

融合手机和无人机多传感参数的运动目标跟踪方法

陈朋, 徐天宇, 任金金

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 针对基于图像的无人机运动跟踪方法存在因图像退化带来的错检和漏检问题, 提出一种基于手机和无人机多传感器数据融合的运动目标跟踪方法; 将手机 IMU (inertial measurement unit, 惯性测量单元) 数据与无人机的 IMU 和图像数据作为扩展卡尔曼滤波器的输入, 其中 IMU 数据用于滤波器的状态估计, 并通过将 ORB (oriented FAST and rotated BRIEF) 方法得到的运动目标图像坐标作为卡尔曼滤波器的测量更新部分, 再将扩展卡尔曼滤波之后的数据用于校正状态估计, 进一步提高无人机运动目标跟踪的准确性; 设计实验通过实测数据集来模拟无人机跟踪场景, 验证该方法的可行性。实验表明, 采用多传感器数据融合的无人机运动目标跟踪方法能够达到 0.67 m 的定位误差, 相比于基于图像的方法的精度高, 验证了该方法的有效性。

关键词: 无人机; 运动跟踪; 惯性测量单元; 扩展卡尔曼滤波; 多传感器融合

Fusion Sensing Data of Mobile Phone and UAV for Motion Tracking

Chen Peng, Xu Tianyu, Ren Jinjin

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: The motion tracking method based on image has wrong detections and observation dropouts due to the image degradation. To solve this problem, the motion tracking method based on fusion sensing data of mobile phone and UAV is proposed. The phone's and UAV's IMU data and the camera's image data are input for EKF (extended kalman filter). Besides, IMU data is used for estimating the system state while the moving target's coordinate calculated by ORB method, the coordinate is used for EKF measurement update, then correct the state estimate by the data calculated from the EKF. Finally, the feasibility of this method is verified by using the real datasets that simulate the UAV tracking scenario. Experimental results demonstrated this method's superior accuracy on UAV platform compared to the single camera vision tracking method.

Keywords: UAV; motion tracking; inertial measurement unit; extended Kalman filter; multi-sensor fusion

0 引言

四旋翼无人机具有自由度高, 环境适应能力强等优点, 在航空拍摄、交通巡逻、军事侦察等领域有广阔的应用场景。无人机运动跟踪的本质是通过估计无人机与运动目标之间的相对位姿来实现无人机对运动目标的跟踪。相对位姿的估计在航天器对接^[1]、空中自主加油^[2]、无人机编队飞行^[3]等领域应用广泛, 相对于依靠单传感器数据的相对位姿估计方法, 基于多传感器数据融合^[4-5]的方法能够提高位姿估计的准确性。随着半导体技术的发展, 传感器的成本和体积大大减少, 以及 CPU 处理性能的提升, 使得融合多传感器数据的相对位姿估计方法在小型旋翼无人机的运动跟踪场景中应用成为可能。探究更高效准确的多传感数据融合的无人机跟踪方法, 是当前的一个研究热点。

基于单传感器的相对位姿估计方法主要采用 GPS、激光、视觉传感器等。Shao Mingqin 等人^[6]研究了位置差分、伪距差分 and 相位差分 3 种常用的差分 GPS 方法, 发现位置差分方法最容易实现但精度最低, 伪距差分方法精度较高且限制较少, 所以得到广泛应用, 相位差分方法精度最高

但由于限制较多而应用有限。基于差分 GPS 的方法有一个明显的缺点, 当在 GPS 信号弱或者缺失的地方, 将会失效。Karl E. Wenzel 等人^[7]提出了基于视觉传感器的相对位姿方法, 跟随无人机通过 PnP 方法计算得到与领航无人机的相对位姿, 实现无人机的编队飞行。文献 [8] 中给出了另外一种相对位姿的估计方法 POSIT, 该方法可以在只有少数特征点的情况下, 通过迭代求出物体姿态的近似解。但是基于图像的方案仍面临两个主要问题: 1) 因相机运动而产生的图像退化造成的运动目标错检的情况, 由于在目标跟踪中需要控制相机或者相机载体运动, 因此获取到的图像也经常会产生图像退化的情况从而对运动目标的提取和识别产生了影响; 2) 大量的图像计算对处理器平台的计算能力要求高, 基于图像的目标跟踪包含了大量图像运算和图像的运动补偿, 因此对于计算平台的要求较高, 普通的嵌入式平台难以胜任。

融合多传感器数据的相对位姿估计方法, 通过在单传感器方法的基础上引入其他传感器加以辅助以得到更精确的相对位姿估计。Zhu Yunfen 等人^[9]提出了基于 SINS/GPS/IRST 的无人机空中加油方法, 该方法通过计算获得加油机与无人机的相对惯导信息和相对 GPS 信息, 同时通过无人机上红外线传感器得到无人机与加油机之间的距离, 然后将三者数据进行融合获取到无人机与加油机的相对位姿, 实现无人机的空中加油。Jeremy Hardy 等人^[10]针对

收稿日期: 2018-01-10; 修回日期: 2018-01-26。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61527808)。

作者简介: 陈朋(1981-), 男, 浙江杭州人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事嵌入式系统设计、图像处理和模式识别方向的研究。

GPS 信号部分地区无法使用且易受恶意劫持的情况，提出了一种基于视觉-IMU 数据融合的无人机编队飞行方法，该方法使用点对点的无线电传输无人机的 IMU 数据，计算得到无人机之间的相对位姿，然后通过固定在无人机上朝下的相机提出特征信息来计算无人机之间的相对位姿，最后通过卡尔曼滤波融合数据得到无人机之间的相对位姿关系。王龙等人^[11]提出了紧耦合的视觉/INS 相对位姿测量方法，并通过实验证明紧耦合的方法相比于松耦合，有更高的实时性和测量精度。

本文结合相对位姿中多传感器融合的方法，提出了基于 EKF (Extended Kalman Filter, 扩展卡尔曼滤波) 的融合手机和无人机多传感参数的运动跟踪方法。

1 基于 EKF 的多传感参数的融合方法

如图 1 所示，无人机上装有视觉传感器和惯性传感器，运动目标（本文以人体运动为例）持有具备 IMU 的移动设备，手机通过 Wi-Fi 将 IMU 数据发送给无人机，然后无人机将 3 个传感器的数据作为输入进行数据融合，最后实现无人机对运动目标的运动跟踪。IMU 有采样频率快的特点，能够在快速剧烈运动的情况下得到运动状态，但是由于陀螺仪和加速度计本身存在测量误差，在长时间的计算过程中会产生漂移的情况，融合视觉传感器数据能够有效的抑制漂移；同时在视觉传感器出现遮挡或者错检情况时，可暂时依靠 IMU 数据进行跟踪，从而提高系统的鲁棒性。本文通过将视觉传感器获取到的运动目标特征点坐标直接与 IMU 获取到的相位位姿进行融合，简化相对位姿求解过程，实现多传感器融合的无人机实时运动跟踪。

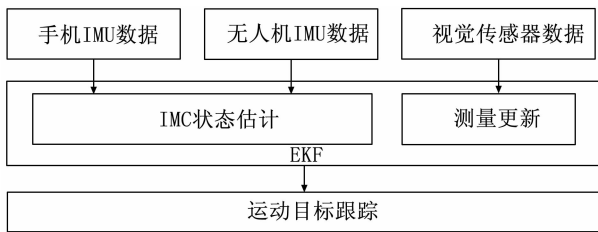


图 1 无人机运动跟踪系统示意图

EKF 方法通常包括状态估计和测量更新两个部分，本节将详细介绍系统的状态估计部分。基于视觉传感器数据的状态估计计算量大，且相对于 IMU 的更新频率太低，所以使用 IMU 来进行状态估计更符合系统要求。

同时由于多传感器的存在，需要先将所有数据转换到同一坐标系，再进行数据的融合。本文坐标系定义如图 2 所示，世界坐标系为 G，无人机 IMU 坐标系 I_u ，无人机相机坐标系 C 以及运动目标 IMU 坐标系 I_t 。

1.1 IMU 状态模型

IMU 由三轴陀螺仪和三轴加速度计组成，陀螺仪可以获取到 IMU 自身的旋转角速度，加速度计则可以获取到自身的线性加速度，由于测量误差的存在，给出 IMU 的测量模型^[12]：

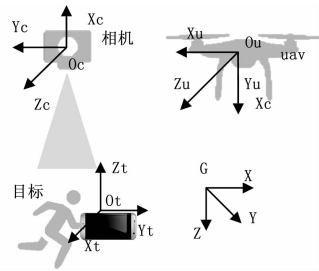


图 2 系统坐标系定义

$$\omega_m = {}^l\omega + b_g + n_g \quad (1)$$

$$a_m = {}^l_g R ({}^G a - {}^G g) + b_a + n_a \quad (2)$$

其中： ω_m ， a_m 分别代表陀螺仪和加速度计的测量值， ${}^l\omega$ 为 IMU 坐标系下的实际角速度值， ${}^G a$ 为世界坐标系下的线加速度值， n_a ， n_g 为测量高斯白噪声， b_a ， b_g 为测量零偏，定义为随机游走噪声， ${}^l_g R$ 为世界坐标系到 IMU 坐标系的旋转矩阵， ${}^G g$ 则为当地的重力加速度在世界坐标系下的表示。

已知 IMU 的测量模型，可以得到 IMU 的状态向量：

$$\mathbf{X} = [{}^G P \quad {}^G V \quad {}^l_g \bar{q} \quad b_a \quad b_g] \quad (3)$$

其中： ${}^G P$ ， ${}^G V$ 分别代表世界坐标系下的 IMU 的位置和速度， ${}^l_g \bar{q}$ 则表示的是从世界坐标系到 IMU 坐标系的单位旋转四元数，本文使用的四元数符合 Hamilton 定义^[13]。根据运动学方程，可以得到 IMU 的连续时间状态：

$$\begin{cases} {}^G \dot{P}(t) = {}^G V(t) \\ {}^G \dot{V}(t) = {}^G a(t) \\ {}^l_g \dot{\bar{q}}(t) = \frac{1}{2} \cdot \Omega({}^l\omega(t)) \cdot {}^l_g \bar{q}(t) \\ \dot{b}_a(t) = n_{ba}(t) \\ \dot{b}_g(t) = n_{bg}(t) \end{cases} \quad (4)$$

其中： ${}^G a(t) = {}^G_i R(t)(a_m(t) - b_a(t) - n_a(t)) + {}^G g$ ， n_{ba} ， n_{bg} 是均值分别为 σ_{ba} 和 σ_{bg} 的高斯白噪声， $\Omega({}^l\omega(t))$ 由式 (5) 所得：

$$\Omega({}^l\omega(t)) = \begin{bmatrix} -|{}^l\omega(t) \times| & {}^l\omega(t) \\ -{}^l\omega(t)^T & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中： $|{}^l\omega(t) \times|$ 表示反对称矩阵，可由式 (6) 得到：

$$|{}^l\omega(t) \times| = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

在无人机运动跟踪过程中，需要时刻估计无人机与运动目标的相对位姿，由式 (1)、(2) 可以得到角速度和线加速度的估计（不考虑测量高斯白噪声 n），分别由式 (7)、(8) 给出：

$${}^l\hat{\omega}(t) = \omega_m(t) - \hat{b}_g(t) \quad (7)$$

$$\hat{G}a(t) = {}^l_g \hat{R}(t)(a_m(t) - \hat{b}_a(t)) + {}^G g(t) \quad (8)$$

再根据式 (7)、(8) 进行离散化（雅各比矩阵）可以得到 $[k, k+1]$ 时刻的状态估计值：

$$\begin{cases} {}^G\hat{P}_{k+1} = {}^G\hat{P}_k + {}^G\hat{V}_k \cdot \Delta t + {}^G\hat{R} \cdot {}^{I_{k+1}}\hat{R} (a_m(t) - \\ \hat{b}_a(t)) \cdot (\Delta t)^2 + {}^Gg \cdot (\Delta t)^2 \\ {}^G\hat{V}_{k+1} = {}^G\hat{V}_k + {}^{I_k}\hat{R} \cdot {}^{I_{k+1}}\hat{R} (a_m(t) - \\ \hat{b}_a(t)) \cdot \Delta t + {}^Gg \cdot \Delta t \\ {}^G\hat{q}^{I_{k+1}} = {}^{I_k}\hat{q} \otimes {}^G\hat{q}^{I_k} \\ \hat{b}_{a_{k+1}} = \hat{b}_{a_k} \\ \hat{b}_{g_{k+1}} = \hat{b}_{g_k} \end{cases} \quad (9)$$

其中: $\Delta t = t_{k+1} - t_k$ 代表相邻 IMU 采样时间间隔, 值得注意的是, 在计算式 (9) 时, 假定在 $[k, k+1]$ 时刻内角速度和加速度是线性变化的。四元数状态估计公式中 \otimes 代表四元数乘法, 同时 ${}^{I_k}\hat{q}$ 可以通过将 ${}^{I_k}\dot{\hat{q}} = \frac{1}{2}\Omega({}^{I_k}\hat{\omega}(t)){}^{I_k}\hat{q}(t)$ 离散化得到。

1.2 IMU 误差状态模型

在获取到 IMU 的状态估计后, 可以通过 IMU 误差状态转移矩阵 F_c 描述误差在 IMU 状态估计和传播过程中产生的影响。IMU 误差状态向量 $\tilde{\mathbf{X}}$ 可以由 $\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}$ 得到, 如式 (10) 示:

$$\tilde{\mathbf{X}} = [{}^G\tilde{p} \quad {}^G\tilde{v} \quad {}^{I_k}\tilde{\theta} \quad \tilde{b}_a \quad \tilde{b}_g]^T \quad (10)$$

${}^{I_k}\tilde{\theta}$ 代表旋转角度误差, 已知四元数误差可由一个小角度旋转来表示, 如式 (11) 所示:

$${}^{I_k}\tilde{q} = {}^{I_k}\hat{q} \otimes \delta q \quad (11)$$

由此可得 $\delta q = \left[1 \quad \frac{1}{2} {}^{I_k}\tilde{\theta}\right]^T$, 可以将系统误差状态向量降维, 得到 15×1 的误差状态向量。同时可以得到角度误差求解公式 (12):

$$\begin{aligned} {}^{I_k}\tilde{\theta}_{k+1} = & {}^{I_k}\tilde{\theta}_k - |(\omega_m(t)) - \hat{b}_g(t)| \cdot {}^{I_k}\tilde{\theta}_k \cdot \Delta t \\ & - \tilde{b}_g(t) \cdot \Delta t - n_{bg} \cdot \Delta t \end{aligned} \quad (12)$$

在确定系统误差状态向量后, 根据 IMU 运动连续时间状态公式 (4) 和 IMU 状态估计公式 (9) 得出 IMU 误差状态连续时间转移矩阵:

$$\begin{bmatrix} \dot{{}^G\tilde{p}} \\ \dot{{}^G\tilde{v}} \\ \dot{{}^{I_k}\tilde{\theta}} \\ \dot{\tilde{b}_a} \\ \dot{\tilde{b}_g} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & I \cdot \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & V_s & -{}^G\hat{R} \cdot \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & R_s & 0 & -I \cdot \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^G\tilde{p} \\ {}^G\tilde{v} \\ {}^{I_k}\tilde{\theta} \\ \tilde{b}_a \\ \tilde{b}_g \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ -{}^G\hat{R} \cdot \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -I \cdot \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I \cdot \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I \cdot \Delta t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_a \\ n_g \\ n_{ba} \\ n_{bg} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式 (13) 中, $V_s = {}^G\hat{R} \cdot |(a_m - \hat{b}_a) \times| \cdot \Delta t$, $R_s = I - |(\omega_m - \hat{b}_g) \times| \cdot \Delta t$, 同时式 (13) 可简化为:

$$\dot{\tilde{\mathbf{X}}} = F_c \cdot \tilde{\mathbf{X}} + G_c \cdot n \quad (14)$$

将误差转移方程离散化, 可以得到 F_d 和 G_d , 用于求 IMU 估计过程中的协方差, 设协方差 P 的初始值为零, P 的更新方程如式 (15) 所示:

$$P_{k+1} = F_d \cdot P_k \cdot F_d^T + G_d \cdot Q \cdot G_d^T \quad (15)$$

式 (15) 中, Q 为噪声矩阵, 如式 (16) 所示:

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_g^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{ba}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{bg}^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

本文中包含无人机和运动目标的 IMU 状态, 这里设无人机和运动目标的 IMU 误差状态分别为 $\tilde{\mathbf{X}}_{uav}$, $\tilde{\mathbf{X}}_{tar}$, 且设

$$\dot{\tilde{\mathbf{X}}}_{uav} = F_{uav} \cdot \tilde{\mathbf{X}}_{uav} + G_{uav} \cdot n_{uav} \quad (17)$$

$$\dot{\tilde{\mathbf{X}}}_{tar} = F_{tar} \cdot \tilde{\mathbf{X}}_{tar} + G_{tar} \cdot n_{tar} \quad (18)$$

则完整的系统误差状态向量为 $\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{\mathbf{X}}_{uav} \quad \Delta \tilde{\mathbf{X}}]$, 由式 (19) 给出:

$$\begin{bmatrix} \dot{\tilde{\mathbf{X}}}_{uav} \\ \dot{\Delta \tilde{\mathbf{X}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{uav} & 0 \\ F_{uav} - F_{tar} & F_{tar} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{X}}_{uav} \\ \Delta \tilde{\mathbf{X}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_{uav} & 0 \\ G_{uav} - G_{tar} & G_{tar} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_{uav} \\ \Delta n \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中: $\Delta \tilde{\mathbf{X}} = \tilde{\mathbf{X}}_{uav} - \tilde{\mathbf{X}}_{tar}$, $\Delta n = n_{uav} - n_{tar}$ 。

2 视觉测量更新

在获取到无人机和运动物体的状态估计后, 需要通过观测量对状态估计进行更新。本文将视觉传感器的输入作为观测量, 通过特征点检测算法检测运动物体, 建立测量更新方程来对 IMU 状态估计进行更新, 最后将修正后的状态发送给无人机控制系统。本文选择将检测到的运动目标图像坐标直接作为 EKF 的输入, 避免需要大量计算负载的 PnP 算法求解, 提高系统的实时性。

图像数据的处理使用 ORB 算法^[14], ORB 算法采用运算速度非常快的 FAST 角点检测子, 并针对 FAST 特征不具备方向的问题, 加入了 FAST 特征的方向信息; 特征点描述部分则是在 BRIEF 的基础上改进了其对图像噪声敏感和不具备旋转不变性的特点; 虽然在特征点的描述细致程度上不如 SIFT^[15] 和 SURF^[16] 算法, 但是在计算速度上, ORB 性能明显优于两者, 针对嵌入式平台计算能力有限和本文对实时性的要求, 本文选择 ORB 算法提取特征点。

2.1 测量方程

通过 ORB 算法对相机输入进行运动目标检测可以获取到一系列符合要求的特征点 $f_j = [u_j \quad v_j]^T$, $j = 1, 2, \dots, n$, 考虑到在特征点匹配过程中会存在错误匹配的情况, 以及对每一个特征点都建立观测方程需要大量计算, 本文选择通过 $[u_{img} \quad v_{img}]^T$ 来表示特征点 f_j 的坐标均值, 也就是运动目标的中心, 并作为 EKF 的测量输入。特征点的观测方程由式 (20) 表示,

$$z = [u \quad v]^T = h({}^C P_f) + n \quad (20)$$

其中: $h(x)$ 为针孔成像模型 $h(P) = f \cdot \begin{bmatrix} {}^C X \\ {}^C Z \end{bmatrix}^T$,

f 为相机焦距, ${}^cP_{f_i}$ 为特征点在相机坐标系下的坐标, n 为相机的测量高斯白噪声。

在已知无人机和运动目标的初始位置的情况下, 可以通过章节 1 中 IMU 状态估计方程获取无人机和运动目标在世界坐标系下的三维坐标 ${}^c\hat{P}_{uav}$ 和 ${}^c\hat{P}_{tar}$, 并可通过针孔成像模型得到运动目标在图像坐标系中的位置估计 $[\hat{u} \ \hat{v}]^T$,

$$[\hat{u} \ \hat{v}]^T = h({}^c\hat{P}_{tar}) \quad (21)$$

其中: ${}^c\hat{P}_{tar}$ 是通过 IMU 估计得到的运动目标的位置在相机坐标系下的表示, 符合式 (22)、(23) 约束:

$${}^cP_{tar} = {}^c\hat{P}_{tar} + H_x \cdot \tilde{X} \quad (22)$$

$${}^cP_{tar} = {}_i^cR \cdot {}_G^iR ({}^G P_{tar} - {}^G P_{uav}) + {}_i^cR \cdot {}^iP_c \quad (23)$$

式中, ${}^cP_{tar}$ 为运动目标的实际位置在相机坐标系下的表达, ${}_i^cR$ 表示无人机上 IMU 到相机的旋转矩阵, iP_c 则为相机与 IMU 的距离在 IMU 坐标系下的表示, $[_i^cR \ {}^iP_c]$ 是统称为外部参数, 事先已经通过标定算法^[17]获取得到。

设残差 $r = [u \ v]^T - [\hat{u} \ \hat{v}]^T$, 代表相机获取到的运动目标测量值与由 IMU 估计得到的运动目标位置的差值, 用于 EKF 的测量更新方程, 并满足式 (24):

$$r = H_f \cdot H_x \cdot \tilde{X} + n \quad (24)$$

其中: H_f 为测量雅克比矩阵, 由 $h(x)$ 求导获得, 见式 (25):

$$H_f = \frac{f}{cZ} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\frac{cX}{cZ} \\ 0 & 1 & -\frac{cY}{cZ} \end{bmatrix} \quad (25)$$

2.2 状态更新

在确定测量更新模型之后, 可以得到完整 EKF 系统方程:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{X}} = F \cdot \tilde{X} + G \cdot Q \\ r = H_f \cdot H_x \cdot \tilde{X} + n \end{cases} \quad (26)$$

可根据 EKF 迭代得到无人机和运动目标的误差状态估计值, 然后用于校正 IMU 状态估计。

3 实验分析

本文中多传感器的时间戳同步是数据融合的关键, 无人机与移动设备上的 IMU 采样频率存在差异, 无人机 IMU 的采样频率可以达到 200 Hz 或更高, 而移动设备上的 IMU 受限于硬件性能, 采样频率普遍在 50~100 Hz, 且两者无法做到绝对的时间戳同步, 本文针对这个问题, 采用 ROS^[18] (Robot Operating System, 机器人操作系统) 的消息同步机制, 将无人机与移动设备的 IMU 数据进行相对时间同步, 然后将获取到无人机和手机的状态估计。本文中相机的采样频率为 30 Hz, 图像分辨率为 752×480, 通过使用文献 [19] 的方法, 在相机采样时刻, 选取距当前时刻最近的 IMU 状态估计, 进行测量更新, 校正状态估计。

作为实验所需条件之一, 本文编写了一个 Android APP 用于采集手机中 IMU 的数据, 并将数据转化为 ROS 消息格式, 然后通过 Wi-Fi 传输给无人机, 实验中使用的手机

是三星 Galaxy S7 edge, 该机使用的 IMU 传感器为 LSM6DS3, 同时无人机将使用 LP-RESEARCH 公司的 LPMS-USBAL 传感器, 实验平台搭建如图 3 所示。

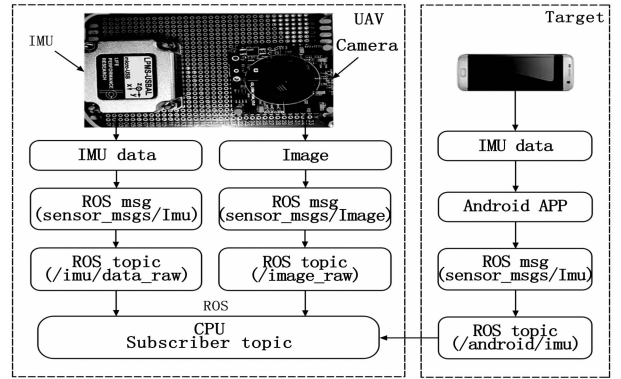


图 3 无人机运动跟踪实验平台搭建

获取到需要的传感器参数后, 本文针对应用场景制作了两类数据集, 一类模拟无人机悬停, 运动物体运动的场景; 另一类则模拟无人机跟随运动物体运动的场景。实验中本文方法将通过与基于图像的 POSIT 方法进行比较, 验证本文方法的准确性。

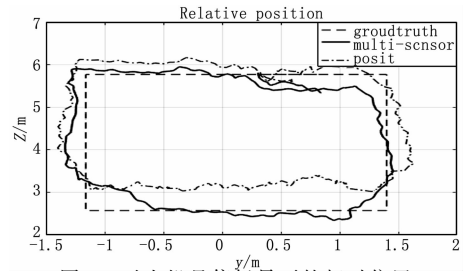


图 4 无人机悬停场景下的相对位置

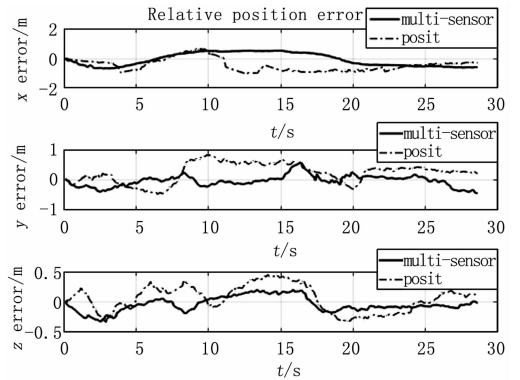


图 5 无人机悬停场景下的相对位置误差

其中图 4 给出了无人机悬停场景下无人机与运动目标的相对位置, 其中虚线部分为运动目标走过的真实路线, 实线部分和点划线则分别是本文方法计算得到的相对位置和 POSIT 方法计算得到的相对位置, 图 5 则表示无人机悬停场景下本文方法和 POSIT 方法计算的相对位置误差; 无人机跟随运动场景下无人机与运动目标保持同一速度和方向做直线运动 6 m, 同时保持无人机与运动物体之间的距离不变, 图 6 代表无人机运动跟踪场景下的产生相对位置误差, 同样实线代表本文方法, 点划线为 POSIT 方法。两种

场景下的相对位置误差如表 1 所示, 从表中可以得出, 不论无人机悬停或者跟踪场景下, 本文方法得到的相对位置误差都要优于 POSIT 方法。无人机悬停情况下, 本文方法得到的相对位置误差为 0.67 m, 跟踪场景下为 0.273 m。

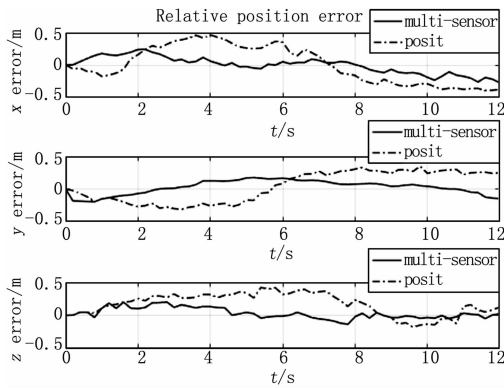


图 6 无人机跟踪场景下的相对位置误差

表 1 相对位置误差

场景	悬停		跟踪	
	Multi-sensor	POSIT	Multi-sensor	POSIT
X 轴最大位置误差/m	0.668	1.046	0.273	0.459
Y 轴最大位置误差/m	0.57	0.832	0.175	0.35
Z 轴最大位置误差/m	0.322	0.45	0.199	0.42

4 结论

本文提出融合手机和无人机多传感器参数的无人机运动目标跟踪方法用于解决基于单目视觉传感器运动跟踪中存在的问题。通过设计 Android APP 将手机中的 IMU 数据通过 Wi-Fi 传输给无人机, 使得无人机可以通过使用手机和无人机的 IMU 数据用于系统状态估计, 然后通过视觉传感器获取的运动目标图像坐标作为扩展卡尔曼滤波的测量更新修正 IMU 状态估计产生的误差。最后通过实测数据集模拟无人机悬停和无人机跟踪场景, 证明本文设计的方法在无人机的运动目标跟踪中能够达到 0.67m 的定位精度, 相对于单目视觉的方法有更高的精度。为了验证该方法在无人机上的实际效果, 未来的工作需要在无人机上运行本方法, 并进行调试, 同时将针对以人体为运动目标的场景扩展到其他应用场景。

参考文献:

[1] Mazal L, Pérez D, Bevilacqua R, et al. Spacecraft Rendezvous by Differential Drag Under Uncertainties [J]. *Journal of Guidance Control & Dynamics*, 2016, 39 (8): 1-13.

[2] Bolien M, Irvani P, Bois J L D. Toward Robotic Pseudo dynamic Testing for Hybrid Simulations of Air-to-Air Re-fueling [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22 (2): 1004-1013.

[3] Wilson D B, Goktogan A H, Sukkarieh S. A vision based relative navigation framework for formation flight [A]. Hong Kong: *IEEE International Conference on Robotics and Automation* [C]. IEEE, 2014: 4988-4995.

[4] Preiss J A, Honig W, Sukhatme G S, et al. CrazySwarm: A large nano-quad-copter swarm [A]. Singapore: *IEEE International Conference on Robotics and Automation* [C]. IEEE, 2017: 3299-3304.

[5] Chavez-Garcia R O, Aycard O. Multiple Sensor Fusion and Classification for Moving Object Detection and Tracking [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17 (2): 525-534.

[6] Shao M, Sui X. Study on Differential GPS Positioning Methods [A]. Hangzhou: *International Conference on Computer Science and Mechanical Automation* [C]. IEEE, 2015: 223-225.

[7] Wenzel K E, Masselli A, Zell A. Visual tracking and following of a quadcopter by another quadcopter [A]. Vilamoura: *International Conference on Intelligent Robots and Systems* [C]. IEEE, 2012: 4993-4998.

[8] Dementhon D F, Davis L S. Model-based object pose in 25 lines of code [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1995, 15 (1-2): 123-141.

[9] Zhu Y, Sun Y, Huang B, et al. Research on relative navigation algorithm for UAV Autonomous Aerial Refueling rendezvous phase [A]. Nanjing: *IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference* [C]. IEEE, 2016: 2076-2081.

[10] Hardy J, Strader J, Gross J N, et al. Unmanned aerial vehicle relative navigation in GPS denied environments [A]. Georgia: *IEEE Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)* [C]. 2016: 344-352.

[11] 王 龙, 董新民, 张宗麟. 紧耦合 INS/视觉相对位姿测量方法 [J]. *中国惯性技术学报*, 2011, 19 (6): 686-691.

[12] Forster C, Carlone L, Dellaert F, et al. On-Manifold Pre-integration for Real-Time Visual-Inertial Odometry [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33 (1): 1-21.

[13] Solà J. Quaternion kinematics for the error-state KF [Z]. *Surface and Interface Analysis*, 2015.

[14] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [A]. Barcelona: *IEEE International Conference on Computer Vision* [C]. IEEE, 2012: 2564-2571.

[15] Lowe, David G. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features (SIFT) [A]. *IEEE International Conference on Computer Vision* [C]. 1999.

[16] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded Up Robust Features [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2006, 110 (3): 404-417.

[17] Kelly J, Sukhatme G S. Visual-Inertial Sensor Fusion: Localization, Mapping and Sensor-to-Sensor Self-calibration [M]. Sage Publications, Inc. 2011.

[18] Quigley M, Conley K, Gerkey B P, et al. ROS: an open-source Robot Operating System [A]. *ICRA Workshop on Open Source Software* [C]. 2009.

[19] Lynen S, Achtelik M W, Weiss S, et al. A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to MAV navigation [A]. Tokyo: *International Conference on Intelligent Robots and Systems* [C]. IEEE, 2013: 3923-3929.