

基于视觉延时补偿的无人机室内实时导航系统

许承宇^{1†} 徐绍凯²

(1.中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所,洛阳 471000)(2.普联技术有限公司,杭州 310000)

摘要 在无人机视觉辅助惯性导航系统中,不确定延时的图像数据在无人机室内导航中是无法满足与其他传感器同步要求的,因此准确估计视觉传感器与惯性测量单元(IMU)之间的相对延时是非常重要的.本文提出了一种可以有效估计图像延时的方法,并根据延时进行视觉数据的延时补偿,最后利用扩展卡尔曼滤波(EKF)实现IMU数据与视觉数据的融合,从而估计出无人机的实时位姿和速度.通过软件仿真和在无人机平台上的实验验证结果表明,该方法能准确地估计延时,使室内实时导航的定位性能得到明显改善.

关键词 无人机视觉, 图像处理, 延时补偿, 实时导航

中图分类号:V249.3

文献标志码:A

引言

近几十年来,随着传感器技术的发展和控制理论的完善,无人机的应用越来越广泛.导航定位的高精度和高性能是实现无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)广泛应用的重要前提,在导航系统中,通常需要使用多种类型的传感器来实现不同的运动感知目的.因此,传感器数据融合是不可避免的,但同时在融合的过程中也存在传感器输出数据延时的问题.

对于无人机的室内导航系统而言,惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)能够提供惯性信息^[1],是无人机最常用的传感器之一.另外,由于视觉传感器可以提供丰富的信息量,近年来得到了广泛应用,视觉数据中不仅包括彩色图像信息,还可以计算出包括位移、速度、目标位置等运动信息.将视觉传感器与惯性传感器相结合,组成视觉辅助惯性导航系统,是目前无人机导航十分重要的方法.但是惯性传感器和视觉传感器需要做预先的同步和融合才能作为控制系统的输入,因此必须解决每个传感器之间的时间延时差问题.

传感器延时主要是指视觉传感器的输出延时.一方面,因为视觉信息通常需要经过复杂的操作处理,比如在用到实时定位和地图重建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)^[2]等技术时,需要

进行大量图像数据计算工作,耗费巨大的计算资源,在硬件性能有限时会有很大的时间延迟.另一方面,如果无人机机载系统无法满足图像处理的硬件要求,就必须通过无线模块将视觉数据发送回地面站,这就需要一定的通信时间,不可避免地导致更大的延时.

为了实现合理的传感器数据融合,必须准确估计这几个传感器之间的输出延时差.对于视觉与IMU相结合的传感器系统而言,视觉数据延时通常难以准确估算^[3],使用扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filter, EKF)创建了一种视觉辅助惯性导航系统(Visual-Inertial navigation system, V-INS),它可以有效地融合IMU和视觉数据,但是并没有考虑到视觉延时^[4].提出了一种改进的卡尔曼滤波器,在假设延时为常数的情况下补偿了延时,并且构造了周期函数作为测量协方差,用以提高融合精度.在文献[5]中开发了一种名为时间延时迭代最临近点(Time Delay Iterative Closest Point, TD-ICP)的方法,该方法在3-D空间中找到两条曲线的对应关系以找到最临近点,将其中的时间差看作视觉数据延时.然而,TD-ICP需要大量的计算时间,并且需要精确的校准和初始化,本文参考了该方法并加以改进.针对分布式网络控制系统^[6],提出了一种延时补偿方法,但在整体化模型中应用效果较差^[7].在视觉延时估计中使用了积分

2020-12-25 收到第1稿,2021-05-07 收到修改稿.

†通信作者 E-mail: xuchengyu198@163.com

方法,为本文提供了灵感,但是在使用传感器计算运动速度时,它没有正确地整合加速度计数据和视觉数据,估计精度还有改进的空间。

本文提出了迭代最邻近点 (Iterative Closest Point, ICP) 的一种变体算法来估计延时,可以简化传统算法并大大减少计算时间.在此估计的时间延时时,根据加速度计的测量结果,预测出延时补偿后无人机的速度,并进一步估计出运动的位移.在统一好各传感器的坐标系方向后,使用EKF将IMU测量值和补偿后的视觉数据融合在一起,用于无人机的定位和导航。

本文在第1部分中,提供了IMU的数据模型;在第2部分中给出了ICP方法的简化变体,运用迭代求解的方法估算出视觉数据的延时;在第3部分中,本文使用EKF融合了IMU数据和补偿后的视觉数据;第4部分是实验和分析,在这部分中使用了不同数据源的输入进行对比,给出了几组对照实验的结果;第5部分总结了本文。

1 IMU模型

IMU包含加速度计和陀螺仪,分别提供加速度和角速度.在无人机航姿参考系统 (Attitude and Heading Reference System, AHRS)^[8]中可以通过融合加速度(a_x, a_y, a_z)和角速度(ϕ, θ, ψ)来估计无人机的姿态。

1.1 加速度计测量模型

加速度计可以测量物体的线性加速度.加速度计的输出通常包括瞬时加速度以及无法避免的偏差和噪声,可表示为

$$a = T^a K_a (a' + b_a + n_a - g) \quad (1)$$

其中, a' 是实际的加速度,而 a 是传感器测量出的加速度; K_a 是一个比例参数,为常数,由传感器自身特性决定; b_a 是偏差项,包含零偏和由温度变化引起的偏差; n_a 是高斯白噪声.通常可假定 b_a 中的零偏为常数,因此可以在初始化期间对其进行补偿.温度变化引起的偏差会随环境温度而变化,因此该偏差可以通过测温模块进行校准; g 是重力加速度,在计算运动加速度时,首先应消除重力影响; T^a 是一个旋转矩阵,用于对齐加速度计和无人机机体的正方向。

1.2 陀螺仪数据模型

陀螺仪可测量绕三个正交轴上的角速度.与加

速度计类似,陀螺仪的数据模型可表示为

$$\omega = T^\omega K_\omega (\omega' + b_\omega + n_\omega) \quad (2)$$

这里, ω' 是实际角速度,而 ω 是测量出的结果; b_ω 是偏差; n_ω 是高斯白噪声;同样地, K_ω 和 T^ω 表示比例参数和相应的旋转矩阵。

1.3 IMU测量延时

由于IMU是微型机械电子系统 (Micro Electro Mechanical System, MEMS)^[9],在测量过程中会因为自身的机电构造而存在固有的输出延时.并且通常原始的IMU输出噪声较大,需要在使用过程中进行滤波处理,这样更会导致延时变大.加速度计和陀螺仪的数据输出延时可以从IMU的数据手册中找到,以目前常用的惯性传感器MPU6000为例,可以从其数据手册中找到如表1所示的输出延时.其中 t_{da} 和 $t_{d\omega}$ 分别代表加速度计和陀螺仪的输出延时.从表1中可以看出,如果选择了相同的滤波参数 f_p ,则 t_{da} 和 $t_{d\omega}$ 之间只有很小的差异。

表1 MPU6000数据输出延时
Table 1 MPU6000 data output delay

f_p	Accelerometer		Gyro		Frequency (kHz)
	Filter band-width (Hz)	Delay t_{da} (ms)	Filter band-width (Hz)	Delay $t_{d\omega}$ (ms)	
0	260	0	256	0.98	8
1	184	2.0	188	1.9	1
2	94	3.0	98	2.8	1
3	44	4.9	42	4.8	1
4	21	8.5	20	8.3	1
5	10	13.8	10	13.4	1
6	5	19.0	5	18.6	1

2 视觉数据模型

通过使用恰当的视觉里程计或SLAM算法^[10],可以利用视觉传感器系统来较准确地计算出无人机的实时位姿.本文利用ORB-SLAM2^[11]算法来计算视觉位姿,该算法可以通过估计两个连续图像帧之间的姿态变化来跟踪摄像机的运动,并将关键帧存储起来以创建本地地图.在经过ORB-SLAM2算法的处理后,可以由图像数据计算出无人机的运动状态量 X_t , X_t 中包括位置坐标信息和无人机的姿态角信息,如下所示:

$$X_t = T^v [x_t, y_t, z_t, \phi_t, \theta_t, \psi_t]^T$$

其中, T^v 是旋转矩阵,用于统一相机坐标系和无人

机机体坐标系,可表示为:

$$T^v = \begin{bmatrix} 1 & -\beta_{yz} & \beta_{zy} & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{xz} & 1 & -\beta_{zx} & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_{xy} & \beta_{yx} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -\gamma_{\theta\psi} & \gamma_{\psi\theta} \\ 0 & 0 & 0 & \gamma_{\phi\psi} & 1 & -\gamma_{\psi\phi} \\ 0 & 0 & 0 & -\gamma_{\phi\theta} & \gamma_{\theta\phi} & 1 \end{bmatrix}$$

在上式中, β 表示两坐标轴间的旋转, γ 表示两个姿态轴之间的旋转.

2.1 视觉数据延时

本文使用的延时估计算法是基于ICP的一种简化变体.我们将所有由视觉数据计算出的姿态角信息保存为数据集 V_t ,将所有由AHRS估计出的无人机姿态角数据保存为数据集 A_t ,使用迭代的方法求解数据集 V_t 与数据集 A_t 之间对应的最邻近点.需要注意的是数据集中每项数据都包含时间信息,也就是数据集 V_t 和 A_t 之间的延时差可以视为时间轴上的平移运动,如果不考虑两个数据集间存在旋转关系,就可以将延时 T_D 初步表示为:

$$T_D = \arg \min_{T_D} \frac{1}{N_A} \sum_{i=1}^{N_A} \|V_{t+T_{D,i}} - A_{t,i}\|^2 \quad (3)$$

上式中, N_A 代表 A_t 中有效数据的个数,下标 t 和 $t+T_D$ 表示数据采集的时刻.求解上式需要运用ICP的思路,首先分别计算两个数据集的去质心点集,数据集 V_t 和 A_t 中的姿态角用欧拉角的形式表示为如下的 3×3 矩阵:

$$V_t = \begin{bmatrix} \phi_V & 0 & 0 \\ 0 & \theta_V & 0 \\ 0 & 0 & \psi_V \end{bmatrix}, \quad A_t = \begin{bmatrix} \phi_A & 0 & 0 \\ 0 & \theta_A & 0 \\ 0 & 0 & \psi_A \end{bmatrix} \quad (4)$$

分别计算出两个数据集的质心,用 μ_V 和 μ_A 表示

$$\mu_V = \frac{1}{N_V} \sum_{i=1}^{N_V} V_{t,i} \quad (5)$$

$$\mu_A = \frac{1}{N_A} \sum_{i=1}^{N_A} A_{t,i}$$

则数据集的去质心点集为

$$V' = \{V_{t,i} - \mu_V\} \quad (6)$$

$$A' = \{A_{t,i} - \mu_A\}$$

接下来将去质心点集代入公式(3)中,就可以使用奇异值分解的方法搜索最优解:

$$W = \sum_{i=1}^{N_A} V' A'^T = U \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 \end{bmatrix} V'^T \quad (7)$$

$$T_i = \mu_V - UV^T \mu_A$$

在这里 $\sigma_{1,2,3}$ 即为奇异值,通常取奇异值为矩阵 W

特征值的平方根.如果计算得到 W 的秩为3,则 U 和 V^T 是 W 的一对最优解,此时利用最优解计算的 T_i 就是 μ_V 和 μ_A 之间的平移,在时域上可以将 T_i 视为视觉数据相对于AHRS输出的延时.

至此一次估计过程结束,如果 $V_{t+T_{D,i}}$ 和 $A_{t,i}$ 之间的差 $E(V, A)$ 大于阈值(Threshold, TH),所有点将根据 T_D 进行更新,算法将再次搜索对应的点,直到 $E(V, A) < TH$,其详细算法过程和逻辑如图1所示.图1所示算法的时间复杂度为 $O(1)$,具体计算用时受 T_D 更新步长的影响.在实时定位过程中,当前延时是根据前一个 T_D 长度时间的数据估算出来的,因此可以认为该延时在 T_D 范围内不会有明显的变化.为了减少了迭代计算的工作量,在操作时正确选择 T_D 的初始值和更新方法至关重要.根据实验和经验我们可以将 T_D 可选区间的中点作为其初始值,也可以选择上一帧估算出的延时作为 T_D 初始值.在更新方法方面可采用可选区间从中点向两侧更新 T_D 的方法,并适当增加 T_D 的更新步长,都可以有效减少计算量.

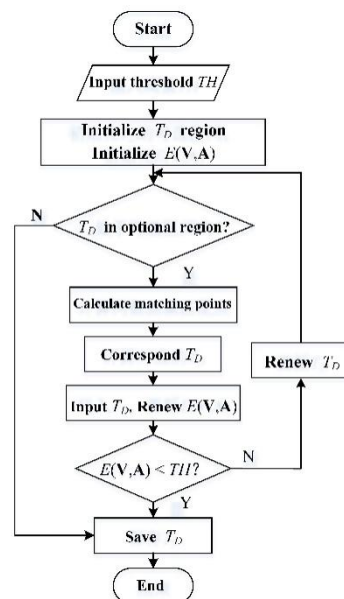


图1 延时标定算法逻辑图

Fig.1 Logic diagram of delay calibration algorithm

2.2 视觉延时补偿

AHRS的姿态角输出本身就具有内部延时 t_{df} ,但是由于 T_D 比 t_{df} 和 t_{da} 都要大得多,并且EKF的方法可认为是实时更新了来自AHRS的数据,因此AHRS的输出可以被大致认为是IMU数据的无延时估计,也就是 $t_{df} \approx t_{da} \approx t_{do}$,各传感器数据在时间轴上的关系如图2所示.根据图2可以看出AHRS

估计的数据相对于IMU数据有微小的延时,而视觉数据的延时远远大于AHRS估计数据所产生的延时,因此可以得到如下的关系式:

$$t_{d1} = T_D + t_{dF} - t_{da} \approx T_D \quad (8)$$

其中, t_{d1} 表示视觉数据滞后于惯性传感器数据输出的延时,而 $T_D + t_{dF}$ 是视觉数据滞后于实际运动发生时刻的实际延时,通过减去加速度计的输出延时,求得的 t_{d1} 在涉及加速度的控制闭环中基本满足准确度要求.使用 t_{d1} 进行延时补偿,可以将视觉数据补偿到与IMU数据基本相同的时间点.



图2 延时示意图

Fig.2 Time delay diagram

在 t_{d1} 这段时间内,无人机的实际运动由加速度计实时获取,但由于视觉数据的延时,此时并未获取到由视觉传感器计算得到的运动数据.根据运动定理,可以将线性加速度的积分视为无人机的速度 v_a ,视觉数据的位置微分也可被视为速度 v_b .相对而言, v_a 具有良好的实时响应,但由于误差在积分过程中会产生漂移,尤其是对于长时间操作漂移会更加明显.而 v_b 在整个飞行过程中相对准确,但其实时性能却很差.

因此,融合 v_a 和 v_b 以获得更为准确的速度数据是非常有必要的.将 v_a 作为 t_{d1} 时间内的有效实时速度,并利用 v_b 在 t_{d1} 时刻之后的高可靠性,可以得到的补偿后速度 v' 为:

$$v' = \frac{dx_t}{dt} + \sum_{i=1}^{t_{d1}/t_s} (a_i - b_a) t_s \quad (9)$$

其中, t_s 是传感器的采样周期,而 x_t 是来自 X_t 中的位置坐标.假设在飞行过程中环境温度没有变化,在初始化过程中无人机处于静止状态,则取前200次加速度数据的平均值来作为加速度计的零偏:

$$b_a = \frac{1}{200} \sum_{i=1}^{200} a_i \quad (10)$$

同样的,位移的实际延时 $t_{d2} \approx t_{d1}$,由速度积分得到的位移数据在 t_{d2} 这段时间内具有更好的动态性能,而在 t_{d2} 时刻之后,视觉数据可以给出更准确的位移信息.因此,可以通过融合来自这两个数据源的位移数据来计算延时补偿后的位置:

$$x' = x_t + \sum_{i=1}^{t_{d2}/t_s} v'_i t_s \quad (11)$$

其中 v' 和 x' 分别是补偿后的速度和位移,经过补偿的速度和位移用于后续数据融合滤波和导航,可以明显提高状态估计器的准确性.

3 基于EKF的位置融合

经过延时补偿后,无人机视觉辅助惯性导航系统中视觉数据和惯性数据可以保持时间上的同步,此时可以运用EKF的方法对视觉数据和惯性数据进行融合,用于得到更准确的位姿信息.无人机的速度和位置的更新关系可以表示为:

$$x' = x_t + \sum_{i=1}^{t_{d2}/t_s} v'_i t_s \quad (12)$$

通过参考文献[12,13],利用EKF对IMU数据与延时补偿后的视觉数据进行融合.在状态预测阶段,建立 t 时刻的状态向量 $X_t = [x_t, y_t, z_t, v_t^x, v_t^y, v_t^z]^T$,可以将式(12)表示为:

$$X_{t+1} = AX_t + Bu_t + w_t$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & t_s & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & t_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & t_s \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$Bu_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ t_s & 0 & 0 \\ 0 & t_s & 0 \\ 0 & 0 & t_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_t^x - b_a^x \\ a_t^y - b_a^y \\ a_t^z - b_a^z \end{bmatrix}$$

上式中 w_t 是高斯白噪声,均值为零,其服从以下分布:

$$\begin{cases} E[w_t] = 0 \\ E[w_t w_t^T] = Q_t \end{cases} \quad (14)$$

这里 Q_t 表示过程噪声协方差矩阵.对系统的误差协方差矩阵 P_t 进行更新:

$$P_{t+1} = AP_t A^T + Q_t \quad (15)$$

在更新阶段,确定系统的观测向量为 $Z_t = [x'_t, y'_t, z'_t, v_t^x, v_t^y, v_t^z]^T$,计算系统的残差 $u_t = Z_t - H_t X_t$,其中 H_t 为观测矩阵,可以简化为单位阵.因此EKF的状态更新过程可以表示为:

$$\begin{aligned}
 S_t &= H_t P_t H_t^T + R_t \\
 [K_t &= P_t H_t^T S_t^{-1}] \\
 X_t' &= X_t + K_t u_t \\
 P_t' &= (I - K_t H_t) P_t
 \end{aligned} \quad (16)$$

上式中 $R_t = E[v_t v_t^T]$, 其中 v_t 是观测噪声, 服从高斯白噪声的性质.

4 实验结果与验证

本文的无人机实验平台如图3中所示. 图中1部分所示为Intel电脑棒, 用于传输视觉数据给地面站, 并担任部分图像处理任务; 2部分表示的是无人机的飞控单元, 负责无人机的位姿控制, 并担任了传感器数据融合的工作; 3部分所示是无人机的IMU模块; 4部分是一双目摄像头, 采集视觉数据通过1传给地面站, 执行SLAM任务. 摄像头和IMU相互独立, 二者之间无硬件同步. 红外测距模块和其他辅助测试传感器安装在无人机的底部.

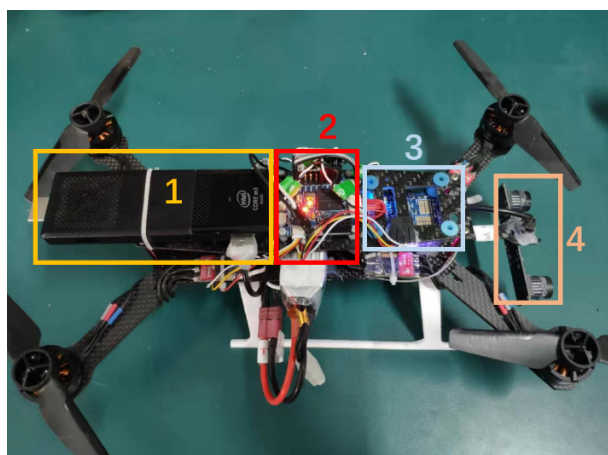


图3 无人机实验平台

Fig.3 UAV experimental platform

首先, 运用本文的延时标定和补偿方法对视觉数据进行补偿. 通过融合在延时时间内的加速度, 可以大大提高补偿后速度的估计精度. 在图4中, 采用了一个红外测距模块作为对比传感器, 该模块精度很高, 并且仅有几毫秒的延时, 因此可以将红外测量数据作为对比的真实值. 可以观察到, 经过补偿后的速度 v' 和红外数据之间只有很小的误差, 估计精度明显优于未经过补偿的速度 v . 精确估计的速度 v' 可进一步用于补偿位移. 如图5所示, 补偿后的位移 l 非常接近真实位移, 估计精度明显优于未经过补偿的位移 l' . 该实验也有红外测距模块的测量数据做对比.

图4和图5表明, 本文描述的延时补偿方法可

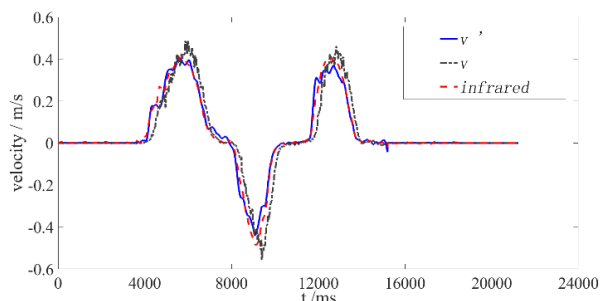


图4 速度的延时补偿

Fig.4 Delay compensation of speed

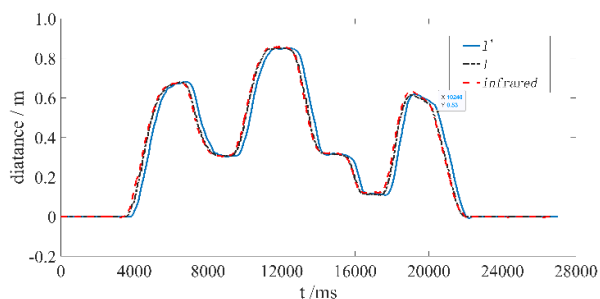


图5 位移的延时补偿

Fig.5 Delay compensation of displacement

以很好地将视觉数据延时补偿到正确的时间点, 这对于实时运动估计是非常有意义的, 可以提高无人机实时室内导航系统的控制稳定性和普适性.

延时补偿还有助于提高无人机的定位精度. 无人飞行器沿着同一个预设矩形的边缘飞行, 实际飞行位置如图6所示. 图6中三组独立实验分别使用了三个不同的数据输入源, raw为使用原始视觉数据进行定位的飞行结果, L1为使用未经延时补偿的融合数据进行定位的飞行结果, L2则为使用了补偿后的融合数据的飞行结果.

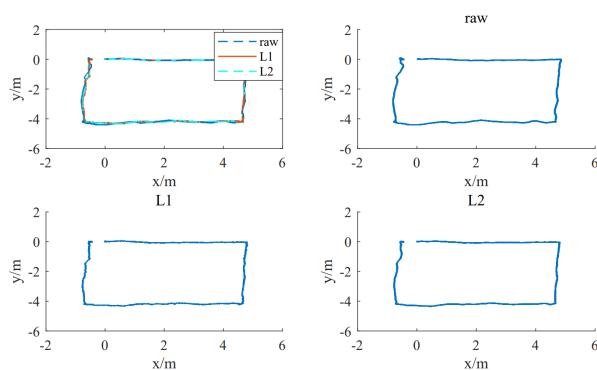
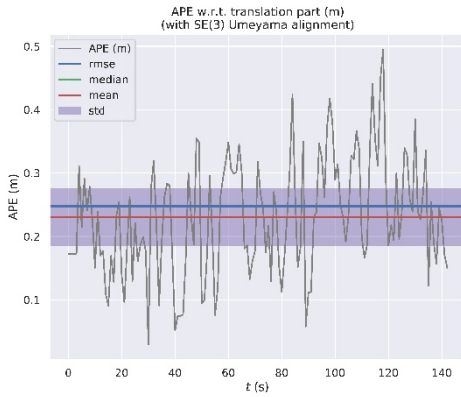


图6 无人机的实际飞行位置

Fig.6 Actual flight position of UAV

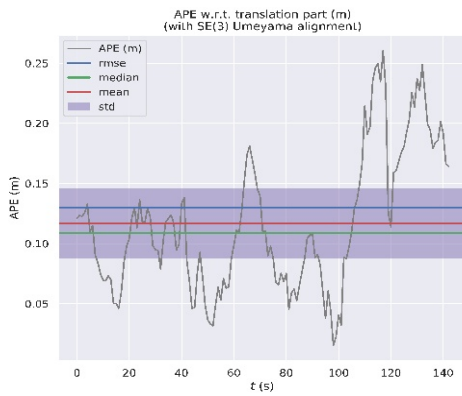
运用软件对三种数据源得到的飞行结果进行APE误差分析, 相对误差表现如图7所示. 图7中各线条按顺序分别表示APE误差、均方根误差、误差

中位数、误差均值和标准偏差.由图可知,使用了补偿后的融合数据的飞行结果相对误差是三组实验中最小的,可以证明补偿后的数据具有更好的定位精度.具体误差数值如表 2 所示.



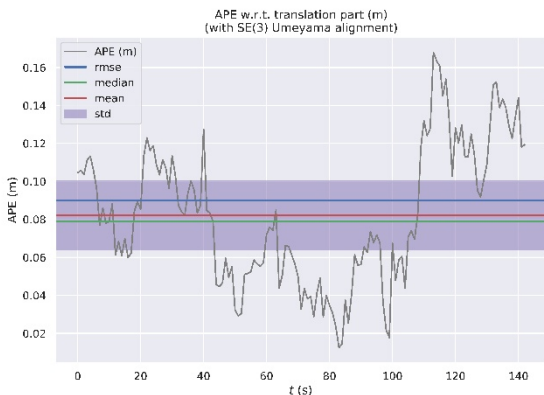
(a)原始视觉数据定位误差

(a) Positioning error of original visual data



(b)未经延时补偿的融合数据定位误差

(b) Location error of fusion data without delay compensation



(c)延时补偿后的融合数据定位误差

(c) Location error of fusion data with delay compensation

图 7 三种数据源输入的定位误差对比

Fig.7 Comparison of positioning errors of three data sources input

表 2 三种数据源输入的定位误差数值

Table 2 Positioning error values of three data sources

Algorithm	Raw visual data	No delay compensation	After delay compensation
Maximum (m)	0.495343	0.260773	0.168021
Mean (m)	0.230612	0.116601	0.082206
Median value (m)	0.230483	0.108639	0.078830
Minimum (m)	0.029500	0.015251	0.012387
Root mean square error (m)	0.247660	0.130003	0.089942
Sum variance (m)	87.709477	48.336335	23.136190
Standard deviation (m)	0.090296	0.057490	0.036494

5 结论

本文提出了一种基于视觉系统延时补偿的无人机实时室内导航方法.首先,通过 ICP 的简化变体估算出 IMU 数据和视觉数据之间的延时.基于该估计的延时,使用加速度信息来补偿视觉估计的速度.然后,对补偿后的速度求积分,进一步融合积分结果和视觉估计的位置,得到补偿后的位置信息.补偿后的速度和位置在精度上有了很大的提高,并且使其与实际的速度和位移保持同步.最后,利用 EKF 将补偿后的视觉数据与 IMU 数据融合,从而使定位性能显著优于原始视觉数据.更重要的是,该方法不仅提高了定位精度,还满足了室内无人机控制的实时性要求.

参 考 文 献

- 1 Sanz R, Garcia P, Pedro C G, et al. Time-delay compensation using inertial measurement sensors for quadrotor control systems. In: Proceedings of International Conference on Information Fusion, 2014
- 2 Paz L M, Tardos J D, Neira J. Divide and conquer: EKF SLAM in $O(n)$. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24 (5): 1107~1120
- 3 Mirzaei F M, Roumeliotis S I. A Kalman filter-based algorithm for IMU-camera calibration. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(5): 1143~1156
- 4 Ghanbari M, Yazdanpanah M J. Delay compensation of tilt sensors based on MEMS accelerometer using data fusion technique. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15 (3): 1959~1966
- 5 Kelly J, Roy N, Sukhatme G S. Determining the time delay between inertial and visual sensor measurements. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 30(6): 1514~1523

- 6 Chaillet A, Bicchi A. Delay compensation in packet-switching networked controlled systems. In: Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control, 2008
- 7 Yang Z F, Shen S J. Monocular visual-inertial state estimation with online initialization and camera-IMU extrinsic calibration. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2017, 14(1):39~51
- 8 Zheng Y J, Dong L, Wang Q L. Multi-rotor UAV attitude calculation based on extended Kalman filter. In: Proceedings of 30th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), 2018
- 9 Gui P F, Tang L Q, Mukhopadhyay S. MEMS based IMU for tilting measurement: Comparison of complementary and kalman filter based data fusion. IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications, 2015
- 10 Li Y J, Quan P, Zhao C H, et al. Scene matching based EKF-SLAM visual navigation. In: Proceedings of China Control Conference, 2012
- 11 Zeng F Y, Zeng W C, Gan Y. ORB-SLAM2 with 6-DOF motion. In: Proceedings of 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), 2018
- 12 Gadamsetty B, Bogosyan S, Gokasan M, et al. Sliding mode and EKF observers for communication delay compensation in bilateral control systems. In IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2010
- 13 Sejong H, Jaehyuck C, Park C G. EKF-based visual inertial navigation using sliding window nonlinear optimization. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(7):2470~2479, 2019

UAV INDOOR REAL-TIME NAVIGATION SYSTEM BASED ON VISUAL DELAY COMPENSATION

Xu Chengyu^{1†} Xu Shaokai²

(1.AVIC Optronics, Luoyang 471000, China)

(2.TP-Link Technologies CO., LTD, Hangzhou 310000, China)

Abstract In UAV vision-assisted inertial navigation system, the image data with uncertain delay cannot meet the synchronization requirements with other sensors in the UAV indoor navigation. Therefore, the distance between the vision sensor and the inertial measurement unit (IMU) is accurately estimated. Relative delay is very important. This paper proposes a method that can effectively estimate the image delay, and compensate the delay of the visual data according. Finally, it is capable to finally use the extended Kalman filter (EKF) to realize the fusion of the IMU data and the visual data to estimate the UAV Real-time pose and speed. The results of software simulation and experimental verification on the UAV platform demonstrate that the method can accurately estimate the time delay and significantly improve the positioning performance of indoor real-time navigation.

Key words UAV vision, image processing, delay compensation, real-time navigation