

一种惯性测量单元与相机固联安装下的对地定位方法

陈晨^{1,2}, 关棒磊^{1,2*}, 尚洋^{1,2**}, 李璋^{1,2}, 于起峰^{1,2}¹国防科技大学空天科学学院, 湖南长沙 410073;²图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 湖南长沙 410073

摘要 运动相机相对位姿估计是基于机载光电平台进行视觉定位的关键技术。在大倾角、小交会角等典型受限观测条件下, 相机位姿估计精度易受姿态角误差和像点提取误差的影响, 使目标定位精度难以满足应用需求。针对惯性测量单元测量角度随时间发生漂移, 且惯性测量单元与相机安装关系标定繁琐的问题, 提出了一种惯性测量单元与相机固联安装下的对地定位方法, 无需标定相机和惯性测量单元之间的安装关系。首先, 利用固联安装的惯性测量单元为运动相机提供相对旋转角信息; 然后, 根据 1 个相对旋转角和 4 个同名点估计运动相机的相对位姿; 最后, 采用投影矩阵交会法线-线交会出目标的空间位置。仿真和飞行实验表明, 在典型受限观测条件下, 所提方法定位精度优于传统定位方法, 具有高精度、高效率、强鲁棒性等优点。

关键词 测量; 机载光电平台; 惯性测量单元; 受限观测条件; 位姿估计; 对地定位

中图分类号 V249 文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL221523

1 引言

无人机凭借其高机动性、低成本、无人员伤亡等优势脱颖而出, 改变了现代战争的作战形态, 使无人智能化战争成为主流^[1]。利用机载光电平台搭载高分辨率成像设备, 对目标区域进行远距离观测, 即可在不进入目标区域的前提下对目标进行识别跟踪。但实际作战过程中, 很难满足正下视的最优观测条件, 通常需要在一定高度对远距离目标进行快速定位, 导致图像倾角偏大、两次观测目标视线间的夹角偏小, 因此研究大倾角、小交会角成像下的目标跟踪定位对作战效益的提升具有重大意义^[2]。

基于视觉的目标跟踪定位的关键技术在于估计运动相机的相对位姿。典型的位姿估计方法包括基于视觉的位姿估计方法^[3-4]和基于视觉与惯性测量单元(IMU)的位姿估计方法^[5-8]。

基于视觉的位姿估计方法利用尺度不变特征转换(SIFT)^[9]、加速稳健特征(SURF)^[10]等方法来描述图像中的局部特征点, 结合鲁棒估计算法估计两帧图像间的基础矩阵或本质矩阵, 从中提取相对旋转和平移关系。相机内参未标定时, Longuet-Higgins^[11]和Hartley等^[12]分别采用 8 点算法和 7 点算法来估计基础矩阵。相机内参已知时, Li^[13]和Nistér^[14]分别使用 6 点算法和 5 点算法来计算本质矩阵。与 6 点、7 点和 8 点算法相比, 5 点算法通常显示出更佳的估计性能。

Scaramuzza^[15]提出用 1 点算法来估计遵循阿克曼转向模型的车辆的相对姿态, 但是要求相机位于车辆的后轴线。

然而在远距离、大倾角、小交会角等受限观测条件下, 图像透视变换效性明显, 纵横方向分辨率差别大, 且受多云、雾霾等天气影响, 图像误匹配率较高。因此, 基于视觉与惯性单元的位姿估计方法在基于视觉的位姿估计方法的基础上引入了额外的角度约束。

Troiani等^[16]利用IMU为固联安装的相机提供三个旋转角度, 用 2 点算法线性恢复相机的平移参数。Fraundorfer等^[17]从图像消隐点或IMU获得两个旋转角度, 使用 3 点算法估计相机的相对位姿, 适用于平面场景甚至三点共线的情况, 具有广泛适用性, 但该方法要求IMU和相机间的标定关系已知。Liu等^[18]使用一阶近似运动模型和IMU提供的俯仰角和滚转角, 从四次多项式的根中确定偏航角, 用 4 点算法来估计多相机位姿。Li等^[19-21]证明了在IMU与相机固联安装的前提下, IMU和运动相机的相对旋转角相同, 并利用 1 个相对旋转角和 4 个同名点进行相机位姿估计, 此时相机可以安装在平台上的任何地方, 不需要额外的外部校准。

实际应用场景中, IMU与相机之间高精度标定繁琐, 且IMU本身存在漂移, 角度测量误差随时间累积。但是当IMU与相机固联安装时, IMU与运动相机的相对旋转角保持一致, 不依赖于两者间的标定关系。为

收稿日期: 2022-12-13; 修回日期: 2023-01-23; 录用日期: 2023-02-10; 网络首发日期: 2023-03-09

基金项目: 国家自然科学基金(11902349, 11727804)、湖南省自然科学基金(2020JJ5645)

通信作者: *banglei.guan@hotmail.com; **shangyang1977@nudt.edu.cn

此本文提出一种 IMU 与相机固联安装下的对地定位方法,该方法无需 IMU 与相机间的标定信息,能提高受限观测条件下对地定位的精度和鲁棒性。

2 方法原理

机载光电平台上配备有高精度卫星-惯导组合定位系统(GPS/INS)、可见光相机等,为测站中心提供载机的位置,并对地面目标进行跟踪定位。在机载光电平台对地定位过程中,涉及地心地固坐标系、大地坐标系、载机地理坐标系、载机平台坐标系、相机坐标系和图像坐标系等 6 个基本坐标系,如图 1 所示。

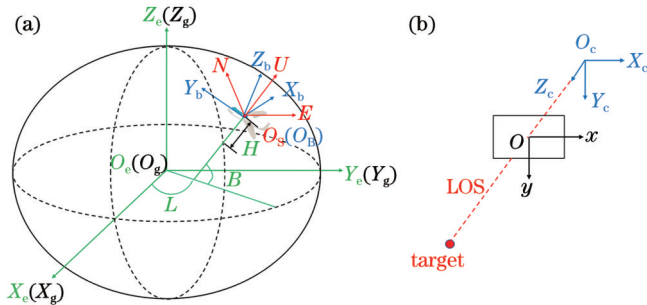


图 1 坐标系。(a)空间坐标系;(b)相机坐标系与图像坐标系
Fig. 1 Coordinate systems. (a) Spatial coordinate systems; (b) camera coordinate system and image coordinate system

如图 1(a)所示,地心地固坐标系 $G(O_g-X_gY_gZ_g)$ 是以地心为原点的惯性坐标系, Z_g 轴与地轴平行指向北极点, X_g 轴指向本初子午线与赤道的交点, Y_g 轴垂直于 $X_gO_gZ_g$ 平面并与其余两轴构成右手坐标系。忽略地球潮汐运动和板块运动,认为静止的物体在地心地固坐标系下的坐标值保持不变。

大地坐标系 $E(O_e-X_eY_eZ_e)$ 基于国际地球参考系 WGS-84(World Geodetic System 1984),采用与地球球体相近的椭球描述空间点, X_e 、 Y_e 、 Z_e 分别与 X_g 、 Y_g 、 Z_g 重合,根据全球定位系统获取机载平台在大地坐标系下的经度 B 、纬度 L 和高程 H 。

载机地理坐标系 $S(O_s-X_sY_sZ_s)$ 用东北天坐标系(ENU)来表示,以载机质心为坐标系原点,用于描述物体的运动规律。为方便描述载机的姿态,用滚转角、俯仰角和偏航角来描述载机平台坐标系 $B(O_b-X_bY_bZ_b)$ 与载机地理坐标系的关系。

图 1(b)所示为相机坐标系 $C(O_c-X_cY_cZ_c)$ 与图像坐标系 $I(O-xy)$ 的关系,理想情况下,地面目标一直保持在成像系统中心。IMU 与相机固联安装,运动过程中两者的相对旋转角一致,从地心地固坐标系到相

机坐标系的转换关系即相机的外参数,从相机坐标系到图像坐标系的转换关系即相机的内参数。为方便从空间尺度衡量目标定位精度,建立从图像坐标系到地心地固坐标系的定位模型($I \rightarrow C \rightarrow B \rightarrow S \rightarrow E \rightarrow G$)。

2.1 对地定位方法

受文献[19]启发,利用 IMU 提供的相对旋转角进行受限观测条件下的对地辅助定位。当 IMU 与相机固联安装时,IMU 与运动相机的相对旋转角保持一致,即 IMU 为相机提供 1 个相对旋转角,结合 4 个同名点估计相机的相对运动,利用投影矩阵交会出受限观测条件下的目标位置。如图 2 所示,在随机抽样一致性(RANSAC)算法[22]框架下对相邻两帧图像进行位姿估计,结合第 1 帧图像的外参数,可求得任意帧的外参数矩阵,进而通过线-线交会求解目标的空间位置。

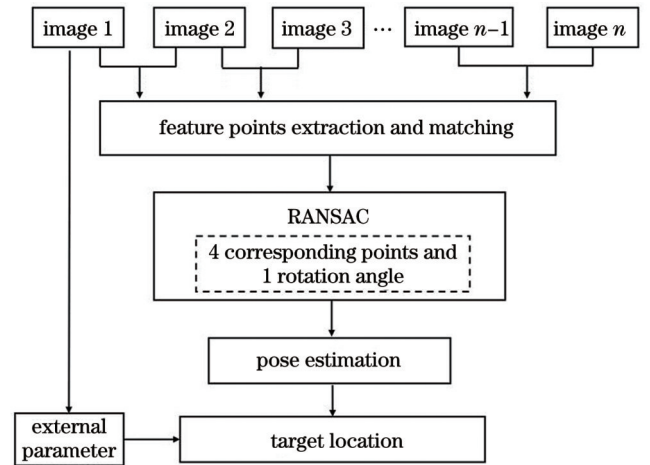


图 2 对地定位方法
Fig. 2 Ground target location method

2.1.1 相机位姿估计

假设第 1 帧到第 2 帧的相机旋转角为 θ ,旋转轴为 \mathbf{r} ,则两帧间的旋转矩阵 \mathbf{R}_{12} 可以用罗德里格斯旋转公式表示:

$$\mathbf{R}_{12}(\theta, \mathbf{r}) = \cos \theta \mathbf{I} + (1 - \cos \theta) \mathbf{r} \mathbf{r}^T + \sin \theta [\mathbf{r}]_{\times}, \quad (1)$$

式中: $[\mathbf{r}]_{\times}$ 为由 $\mathbf{r} = [r_x \ r_y \ r_z]^T$ 定义的反对称矩阵,

$$[\mathbf{r}]_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & -r_z & r_y \\ r_z & 0 & -r_x \\ -r_y & r_x & 0 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

在 IMU 与相机固联安装的情况下,IMU 与运动相机的相对旋转角相同。具体证明过程如下[19]。

假设第 1 帧到第 2 帧 IMU 的旋转矩阵为 \mathbf{R}_s ,相机与传感器之间的旋转关系为 \mathbf{R}_0 ,IMU 与相机固联安装,则有

$$\mathbf{R}_{12} = \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{R}_s \mathbf{R}_0 = \left[\cos \frac{\theta_0}{2} - (x_0 \mathbf{i} + y_0 \mathbf{j} + z_0 \mathbf{k}) \sin \frac{\theta_0}{2} \right] \cdot \left[\cos \frac{\theta_s}{2} + (x_s \mathbf{i} + y_s \mathbf{j} + z_s \mathbf{k}) \sin \frac{\theta_s}{2} \right] \cdot \left[\cos \frac{\theta_0}{2} + (x_0 \mathbf{i} + y_0 \mathbf{j} + z_0 \mathbf{k}) \sin \frac{\theta_0}{2} \right], \quad (3)$$

式中: θ_s 和 $\mathbf{r}_s = [x_s \ y_s \ z_s]^T$ 分别为 IMU 的旋转角和旋转轴; θ_0 和 $\mathbf{r}_0 = [x_0 \ y_0 \ z_0]^T$ 分别为相机与传感器之间的旋转角和旋转轴。

化简式(3), 结合式(1)可得 \mathbf{R}_{12} 的实部 $\mathbf{R}_{12}^{\text{real}}$ 为

$$\mathbf{R}_{12}^{\text{real}} = \cos \frac{\theta_s}{2} = \cos \frac{\theta}{2} \quad (4)$$

可见在 IMU 与相机固联安装的前提下, 两者的旋转角 θ_s 和 θ 相同, 与两者间的旋转角 θ_0 无关。故可以直接将 IMU 的旋转角 θ_s 作为相机的旋转角 θ 。

用 \mathbf{K} 表示摄像机的内参数矩阵, 假设第 1 帧和第 2 帧的像点预乘了 \mathbf{K}^{-1} , 则归一化后的图像坐标用齐次向量 $\mathbf{p}_1 = [x_1 \ y_1 \ 1]^T$ 和 $\mathbf{p}_2 = [x_2 \ y_2 \ 1]^T$ 表示, \mathbf{R}_{12} 和 \mathbf{T}_{12} 分别表示第 1 帧到第 2 帧的旋转矩阵和单位平移向量, \mathbf{T}_{12} 与实际平移向量间只相差一个尺度关系, 则本质矩阵可以表示为

$$\mathbf{E} = [\mathbf{T}_{12}]_{\times} \mathbf{R}_{12} \quad (5)$$

通过 SIFT 算法从两幅图像中提取特征点, 匹配得到的同名点 $(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2)$ 满足对极几何约束 $\mathbf{p}_2^T \mathbf{E} \mathbf{p}_1 = 0$ 。

将式(1)代入式(5), 有

$$\mathbf{E}(\theta, \mathbf{r}, \mathbf{T}_{12}) = [\mathbf{T}_{12}]_{\times} \left\{ \cos \theta \mathbf{I} + (1 - \cos \theta) \mathbf{r} \mathbf{r}^T + \sin \theta [\mathbf{r}]_{\times} \right\} \quad (6)$$

则两帧图像对应的相对相机姿态可以由 1 个相对旋转角和 4 个同名点进行估计:

$$\begin{cases} \mathbf{p}_2^{i T} \mathbf{E}(\theta, \mathbf{r}, \mathbf{T}_{12}) \mathbf{p}_1^i = 0, i = 1, 2, 3, 4 \\ \|\mathbf{r}\|^2 = 1 \\ \|\mathbf{T}_{12}\|^2 = 1 \end{cases} \quad (7)$$

2.1.2 目标解算

Gröbner 基被普遍认为是求解多元高次方程系统

$$\begin{cases} (x_i m_8 - m_0)X + (x_i m_9 - m_1)Y + (x_i m_{10} - m_2)Z + (x_i m_{11} - m_3) = 0 \\ (y_i m_8 - m_4)X + (y_i m_9 - m_5)Y + (y_i m_{10} - m_6)Z + (y_i m_{11} - m_7) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

根据相机不同位置的观测数据, 利用式(11)进行线-线交会, 可以确定目标的空间位置。

求解过程中, 受各种传感器设备精度影响, 输入信息包含一定的误差, 导致出现一些不适用于定位模型的异常值。为此本文结合 RANSAC 从包含内点和异常值的一组点生成最佳估计。此时确保找到无异常值的解所需的迭代次数 N 为^[16]

$$N = \frac{\log(1-p)}{\log[1-(1-\epsilon)^k]} \quad (12)$$

式中: k 为求解模型所需最少点的数量; ϵ 为异常值比例; p 为求解成功的概率。

图 3 所示为置信度为 0.99 时, 为保证能估计出正确的模型参数, “多点”算法所需迭代次数随异常值比

的有效算法。结合文献[19-20, 23]计算出式(7)的本质矩阵, 对其进行奇异值分解得到四组旋转矩阵与平移向量, 利用重建的三维点位于相机前方筛选出具有正深度的唯一解, 进而确定第 1 帧到第 2 帧的旋转矩阵 \mathbf{R}_{12} 和平移向量 \mathbf{T}_{12} 。

已知第 1 帧图像的外参数矩阵, 通过计算两帧图像间相机的相对姿态 \mathbf{R}_{12} 和 \mathbf{T}_{12} 可以得到任意帧的外参数矩阵。设目标点 $\mathbf{P} = [X \ Y \ Z]^T$ 在相机坐标系中的坐标为 (X_c, Y_c, Z_c) , 目标的空间位置与相机间的旋转矩阵为 \mathbf{R} 、平移向量为 \mathbf{T} , 两者的关系可以表述为

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \mathbf{T} \quad (8)$$

相机在某处观测到目标的图像坐标为 $\mathbf{p} = [\tilde{x} \ \tilde{y} \ 1]^T$, 则目标空间位置与成像点的关系可以用投影矩阵 \mathbf{M} 进行表示:

$$Z_c \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} F_x & 0 & C_x & 0 \\ 0 & F_y & C_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 & m_3 \\ m_4 & m_5 & m_6 & m_7 \\ m_8 & m_9 & m_{10} & m_{11} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: F_x, F_y 为等效焦距; C_x, C_y 为图像主点坐标。

像点 \mathbf{p}_i 与目标空间点 $\mathbf{P} = [X \ Y \ Z]^T$ 的关系可以表示为如下线性方程组:

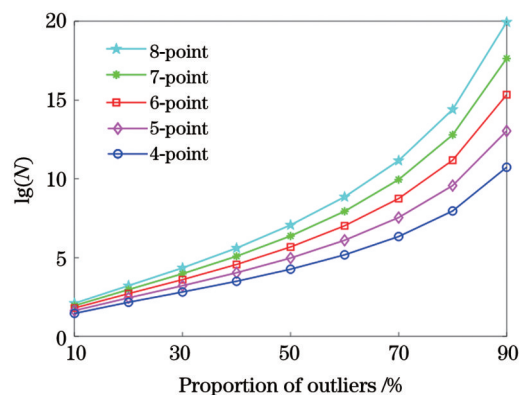


图 3 RANSAC 最大迭代次数与异常值比例的关系
Fig. 3 Relationship between number of iterations of RANSAC and proportion of outliers

例变化的对数曲线图。随着异常值比例的增大,所需的迭代次数呈指数增长。求解模型需要的最少点数越小,就能以越少的迭代次数达到相同的置信水平。由图 3 可知,4 点算法较其他几种算法能明显提高同样异常值比例下的计算效率。用 γ 表示重投影像点视线与测量像点视线间的夹角。当位姿估计没有误差时,重投影像点视线和测量像点视线方向重合,即两视线的

夹角 γ 的余弦值为 1,则可以根据重投影像点视线和测量像点视线夹角的余弦值 $\cos \gamma$ 与 1 的差即 $1 - \cos \gamma$ 来确定 RANSAC 判断内外点的阈值。

2.2 算法流程

本文结合 RANSAC 框架提出的固联惯性测量单元辅助下的对地定位方法的具体定位算法流程如表 1 所示。

表 1 算法流程
Table 1 Algorithm flow

Algorithm	Global optimal location algorithm based on laser ranging
Application	Long distance, large inclination, small intersection angle, and other limited observation conditions
Input	Images, rotation angles, internal parameter, external parameter matrix of the first frame
Output	Target location \mathbf{P}
1	Feature points extraction and matching of two neighboring frames
2	Establish Eq. (7) with 4 corresponding points and 1 rotation angle
3	Calculate essential matrix \mathbf{E} based on Gröbner basis
4	Get rotation matrix and translation vector by singular value decomposition of \mathbf{E}
5	Repeat steps 2-4 with RANSAC
6	Determine pose estimation between neighboring frames
7	Use Eq. (10) to calculate projection matrix \mathbf{M} of each frame
8	Use Eq. (11) to intersect location of target \mathbf{P}

3 误差分析

3.1 仿真实验分析

为验证本文提出的惯性测量单元与相机固联安装下的对地定位方法(以下简称 4 点算法)在大倾角、小交会角下的定位精度,与经典的 5 点算法进行对比,采用蒙特卡罗法分析像素提取误差、相对旋转角误差和载机位置误差的引入对定位精度的影响。每组进行 1000 次独立仿真实验,通过对比多次实验结果的误差中值来衡量定位精度。

如图 4 所示,设定机载平台飞行高度为 2 km,距目标 \mathbf{P} 斜距 5 km,图像倾角 θ 为 66.42° ,目标 \mathbf{P} 在两个不同位置对应的像点分别为 p_1 和 p_2 ,图像上随机分布 100 个同名点, \mathbf{R}_{12} 和 \mathbf{T}_{12} 分别为第 1 帧到第 2 帧的旋转

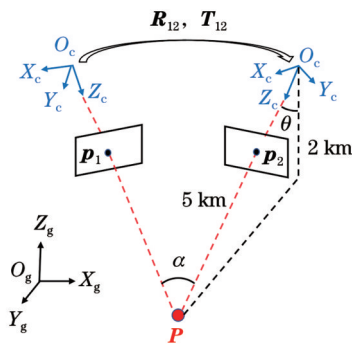


图 4 对地定位示意图

Fig. 4 Schematic diagram of ground target location

矩阵和平移向量。在两幅图的交会角 α 分别为 30° 、 40° 、 50° 、 60° 、 70° 和 80° 的情况下,比较服从正态分布的不同误差源对定位精度的影响。

3.1.1 单个因素误差对定位精度的影响

为分析单独引入某种误差对定位精度的影响,设置三组实验,对比 4 点算法和 5 点算法的定位误差。设定特征点像素误差服从标准差为 $0 \sim 0.2$ pixel 的正态分布,仿真结果如图 5 所示;设定相对旋转角误差标准差为 $0^\circ \sim 0.2^\circ$,仿真结果如图 6 所示;设定载机位置误差标准差为 $0 \sim 5$ m,仿真结果如图 7 所示。

结合图 5~图 7 可知,在同一误差等级下,交会角越小,4 点算法和 5 点算法的定位误差越大。随着图像像素误差、相对旋转角误差、载机位置误差的增大,4 点算法的定位误差基本呈线性增长;随着图像像素误差和载机位置误差的增大,5 点算法的定位误差基本呈线性增长。对比图 5(a)和图 5(b),4 点算法由于引入了相对旋转角约束,当相对旋转角信息准确且引入像素误差时,与 5 点算法相比精度大幅度提升,两幅图像的交会角为 30° 、像素误差为 0.2 pixel 时,4 点算法的定位误差在 5 m 以内,而 5 点算法的定位误差仅能保证在 1 km 以内。当只存在相对旋转角误差时,并未给 5 点算法引入误差,图 6(b)仅包含一定的截断误差,但对比图 6(a)和图 6(b)可知,相对旋转角误差的引入使 4 点算法的精度低于 5 点算法。对比图 7(a)和图 7(b),由于相对旋转角和像素提取信息准确,4 点算法和 5 点

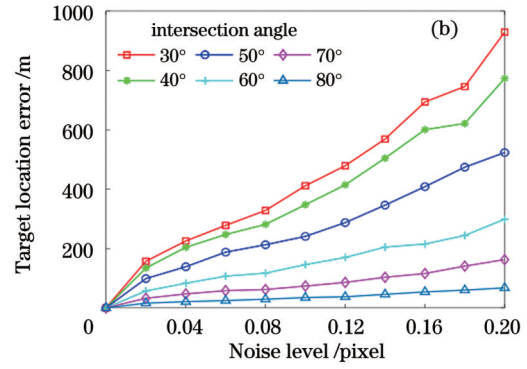
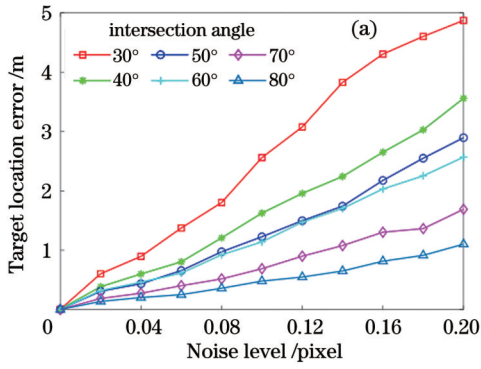


图 5 不同像素误差下的定位误差。(a)4点算法;(b)5点算法

Fig. 5 Target location error under different pixel error. (a) 4-point algorithm; (b) 5-point algorithm

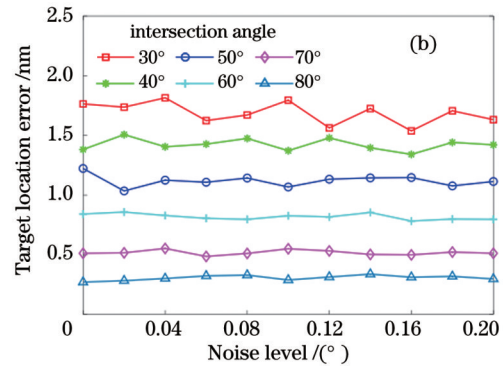
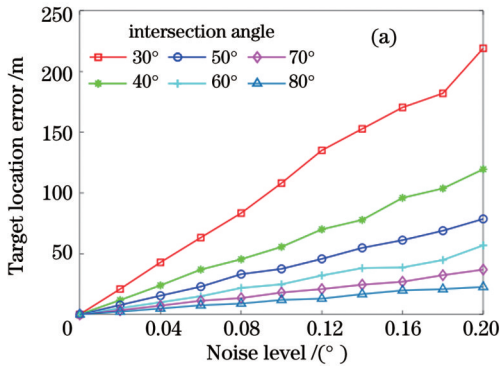


图 6 不同旋转角误差下的定位误差。(a)4点算法;(b)5点算法

Fig. 6 Target location error under different rotation error. (a) 4-point algorithm; (b) 5-point algorithm

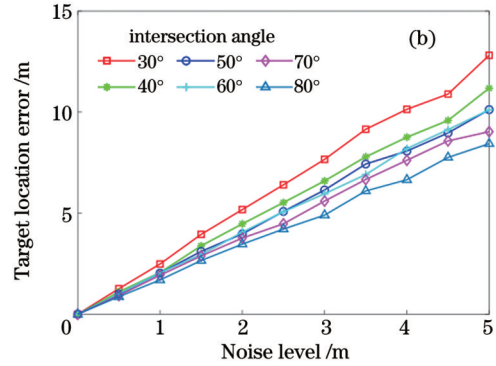
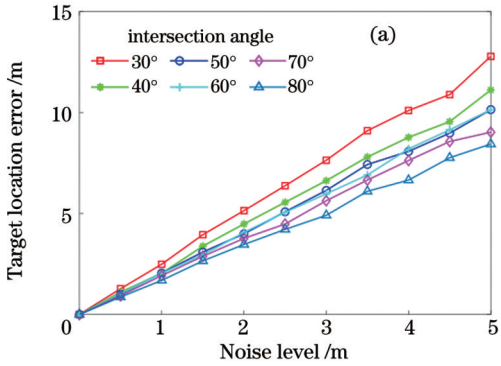


图 7 不同载机位置误差下的定位误差。(a)4点算法;(b)5点算法

Fig. 7 Target location error under different location error of platform. (a) 4-point algorithm; (b) 5-point algorithm

算法对于运动相机的位姿估计保持一致,因此只引入载机位置误差时,在同一误差等级下,两种算法的定位结果一致。

3.1.2 多个因素组合误差对定位精度的影响

考虑到实际情况中定位精度同时受多种组合误差的影响,故增设两组实验。第一组实验设定像素误差标准差为 0.1 pixel,比较相对旋转角误差标准差为 $\sigma = 0^\circ, 0.1^\circ, 0.2^\circ$ 时 4 点算法和 5 点算法的定位误差,仿真结果如图 8 所示。第二组实验设定标准差为 0.1 pixel 的像素误差和标准差为 0.1 的相对旋转角误差,比较标准差为 0~5 m 的载机位置误差对定位精度的影响,仿真结果如图 9 所示。

由图 8 可知,在同时引入 0.1 pixel 的像素误差和

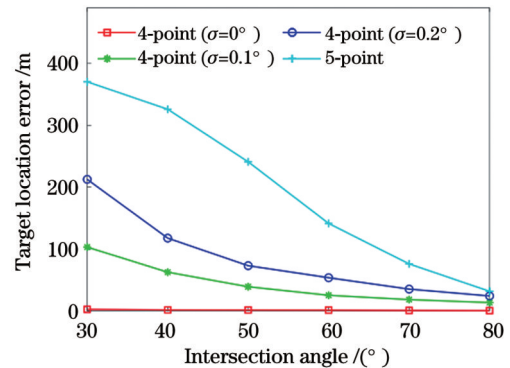


图 8 像素误差标准差 0.1 pixel 时不同相对旋转角误差下的定位误差

Fig. 8 Target location error under different rotation angle error with pixel error standard deviation of 0.1 pixel

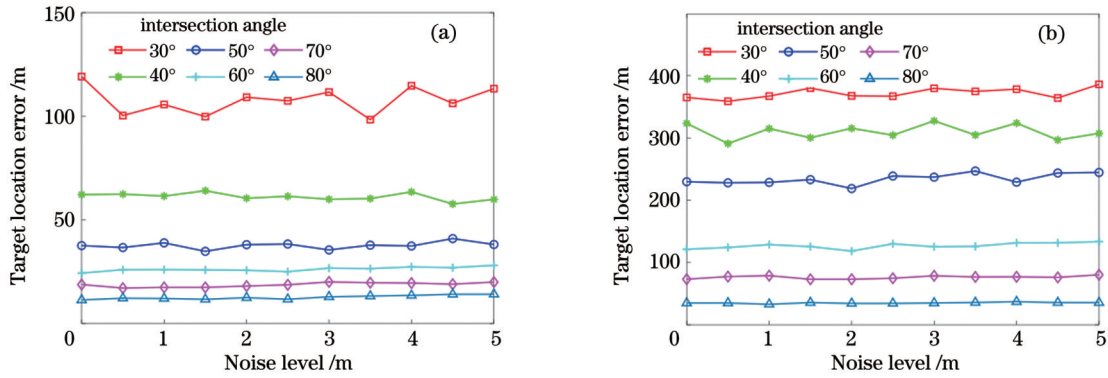


图9 像素误差标准差0.1 pixel、相对旋转角误差标准差 0.1° 时不同载机位置误差下的定位误差。(a)4点算法;(b)5点算法
Fig. 9 Target location error under different location error of platform with pixel error standard deviation of 0.1 pixel and rotation error standard deviation of 0.1° . (a) 4-point algorithm; (b) 5-point algorithm

0.2° 以内的相对旋转角误差时,尽管4点算法的定位精度同时受两种误差源的影响,但在任意交会角下,4点算法较5点算法仍表现出更佳定位效果。而实际情况中,IMU的相对旋转角测量精度通常优于 0.04° ,足以作为相机运动提供一个可靠的相对旋转角^[19]。结合图7、图8和图9可知,相较于0.1 pixel的像素误差和 0.1° 的相对旋转角误差,5 m的载机位置误差对定位误差的影响不大。因此图9中,随着载机位置误差的增大,定位误差无明显增大趋势,且在相同误差等级下,4点算法定位精度优于5点算法。

由仿真分析可知,4点算法和5点算法对载机位置误差都有较强的鲁棒性,4点算法比5点算法对IMU角度测量误差更敏感,而5点算法对像素提取误差更敏感。相较于一般观测条件,典型的大倾角、小交会角等受限观测条件对相机的指向误差更加敏感^[24]。引入了相对旋转角约束的4点算法比传统的5点算法恢复出更为准确的相机位姿,提高了受限观测条件下的定位精度。

3.2 实际实验分析

为验证本文方法,选择几组飞行实验数据进行目标定位实验。在飞行实验中,无人机在目标上空2 km左右盘旋飞行,距目标斜距5 km左右,图像倾角 θ 约 66.42° ,相机与惯性测量单元固联安装,两者之间的安装关系未进行标定,利用光电成像系统跟踪锁定感兴趣的目标,记录连续观测时载机的经纬高、姿态角、视场内的图像信息。

选取飞行实验中的3组飞行数据,将载机位置转换到地球坐标系下,利用SIFT对图像进行特征点提取和同名点匹配。将第1组数据中心化后绘出在地球坐标系下的飞行轨迹和目标间的位置关系,如图10所示。3组数据的实验参数如表2所示。利用4点算法和5点算法的定位精度和总迭代次数如表3所示。

基于表3所示结果,对比第1组和第2组数据,可知4点算法在交会角增大时,取得了更高的定位精度;对比第2组和第3组数据,可知4点算法在观测数据增

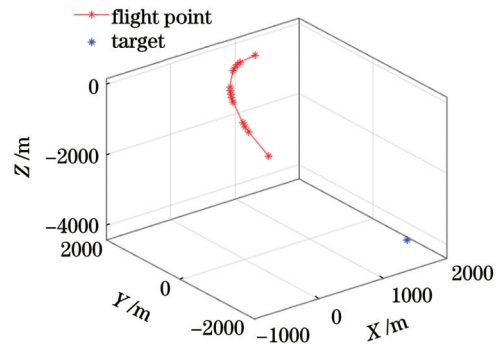


图10 飞行实验航迹点分布
Fig. 10 Distribution of track points in flight test

表2 飞行实验参数
Table 2 Flight test parameters

Group	1	2	3
Intersection angle / ($^\circ$)	53.9700	24.0266	24.3597
Number of images	16	17	34

表3 定位结果
Table 3 Location results

Method	Result	Group		
		1	2	3
4-point	Target location error /m	10.7462	68.1229	42.8668
	Iterations	784	443	2524
	Threshold	1×10^{-12}	1×10^{-12}	1×10^{-12}
5-point	Target location error /m	317.0942	327.7238	225.5647
	Iterations	1415	1146	3733
	Threshold	1×10^{-12}	1×10^{-12}	1×10^{-12}

加时,取得了更高的定位精度。且同一组观测数据下,4点算法的定位精度更高。

通过3组飞行实验验证,证明工程效果与仿真实验效果一致。在大倾角、小交会角的受限观测条件下,传统的5点算法对特征点提取精度依赖性较强。惯性测量单元与相机固联安装时,可以直接为相机提供相

对旋转角,减少了相对位姿估计问题的自由度,同时降低了相对位姿估计解的个数。在RANSAC框架下,4点算法更有可能从相同的迭代次数中找到良好的解。

4 结 论

本文针对大倾角、小交会角的受限观测条件,利用固联安装的惯性测量单元为运动相机提供相对旋转角,提出了一种固联惯性测量单元辅助下的对地定位方法,不需要惯性测量单元与相机进行外部校准。通过惯性测量单元提供的相对旋转角和4个同名点建立对极几何约束,估计运动相机的相对位姿,计算单相机在不同位置连续观测的外参数矩阵,利用投影矩阵法进行线-线交会求解目标位置。实验结果表明,与传统定位方法相比,本文方法提高了受限观测条件下对地定位的精度和鲁棒性,具有较高的工程应用价值。

参 考 文 献

- [1] 白二雷, 许金余, 夏伟. 无人机作战运用模式及打击毁伤特点分析[J]. 长江信息通信, 2022, 35(4): 70-72.
- [2] 陈晨, 关棒磊, 尚洋, 等. 受限观测条件下光电对地定位的全局最优化方法[J]. 光学学报, 2023, 43(12): 1212003.
- [3] 张磊, 徐孝彬, 曹晨飞, 等. 基于动态特征剔除的图像与点云融合的机器人位姿估计方法[J]. 中国激光, 2022, 49(6): 0610001.
- [4] 李安虎, 邓兆军, 刘兴盛, 等. 基于虚拟相机的位姿估计研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(14): 1415002.
- [5] Vina C, Morin P, Marzat J, et al. Micro air vehicle local pose estimation with a two-dimensional laser scanner: a case study for electric tower inspection[J]. International Journal of Micro Air Vehicles, 2018, 10(2): 127-156.
- [6] 何璇, 潘树国, 谭涌, 等. 室外环境下基于点线特征的视觉-惯性里程计和全球卫星导航系统定位算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 1815002.
- [7] 田苗, 关棒磊, 孙放, 等. 一种无公共视场的多相机系统相对位姿解耦估计方法[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 0515001.
- [8] 李涛, 关棒磊, 张家铭, 等. 基于点线特征结合的单目相对位姿测量方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081102.
- [9] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 2002: 1150-1157.
- [10] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [11] Longuet-Higgins H C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections[J]. Nature, 1981, 293(5828): 133-135.
- [12] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[M]. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [13] Li H D. A simple solution to the six-point two-view focal-length problem[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2006, 3954: 200-213.
- [14] Nistér D. An efficient solution to the five-point relative pose problem[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(6): 756-777.
- [15] Scaramuzza D. 1-point-RANSAC structure from motion for vehicle-mounted cameras by exploiting non-holonomic constraints[J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 95(1): 74-85.
- [16] Troiani C, Martinelli A, Laugier C, et al. 2-point-based outlier rejection for camera-IMU systems with applications to micro aerial vehicles[C]//2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 31-June 7, 2014, Hong Kong, China. New York: IEEE Press, 2014: 5530-5536.
- [17] Fraundorfer F, Tanskanen P, Pollefeys M. A minimal case solution to the calibrated relative pose problem for the case of two known orientation angles[M]//Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2010, 6314: 269-282.
- [18] Liu L, Li H D, Dai Y C, et al. Robust and efficient relative pose with a multi-camera system for autonomous driving in highly dynamic environments[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(8): 2432-2444.
- [19] Li B, Heng L, Lee G H, et al. A 4-point algorithm for relative pose estimation of a calibrated camera with a known relative rotation angle[C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, November 3-7, 2013, Tokyo, Japan. New York: IEEE Press, 2014: 1595-1601.
- [20] Martyushev E, Li B. Efficient relative pose estimation for cameras and generalized cameras in case of known relative rotation angle[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2020, 62(8): 1076-1086.
- [21] Li B, Martyushev E, Lee G H. Relative pose estimation of calibrated cameras with known SE(3) invariants[M]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer vision-ECCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2020, 12354: 215-231.
- [22] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]//Fischler M, Firschein O. Readings in computer vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.
- [23] Kukulova Z, Bujnak M, Pajdla T. Automatic generator of minimal problem solvers[M]//Forsyth D, Torr P, Zisserman Z. Computer vision-ECCV 2008. Lecture notes in computer science. Berlin: Springer, 2008, 5304: 302-315.
- [24] 杜言鲁, 丁亚林, 许永森, 等. TDI-CCD全景式航空相机对地目标定位的算法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0328003.
- [25] Du Y L, Ding Y L, Xu Y S, et al. Geo-location algorithm for TDI-CCD aerial panoramic camera[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0328003.

Ground Target Location Method Under Fixed Installation of Inertial Measurement Unit and Camera

Chen Chen^{1,2}, Guan Banglei^{1,2*}, Shang Yang^{1,2**}, Li Zhang^{1,2}, Yu Qifeng^{1,2}

¹College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, Hunan, China;

²Hunan Provincial Key Laboratory of Image Measurement and Vision Navigation, Changsha 410073, Hunan, China

Abstract

Objective It is an effective means to identify and track the target using the airborne electro-optical platform with high-resolution imaging equipment. However, in the actual combat process, it is challenging to meet the optimal observation conditions of nadir looking. Usually, it is necessary to quickly locate the remote target at a certain height, resulting in a large inclination of the photograph and a small angle between two observations. Furthermore, a motion camera's relative pose estimation is the key visual location technology based on an airborne electro-optical platform. Typical pose estimation methods include the vision-based pose estimation method and the vision-based pose estimation method with an inertial measurement unit (IMU). The latter introduces additional angle constraints based on the former. Under typical limited observation conditions such as a large inclination angle and small intersection angle, the camera's pose estimation accuracy is easily affected by the attitude angle error and the image point extraction error, which makes the target location accuracy difficult to meet application requirements. Therefore, it is of great significance to study target tracking and location under limited observation conditions to improve operational efficiency.

Methods The unavoidable problem is that the measurement angle of the IMU drifts with time, and the calibration of the installation relationship between the IMU and the camera is cumbersome. Therefore, this paper proposes a ground target location method under the fixed installation of the IMU and the camera. This method does not require the installation relationship information between the calibration camera and the IMU. Firstly, two adjacent frames of images are extracted and matched through the scale-invariant feature transformation (SIFT) matching algorithm. Secondly, the IMU installed in the fixed link is used to provide the relative rotation angle information for the motion camera. Combined with the robust estimation algorithm random sample consensus (RANSAC) algorithm, the relative rotation and translation of two adjacent frames are estimated according to a relative rotation angle and four corresponding image points. Then, combined with the external parameters of the first frame image, the external parameter matrix of any frame can be obtained. Finally, the projection matrix is used to intersect the spatial location of the target.

Results and Discussions Under the RANSAC framework, the smaller the minimum number of points required to solve the model, the same confidence level can be achieved with fewer iterations. Therefore, compared with other traditional algorithms, the algorithm proposed in this paper can significantly improve the computational efficiency under the same ratio of outliers (Fig. 3). In the simulation and flight experiment, the airborne electro-optical platform is 5 km away from the target and observes the target at an angle of 66.42°. Monte Carlo simulation analysis shows that the location accuracy of the proposed method is affected by the accuracy of pixel extraction (Fig. 5), relative rotation angle (Fig. 6), and the platform location (Fig. 7). Under the same pixel extraction error, the method in this paper shows apparently excellent performance. And the larger the intersection angle, the smaller the location error. According to the flight experiment, this method introduces the relative rotation angle constraint, which can more accurately estimate the relative rotation and translation of the camera than the traditional method and improve the location accuracy under limited observation conditions (Table 3).

Conclusions Under limited observation conditions such as a long distance, a large inclination, and a small intersection angle, the accuracy of ground target location is challenging to meet the task requirements. Therefore, this paper proposes a ground target location method with the fixed installation of an IMU and a camera. When the IMU is fixedly installed with the camera, it can directly provide the relative rotation angle for the camera. What's more, it reduces the degrees of freedom of the relative pose estimation problem and the number of solutions. Under the RANSAC framework, the proposed method is more likely to find the appropriate solution from the same number of iterations. This method can significantly improve the calculation efficiency and the target location accuracy under limited observation conditions.

Key words measurement; airborne electro-optical platform; inertial measurement unit; limited observation conditions; pose estimation; ground target location