCPs c 8 GCPs

图8 不同控制点数量点位分布示意图

2.2.3 本文方法与商业软件对比实验

通过DJI Terra空三处理报告中得到实验测区的加密处理统计结果，见表3所示。从结果中可以看到：本文方法与商业软件所能达到的实际精度一致，效率方面则具有明显的优势，提高4.85倍。效率提升的主要原因在于：相比DJI Terra采用的SfM策略来说，本文方法的计算量显著降低，一方面、平高分求的独立模型法以较小的计算代价即可得到高精度的外方位元素初值，而SfM的计算开销更大；另一方面、整体光束法平差优化时，第一次整体平差使用选权迭代法将粗差剔除后，平差网已经非常稳定，后续整体平差仅需少量的迭代即可完成加密。

表3　本文方法与商业软件的对比结果

对比方法		DJI Terra	本文方法
检查点最大残差/m	*X*	−0.145	−0.092
	Y	−0.149	−0.186
	平面	0.151	0.191
	高程	−0.187	0.239
实际精度/m	*X*	0.053	0.052
	Y	0.069	0.079
	平面	0.088	0.095
	高程	0.077	0.065
处理时间/min		560.78	115.54

3　结　语

本文针对航空下视及倾斜摄影影像自动空三效率低的实际应用难题，通过独立模型法与光束法的联合处理稳健、高效地获得下视影像的空三结果，再利用其估计倾斜影像的外方位元素，经多视影像整体光束法平差得到最终成果，该方法计算代价较小，具有很好的实用性。实验结果表明，本文方法具有稳健性高、适用性强的特点，与主流商业化软件能够达到同等精度水平，效率优势明显，对于包含近3万张的5视倾斜影像，可以提高近5倍的处理效率。后续工作主要包括两方面：一是算法的并行化改进，进一步提高处理效率；二是扩展算法将其应用到近景、无序影像等非常规摄影的自动空三处理中。

参考文献

[1] Agarwal S, Furukawa Y, Snavely N, et al. Building Rome in a Day[C] // Proceedings of 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, Kyoto, Japan, 2009:5 459 148

[2] Frahm J M, Fite-georgel P, Gallup D, et al. Building Rome on a Cloudless Day[C]// Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Heraklion, Crete, Greece: Springer-verlag, 2010:368-381

[3] Schonberger J L, Frahm J M. Structure-from-motion Revisited[C]// Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV:IEEE, 2016:4 104-4 113

[4] 薛武. 无人机影像定位优化技术研究[D]. 郑州:信息工程大学,2017

[5] Klopschitz M, Irschara A, Reitmayr G, et al. Robust Incremental Structure Frommotion[C]//Proceedings of the 3rd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission, 2010:1-8

[6] 卢俊. 基于无序多视影像的三维重建关键技术研究[D]. 郑州:信息工程大学,2015

[7] 吴子敬,邓非. SfM的倾斜航空影像空中三角测量[J]. 测绘科学,2017,42(11):97-101

[8] 于英,张永生,薛武,等. 一种稳健性增强和精度提升的增量式运动恢复结构方法[J]. 测绘学报,2019,48(2):207-215

[9] 马国吉,马国斌,马国宝,等. 消费型无人机倾斜序列影像三维重建研究[J]. 地理空间信息,2021,19(7):31-35

[10] Irschara A, Hoppe C, Bischof H, et al. Efficient Structure from Motion with Weakposition and Orientation Priors[C]// Proceedings of IEEE CVPR 2011 Work-shops. Colorado: IEEE, 2011:21-28

[11] Jiang N J, Cui Z P, Tan P. A Global Linear Method for Camera Pose Registration[C]// Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, Washington, DC, United States, 2013:481-488

[12] Moulon P, Monasse P, Marlet R. Adaptive Structure from Motion with a Contrario Model Estimation[C]// Proceedings of the 11th Asian Conference on Computer Vision, Daejeon, Korea:Volume Part IV, 2012:257-270

[13] Gherardi R, Farenzena M, Fusiello A. Improving the Efficiency of Hierarchical Structure-and-motion[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010

[14] Michelini M, Mayer H. Structure from Motion for Complex Image Sets[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020(66):140-152

[15] 薛武,张永生,赵玲,等. 增量式SFM与POS辅助光束法平差精度比较[J]. 测绘学报,2017,46(2):198-207

[16] 许志华,吴立新,刘军,等. 顾及影像拓扑的SfM算法改进及其在灾场三维重建中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2015,40(5):599-606

[17] 姜三,许志海,张峰,等. 面向无人机倾斜影像的高效SfM重建方案[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(8):1 153-1 161

[18] Zhu S Y, Shen T W, Zhou L, et al. Parallel Structure from Motion from LocalIncrement to Global Averging[C]// International Conference on Computer Vision (ICCV) 2007, Venice, Italy:ArXiv:1 702,08601

[19] Cui H N, Gao X, Shen S H, et al. HSfM:Hybrid Structure-from-Motion[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu:IEEE,

（下转第132页）