

8-13-2020

## Design of Multi-Rotor UAVs' Positioning Controller Based on Data Fusion

Qinghe Wang

*Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China;*

Wan Gang

*Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China;*

Xuefeng Cao

*Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China;*

Lixiang Xie

*Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Design of Multi-Rotor UAVs' Positioning Controller Based on Data Fusion

### Abstract

**Abstract:** A dynamical model of multi-rotor UAVs was established, and a positioning controller of multi-rotor UAVs in an indoor environment was designed. *In order to improve the accuracy of positioning, the specific tag was set to provide visual data for the UAV in interior space. Fusing the inertial data and the height data obtained from sensors of the UAV with visual data through the Extended Kalman Filter, and the UAV's position was obtained from the estimation of flight state in real time.* Simulation results show that the error of the UAV's position reduces significantly after fusing the visual data, and the positioning accuracy of the UAV improved a lot, which shows that the controller works well.

### Keywords

dynamical model, visual data, extended kalman filter, data fusion, positioning controller

### Recommended Citation

Wang Qinghe, Wan Gang, Cao Xuefeng, Xie Lixiang. Design of Multi-Rotor UAVs' Positioning Controller Based on Data Fusion[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(10): 2593-2599.

# 基于数据融合的多旋翼无人机定位控制器设计

王庆贺, 万刚, 曹雪峰, 谢理想

(信息工程大学, 郑州 450052)

**摘要:** 建立了多旋翼无人机动力学模型, 并设计了应用于室内环境下的多旋翼无人机定位控制器。为提高定位精度, 在室内设置了特定标签, 从而为无人机提供视觉数据。通过扩展卡尔曼滤波器, 将无人机传感器获得的惯性数据和高度数据与视觉数据进行融合, 再通过飞行状态估计得到无人机实时的飞行位置信息。仿真结果表明, 在融合视觉数据后, 无人机飞行中的位置误差明显减小, 无人机的定位精度获得明显的提高, 说明定位控制器取得了良好的控制效果。

**关键词:** 动力学模型; 视觉数据; 扩展卡尔曼滤波; 数据融合; 定位控制器

中图分类号: TJ391; TJ761.1 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 10-2593-07

## Design of Multi-Rotor UAVs' Positioning Controller Based on Data Fusion

Wang Qinghe, Wan Gang, Cao Xuefeng, Xie Lixiang

(Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China)

**Abstract:** A dynamical model of multi-rotor UAVs was established, and a positioning controller of multi-rotor UAVs in an indoor environment was designed. In order to improve the accuracy of positioning, the specific tag was set to provide visual data for the UAV in interior space. Fusing the inertial data and the height data obtained from sensors of the UAV with visual data through the Extended Kalman Filter, and the UAV's position was obtained from the estimation of flight state in real time. Simulation results show that the error of the UAV's position reduces significantly after fusing the visual data, and the positioning accuracy of the UAV improved a lot, which shows that the controller works well.

**Keywords:** dynamical model; visual data; extended kalman filter; data fusion; positioning controller

## 引言

无人机定位问题是无人机利用自身传感器确定其在惯性坐标系下的位置信息, 即获得其在飞行环境中的位置。目前无人机定位中广泛使用的方法是基于 GPS 的定位方法<sup>[1]</sup>。然而室内条件下 GPS 信号很弱, 难以实现无人机的定位。

清华大学、首尔大学和苏黎世联邦理工学院都

采用过光流传感器实现多旋翼无人机的定位<sup>[2-4]</sup>, 但光流法本身存在位置偏移的问题, 定位效果欠佳。利用惯性测量单元和超声波测距仪可以解决多旋翼无人机室内定位问题, 但只依靠这些传感器进行定位的结果精度较差, 本文通过多个传感器数据的融合来提高无人机定位精度。

本文利用扩展卡尔曼滤波将惯性数据、高度数据和视觉数据融合设计了定位控制器, 最后进行了仿真验证。

## 1 多旋翼无人机动力学模型

多旋翼无人机具有六个自由度, 其飞行控制通道有横滚、俯仰和偏航三个通道。一般的多旋翼动



收稿日期: 2016-05-20 修回日期: 2016-07-11;  
基金项目: 国家自然科学基金(41301428, 4110143);  
作者简介: 王庆贺(1991-), 男, 安徽利辛, 硕士, 研究方向为无人机智能控制与航迹规划; 万刚(1972-), 男, 河北保定, 教授, 研究方向为虚拟地理环境构建和空间认知。

<http://www.china-simulation.com>

• 2593 •

力学模型为<sup>[5]</sup>

$$\begin{cases} m\ddot{x} = (\cos\psi \sin\varphi + \cos\psi \cos\varphi \sin\theta)u_1 \\ m\ddot{y} = (-\cos\psi \sin\varphi + \sin\psi \cos\varphi \sin\theta)u_1 \\ m\ddot{z} = (\cos\varphi \cos\theta)u_1 - mg \\ I_{xx}\ddot{\phi} = u_2 - (I_{zz} - I_{yy})\dot{\theta}\dot{\psi} \\ I_{yy}\ddot{\theta} = u_3 - (I_{xx} - I_{zz})\dot{\phi}\dot{\psi} \\ I_{zz}\ddot{\psi} = u_4 \end{cases} \quad (1)$$

其中： $m$  是无人机的质量； $g$  是重力加速度； $I_{xx}$ ， $I_{yy}$ ， $I_{zz}$  表示转动惯量； $u_1$ ， $u_2$ ， $u_3$ ， $u_4$  是无人机螺旋桨产生的力和力矩的控制参数。

图 1 所示是多旋翼无人机自身坐标系和全球坐标系。左图是全球坐标系，无人机在  $x_w$ ， $y_w$ ， $z_w$  三个方向上的角速度分别为  $\phi$ ， $\theta$ ， $\psi$ 。右图是无人机自身坐标系。无人机自身坐标系以无人机质心为原点，以无人机机头方向为  $x$  轴方向 ( $x_b$  坐标)，向上为  $z$  轴正方向 ( $z_b$  坐标)，按照右手法则确定  $y$  轴方向 ( $y_b$  坐标)。



图 1 全球坐标系和无人机自身坐标系

式(1)所表示的一般多旋翼无人机动力学模型只表示了无人机控制的部分特性，没有体现风力等环境因素对无人机飞行的影响。

在参考式(1)所表示的多旋翼无人机动力学模型基础上，通过控制信号矢量模拟动力学行为。由此得出旋翼无人机在自身坐标系下的动力学模型：

$$\begin{cases} \dot{v}_x = K_1 u_{v_x} - K_2 v_x \\ \dot{v}_y = K_3 u_{v_y} - K_4 v_y \\ \dot{z} = K_5 u_z - K_6 \dot{z} \\ \dot{\psi} = K_7 u_{\psi} - K_8 \dot{\psi} \end{cases} \quad (2)$$

其中： $\mathbf{u}$  是控制信号矢量， $\dot{v}_x$  是多旋翼无人机在  $x_b$  坐标方向上的线性加速度， $\dot{v}_y$  是飞机在  $y_b$  坐标方向上的线性加速度， $\dot{z}$  代表飞机在  $z_w$  坐标方向上的

线性加速度。 $K_1 - K_8$  是比例系数。

公式(2)可以较好地描述多旋翼无人机在进行某项飞行任务时的动力学状态。另外，在实际飞行测试中发现，只要在无人机刷入的固件中已经对  $\theta$  和  $\varphi$  做了补偿，参数  $\dot{z}$  和  $\dot{\psi}$  就可以直接在全球坐标系中表示。这样，公式(2)就变成了

$$\begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} u_{v_x} \\ u_{v_y} \\ u_z \\ u_{\psi} \end{bmatrix} - \mathbf{N} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \dot{z} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} K_1 \cos\psi & -K_3 \sin\psi & 0 & 0 \\ K_1 \sin\psi & K_3 \cos\psi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K_5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_7 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{N} = \begin{bmatrix} K_2 \cos\psi & -K_4 \sin\psi & 0 & 0 \\ K_2 \sin\psi & K_4 \cos\psi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K_6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_8 \end{bmatrix}$$

## 2 飞行状态估计

利用扩卡尔曼滤波方法进行多旋翼无人机飞行状态估计。通过人工设定标签为无人机提供视觉数据，然后通过扩卡尔曼滤波器将惯性数据、高度数据与视觉数据进行融合，不断更新无人机位置。

### 2.1 扩展卡尔曼滤波

状态估计滤波的提出可追溯到 20 世纪 70 年代，基本思想是融合不同测量值来得到最佳的信号估计。在这些滤波当中，卡尔曼滤波(Kalman Filter)被广泛用于移动机器人运动状态估计<sup>[6-7]</sup>当中，基本思想是在信号和噪声的状态空间模型基础上，根据状态变量当前观测值和前一时刻估计值更新状态变量，得出当前的估计值。卡尔曼滤波是一种递归算法，能利用噪声数据估计线性系统的最佳状态。

卡尔曼滤波能够很好地估计线性系统的状态，然而多旋翼无人机飞行状态估计量并非严格的线性关系。为了更好地对飞机飞行状态进行估计，本

文采用扩展卡尔曼滤波法(Extended Kalman Filter, EKF)。相比于卡尔曼滤波法,它能够更好地应用到非线性系统当中。在 EKF 所研究的动力系统的离散态方程和量测方程分别表示为

$$\frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} = f(\mathbf{X}, t) + w(t) \quad (4)$$

$$\mathbf{z}(k) = h(\mathbf{X}(k), k) + v(k) \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{X}(t)$  和  $\mathbf{z}(k)$  为  $k$  时刻系统的状态向量和观测向量。 $w(k)$  和  $v(k)$  是  $k$  时刻的系统噪声和观测噪声。结合(4)(5),根据卡尔曼滤波理论推导出扩展卡尔曼滤波方法的五个基本方程为  
状态预测方程:

$$\bar{\mathbf{X}}_{k+1|k} = \bar{\mathbf{X}}_{k|k} + f_k \Delta t + \mathbf{F}_k f_k \frac{\Delta t^2}{2} \quad (6)$$

预测误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \Phi_k \mathbf{P}_{k|k} \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (7)$$

增益矩阵:

$$\mathbf{K}g_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T [\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1}]^{-1} \quad (8)$$

状态估计方程:

$$\bar{\mathbf{X}}_{k+1|k+1} = \bar{\mathbf{X}}_{k+1|k} + \mathbf{K}g_{k+1} [z(k+1) - h(\bar{\mathbf{X}}_{k+1|k})] \quad (9)$$

滤波误差协方差:

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}g_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}] \mathbf{P}_{k+1|k} [\mathbf{I} - \mathbf{K}g_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}]^T \quad (10)$$

其中:  $\Phi_k$  表示  $k$  到  $k+1$  时刻的状态传递矩阵;  $\mathbf{I}$  代表单位矩阵;  $\mathbf{K}g_{k+1}$  代表增益矩阵;  $\mathbf{H}_{k+1}$ ,  $\mathbf{F}_k$  分别代表非线性向量函数  $h(x)$  和  $f(x)$  的雅克比矩阵。

扩展卡尔曼滤波追踪的兴趣点是多旋翼无人机的质心,它的状态描述为

$$\mathbf{x}_k = [x, y, z, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \dot{\psi}]^T \quad (11)$$

其中:  $x$ ,  $y$ ,  $z$  是质心点在全球参考坐标系中的位置,单位是 m;  $\dot{x}$ ,  $\dot{y}$ ,  $\dot{z}$  是对三个值分别求导的结果,表示无人机在全球参考坐标系上的移动速率,单位是 m/s;  $\psi$  是无人机的偏航角,单位是 rad;  $\dot{\psi}$  是无人机质心点围绕  $z$  轴的转速,单位是 rad/s。这一过程的运动学模型如下,  $t$  是取样时间:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1}, y_{k+1}, z_{k+1}, \psi_{k+1}, \dot{x}_{k+1}, \dot{y}_{k+1}, \dot{z}_{k+1}, \dot{\psi}_{k+1} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x_k + t\dot{x}_k, y_k + t\dot{y}_k, z_k + t\dot{z}_k, \psi_k + t\dot{\psi}_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k, \dot{\psi}_k \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

事实上,式(12)是对连续运动学速率模型的一

种离散化的实现。为尽可能准确地表示速率变化,时间  $t$  应当取得足够小,而 EKF 中速率的方差应当反应一个时间点到另一个时间点可能的改变量。

## 2.2 视觉数据的获取

为设计出更高精度的定位控制器,将多旋翼无人机的惯性数据、高度数据与视觉数据相结合进行实验。首先要获取视觉数据(如图 2 所示),在指定的实验位置处成一定角度贴上一对蓝色的长条形标签,在标签的首尾处用画笔标出红色的区域。利用多旋翼无人机的机载摄像头探测红色区域,得到原始的影像,即为视觉数据。利用 SolvePnP 算法<sup>[8]</sup>来计算摄像头相对于标签的位置,其具体实现参考了文献[9]中在 OpenCV 库中应用的实例。

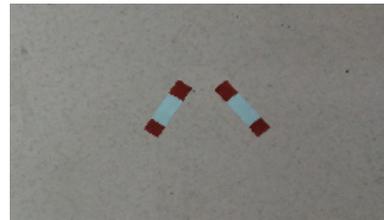


图 2 原始图像

如图 3 所示是利用 EKF 进行滤波后的影像。在该影像中搜寻白色团状区域,如果白色区域比设定好的阈值大,则采用白色区域中心位置的坐标。如此做法进行下去,直到将整个影像区域分析完毕。



图 3 滤波后的图像

实验表明,当多旋翼无人机距离地面标签 4 m 以上时,就不能有效而稳定地获取 4 块白色区域,另外,由于实验获取视觉数据利用的是飞机的前置摄像头,当飞机(机头部分)距离地面点太近时也无法获取有效的影像区域,因此将实验范围设定在距离地面标签 0.5 m~4 m 的距离内。

实验当中,只有当在每张影像上搜寻且仅搜寻到 4 块白色区域时,才认为获得可靠的视觉数据。这时即可利用 EKF 将实验得到的视觉数据即  $x_w$  和  $y_w$  的值与惯性数据、高度数据相结合,从而增加所设计的定位控制器的精确度。

### 2.3 飞行状态估计

在获取有效的视觉数据的基础上,结合实验用无人机的惯性数据和高度数据,即可利用 EKF 进行数据的融合,进而对飞机位置进行估计。

通过数据的融合,提高了无人机定位的精度。这样就能够利用 EKF 对无人机飞行状态进行估计,具体过程如图 4 所示。定义测量矢量和观测模型分别为:

$$z_1 = \begin{bmatrix} z \\ \psi \\ \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z \\ \psi \\ \cos\psi v_x - \sin\psi v_y \\ \sin\psi v_x + \cos\psi v_y \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

基于以上分析,系统已经能够运行卡尔曼滤波算法并通过对速率数据的积分、旋转等操作来估计出无人机的位置。但是这种做法估计出来的无人机位置会随时间而漂移。为此,需要有其他配合卡尔

曼滤波算法的传感器以读取位置。利用无人机机载的摄像头获取地面标签的影像数据,从而为无人机的位置估计提供额外的参考,通过这种方式得到  $x_w$  和  $y_w$ , 这样测量矢量就变成

$$z_2 = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \psi \\ \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z \\ \psi \\ \cos\psi v_x - \sin\psi v_y \\ \sin\psi v_x + \cos\psi v_y \end{bmatrix} \quad (15)$$

此时的观测模型为:

$$H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

实验过程中,当无人机突然无法获得地面标签的有效数据(即视觉数据暂缺)时,基于扩展卡尔曼滤波方法的进程仍可通过速率继续估计无人机的位置,当新的视觉数据出现时,又会立刻对这一进程进行纠正和改进。并且只要在有效的范围内,让无人机连续获取地面标签影像数据即视觉数据,就能够不断地对无人机的位置估计进行纠正,从而提高定位控制器的精度。通过多种数据相融合来估计无人机位置的方法是有效和可靠的。

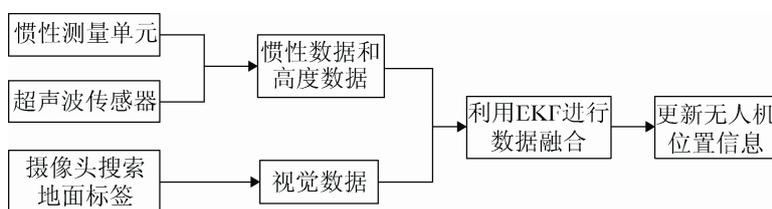


图 4 无人机飞行状态估计过程

### 3 定位控制器

为实现多旋翼无人机在室内条件下的定位,设计如下的一种非线性控制器。该控制器的作用是指导无人机进行位置的控制,使飞机在受到扰动后,

依然能够回到初始位置。无人机的位置、方位用矩阵表示为:

$$\begin{cases} X = [x, y, z, \psi]^T \\ X_t = [x_t, y_t, z_t, \psi_t]^T \end{cases} \quad (17)$$

其中:  $x$ ,  $y$ ,  $z$  和  $\psi$  分别表示无人机的当前位置和方位,  $x_t$ ,  $y_t$ ,  $z_t$  和  $\psi_t$  分别表示控制器控制无人机将要到达的位置和方位。

多旋翼无人机的动力学模型为:

$$\begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} = f_1 \begin{bmatrix} u_{v_x} \\ u_{v_y} \\ u_z \\ u_{\psi} \end{bmatrix} - f_2 \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \dot{z} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (18)$$

为了描述简单, 记作

$$\ddot{\mathbf{X}} = f_1 \mathbf{U} - f_2 \dot{\mathbf{X}} \quad (19)$$

由此提出对无人机的控制率

$$\mathbf{U} = f_1^{-1}(f_2 \dot{\mathbf{X}} + \ddot{\mathbf{X}}_d + k_p \tilde{\mathbf{X}} + k_d \dot{\tilde{\mathbf{X}}}) \quad (20)$$

其中:

$$\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{X}_d - \mathbf{X} = [x_d - x, y_d - y, z_d - z, \psi_d - \psi]^T$$

$$\mathbf{k}_p = \begin{bmatrix} K_{p_x} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & K_{p_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K_{p_z} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{p_\psi} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{k}_d = \begin{bmatrix} K_{d_x} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & K_{d_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K_{d_z} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{d_\psi} \end{bmatrix},$$

由(19)(20)得

$$(\ddot{\mathbf{X}}_d - \ddot{\mathbf{X}}) + \mathbf{k}_p \tilde{\mathbf{X}} + \mathbf{k}_d \dot{\tilde{\mathbf{X}}} = 0 \quad (21)$$

对  $\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{X}_d - \mathbf{X}$  方程的两端分别二阶求导得

$$\ddot{\tilde{\mathbf{X}}} = \ddot{\mathbf{X}}_d - \ddot{\mathbf{X}} \quad (22)$$

利用如下的控制李雅普诺夫候选函数:

$$V(\tilde{\mathbf{X}}, \dot{\tilde{\mathbf{X}}}) = \frac{1}{2} \dot{\tilde{\mathbf{X}}}^T \dot{\tilde{\mathbf{X}}} + \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{X}}^T \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{k}_p \geq 0 \quad (23)$$

对(23)求导, 代入(21)(22), 化简得

$$\dot{V}(\tilde{\mathbf{X}}, \dot{\tilde{\mathbf{X}}}) = -\dot{\tilde{\mathbf{X}}}^T \dot{\tilde{\mathbf{X}}} \mathbf{k}_d \quad (24)$$

只要选择适当的设计参数以及足够小的滤波时间, 就能使得  $\dot{V}(\tilde{\mathbf{X}}, \dot{\tilde{\mathbf{X}}}) \leq 0$ 。当时间趋向于无穷大时,  $\tilde{\mathbf{X}}$  趋于零, 表明该非线性闭环控制系统渐进稳定性良好, 能用于对无人机的定位控制。

## 4 实验和仿真分析

AR.Drone 是一款由法国 Parrot 公司研发的, 基于真实视频游戏概念的小型多旋翼无人机。控制人员可以通过外置设备中的软件对其进行飞行控制操作。其内置的飞行控制单元和紧急情况处理机制保证了其能够平稳、安全地飞行。

AR.Drone 机载传感器分布在机体下方, 包括一个三轴加速度计、一个测偏航角的单轴陀螺仪、一个测横滚角和俯仰角的双轴陀螺仪、一个测高度的超声波定位仪。飞机通过 Wifi 信号与控制中心连接, 有效的作用距离可以达到 50 m 以上。AR.Drone 同时管理着多个线程, 包括 Wifi 通信、视频数据采样、视频数据压缩、图像处理进程、飞行状态估计等。

实验采用的平台是 AR.Drone 四旋翼飞机 2.0 版本。在室内环境下对设计的控制器进行验证, 采用手推的方式对无人机进行干扰, 在飞机稳定后, 计算其位置相对初始位置的偏差。

如图 5 所示, 将 AR.Drone 飞机  $t$  时刻所处的位置和方位表示为  $\mathbf{X}_t = [x_t, y_t, z_t, \psi_t]^T$ 。在不受外界干扰时, AR.Drone 飞机将稳定地悬停在初始位置。



图 5 飞行实验过程图

设定 AR.Drone 飞机悬停在离地板 1.2 m 高度的特定位置, 将飞机最初稳定悬停的位置定义为“家”的位置, 表示为  $\mathbf{X}_t = [0, 0, 1.2, 0]^T$ 。在飞机

稳定在“家”的位置后，几次对其施加推力，使其偏离“家”一定位置，结果每次飞机都会返回到“家”的位置。实际控制过程如图 5 所示。

图 6 是仅利用惯性数据和高度数据等得到的无人机三维坐标和方位变化曲线图，图 7 是融合视觉数据后得到的结果。两次实验中保持无人机受到的扰动基本一致，通过无人机偏离初始位置的最大距离(即图 6 和图 7 中的波峰)来体现。

在 AR.Drone 飞机稳定悬停后开始计时，飞机稳定状态下  $x$ ,  $y$  坐标和方位(相位)均设定为 0,  $z$

坐标设为 1.2 m。

如图 6 所示，在未融合视觉数据时，飞机在大约 26 s 时受到第一次扰动，位置发生偏离，大约 37 s 时刻飞机回复到初始位置，用时 11 s。然后又约在 46 s 时受到第二次扰动，最终大概在第 56 s 时回到初始位置，用时 10 s。

如图 7 所示，当融合视觉数据后，飞机在大约 28 s 时受到第一次扰动，位置发生偏离，约 8 s 后回复到初始位置。接着在大约在 47 s 时刻受到第二次扰动，约 6 s 后回到初始位置。

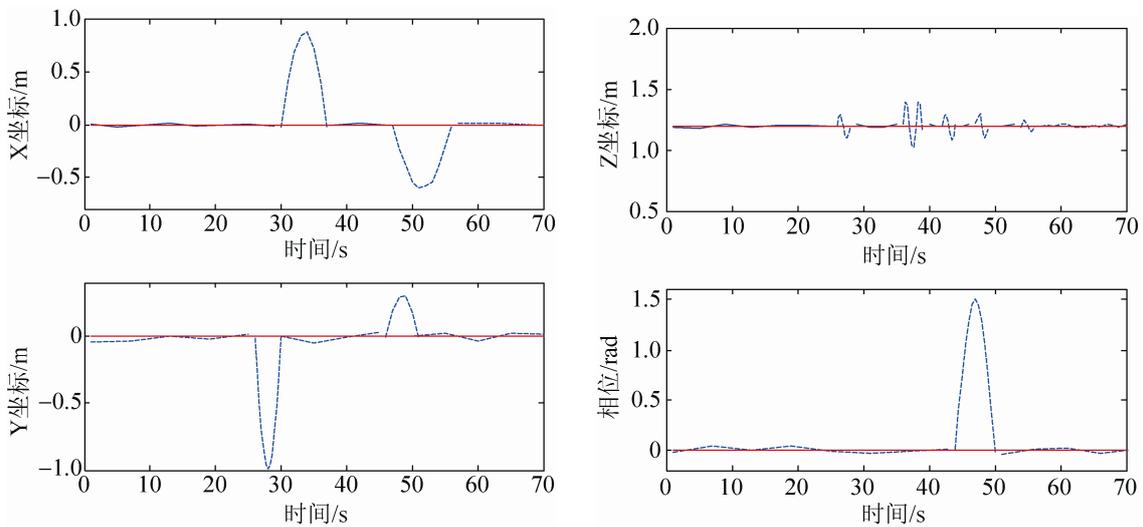


图 6 无人机三维坐标和方位变化曲线(无视觉数据)

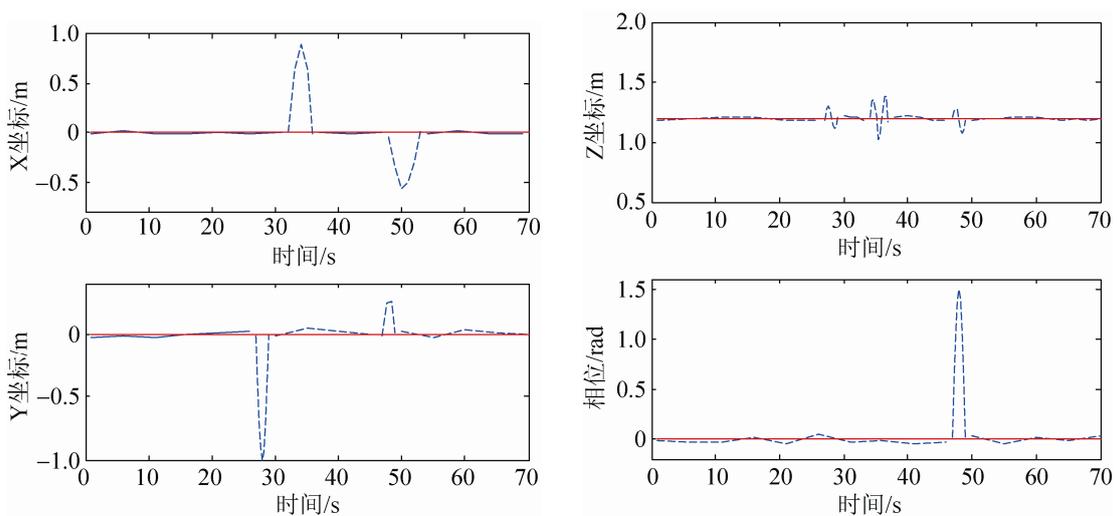


图 7 无人机三维坐标和方位变化曲线(有视觉数据)

对比两次实验结果可知, 融合视觉数据能明显缩短无人机回到初始位置的时间。通过对比图 6 和图 7 中的  $z$  坐标变化情况可知, 融合视觉数据后无人机震颤幅度也有明显的减小, 定位精度有明显的提高, 表明所设计的多旋翼无人机定位控制器取得了良好的控制效果。

## 5 结论

本文以设计应用于多旋翼无人机的定位控制器为目标, 提出了一种基于惯性数据、高度数据和视觉数据相结合的定位方法。在设计过程中利用扩展卡尔曼滤波进行数据融合, 从而得到无人机的实时位置。实验结果证实了无人机确实对初始位置具有“向心力”, 受到扰动后依然能够回到初始位置。相比于惯性数据和高度数据的定位方法, 融合视觉数据以后的定位方法能够更好地将无人机的位置误差控制在合理的范围之内, 从而更加有效地实现多旋翼无人机在室内条件下的导航定位功能。这一结果对于在室内飞行缺少 GPS 等高精度的导航系统的情况下, 具有十分重要的研究价值和意义。

### 参考文献:

[1] Cabecinhas D, Cunha R, Silvestre C. A nonlinear quadrotor trajectory tracking controller with disturbance

- rejection [J]. *Control Engineering Practice* (S0967-0661), 2014, 26(3): 1-10.
- [2] Lim H, Lee H, Kim H J. Onboard flight control of a micro quadrotor using single strapdown optical flow sensor [C]// *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on*. USA: IEEE, 2012: 495-500.
- [3] Bai Y, Liu H, Shi Z, et al. Robust control of quadrotor unmanned air vehicles [C]// *Control Conference*. USA: IEEE, 2012: 4462-4467.
- [4] Meier L, Tanskanen P, Fraundorfer F, et al. PIXHAWK: A system for autonomous flight using onboard computer vision [C]// *IEEE International Conference on Robotics & Automation*. USA: IEEE, 2011: 2992-2997.
- [5] Kim J, Kang M S, Park S. Accurate Modeling and Robust Hovering Control for a Quad-rotor VTOL Aircraft [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems* (S0921-0296 (Print) 1573-0409 (Online)), 2010, 57(1-4): 9-26.
- [6] Thrun, Sebastian, Burgard, Wolfram, Fox, Dieter. *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)* [M]. USA: The MIT Press, 2005.
- [7] 季秀才, 郑志强, 张辉. SLAM 问题中机器人定位误差分析与控制 [J]. *自动化学报*, 2008, 34(3): 323-330.
- [8] Lepetit V, Moreno-Noguer F, Fua P. EPnP: An Accurate O(n) Solution to the PnP Problem [J]. *International Journal of Computer Vision* (S0920-5691 (Print) S1573-1405 (Online)), 2009, 81(2): 155-166.
- [9] Baggio D L, Emami S, Escriv D M, et al. *Mastering OpenCV with practical computer vision projects* [M]. UK: Packt Publishing, 2012: 78-97.