

## 基于卡尔曼滤波的旋翼无人机状态估计

潘建

上海星河湾双语学校 上海

**【摘要】**本文针对旋翼无人机状态估计的关键问题展开研究，提出了一种基于卡尔曼滤波的状态估计方法，并将其应用于无人机的飞行控制和导航系统中。首先，详细介绍了卡尔曼滤波算法的原理和数学模型，并探讨了其在无人机状态估计中的适用性。随后，本文设计并实现了一个基于卡尔曼滤波的旋翼无人机状态估计系统，并通过在真实飞机运行时采集到的传感器数据验证了其性能和有效性。结果表明，基于卡尔曼滤波的状态估计方法能够有效地融合传感器信息，减小传感器噪声和模型误差对状态估计的影响，提高了无人机状态估计的准确性和稳定性。

**【关键词】**旋翼无人机；状态估计；卡尔曼滤波器

**【收稿日期】**2023 年 8 月 6 日 **【出刊日期】**2023 年 9 月 27 日 **【DOI】**10.12208/j.aics.20230029

### State estimation of uav based on kalman filter

Jian Pan

Shanghai Starriver Bilingual School, Shanghai

**【Abstract】** This paper delves into the crucial problem of state estimation for drones and proposes a state estimation method based on the Kalman filter, which is subsequently applied to the flight control and navigation system of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). Initially, a comprehensive introduction to the principles and mathematical model of the Kalman filter algorithm is provided, followed by a discussion of its applicability in UAV state estimation. Subsequently, the design and implementation of a UAV state estimation system based on the Kalman filter are presented, and its performance and effectiveness are verified using sensor data collected during real aircraft operations. The results demonstrate that the Kalman filter-based state estimation method can effectively fuse sensor information, mitigating the impact of sensor noise and model errors on state estimation, thereby significantly improving the accuracy and stability of UAV state estimation.

**【Keywords】** UAV; State Estimation; Kalman Filter

### 1 引言

随着航空技术的迅速发展和无人机应用领域的不断扩大，旋翼无人机作为一种重要的飞行平台，正广泛应用于森林灭火<sup>[1]</sup>、农业植保<sup>[2]</sup>、军事侦察<sup>[3]</sup>、环境监测<sup>[4]</sup>等领域。在无人机飞行过程中，准确地获取无人机的状态信息是实现自主飞行、路径规划以及自主避障<sup>[5]</sup>等关键技术的基础。然而，由于无人机系统的非线性特性、传感器的噪声和不确定性等因素，精确地估计无人机的状态一直是无人机技术研究领域的难点问题之一<sup>[6]</sup>。

无人机的定位方法可大致分为外部定位，机载传感器定位两类。外部定位比较常见的像 GPS 定位，

但它在室内、桥梁下、隧道里定位精度较差<sup>[7]</sup>。另一类外部定位方法是动作捕捉系统<sup>[8]</sup>和多 UWB 锚点定位系统<sup>[9]</sup>。这两种方法可以在 GPS 失效的环境内为无人机提供准确的定位，但是这两种方法都需要固定的基站，所以会对无人机的机动性能和运动范围产生约束。因此，我们需要将目光聚焦在使用机载传感器进行无人机定位上。

无人机使用机载传感器进行定位的方法已经得到了广泛研究，其中使用多传感器融合定位由于其鲁棒性高、定位精度高的特点被广泛研究<sup>[10]</sup>。在多传感器融合定位的方法中，卡尔曼滤波因其高效性和良好的估计性能而备受关注<sup>[11,12]</sup>。卡尔曼滤波算

法结合了无人机状态估计方程和传感器测量值，并通过递归的方式持续地进行状态估计，从而减小由传感器噪声和模型误差引起的估计误差，使得估计结果更加稳定和可靠。

因此，将卡尔曼滤波算法应用于旋翼无人机状态估计，不仅可以提高无人机自主飞行的精确性和鲁棒性，还可以为无人机在复杂环境下的任务执行提供有力的支持。

本论文旨在研究基于卡尔曼滤波的旋翼无人机状态估计方法。首先，我们会简单介绍卡尔曼滤波算法的原理并建立旋翼无人机状态估计方程。随后，我们将会使用从真实旋翼无人机飞行状态下采集到的数据进行融合滤波从而完成对无人机的状态估计，最后，我们对实验结果进行分析和总结，展望未来在无人机状态估计领域的发展方向。

通过本论文的研究，我们期望为无人机状态估计技术的提升和无人机自主飞行系统的优化提供有益的参考，为无人机在更加复杂多变的环境中实现高效、稳定的自主飞行奠定坚实基础。

## 2 卡尔曼滤波器定位算法

### 2.1 卡尔曼滤波器基本原理

卡尔曼滤波器是一种用于状态估计的递归算法，它能够根据系统的动态模型和传感器测量数据，估计出系统的状态并减小由于传感器噪声和模型误差引起的估计误差。

卡尔曼滤波器通常由预测和更新两个步骤组成，在预测部分，首先需要根据系统输入向量 $u_k$ 、状态转移矩阵 $A$ 、输入增益矩阵 $B$ 通过系统状态预测方程进行状态更新，状态更新过程如式（1）所示：

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \quad (1)$$

其中， $\hat{x}_k^- \in R^{n \times 1}$ 代表通过状态预测方程预测得到的状态值， $\hat{x}_{k-1}$ 代表上一时刻估计出的状态值。随后，通过式（2）对预测误差协方差矩阵 $P_k^-$ 进行更新， $Q$ 则表示过程噪声的协方差矩阵。

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (2)$$

在状态更新阶段，首先利用 $P_k^-$ 、测量矩阵 $H$ 以及测量噪声的协方差矩阵 $R$ 计算 $k$ 时刻的卡尔曼增益 $K_k$ ，如式（3）所示：

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (3)$$

在得到卡尔曼增益 $K_k$ 后，对状态值 $\hat{x}_k$ 进行更新，如式（4）所示，从而得到 $k$ 时刻估计得到的状态值。

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (4)$$

最后，更新协方差矩阵。

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (5)$$

### 2.2 基于卡尔曼滤波的状态估计系统

为了估计无人机的状态，我们使用式（6）来表示无人机的状态更新方程，其中：

$X_k = [x_k, y_k, z_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k]^T$ 表示无人机在 $x, y, z$ 三个方向的位置和速度， $u_k = [a_x^k, a_y^k, a_z^k]^T$ 分别代表三个方向的加速度。

$$X_k = AX_{k-1} + Bu_k \quad (6)$$

在当前问题中，输入为IMU中的加速度计信息，根据运动学公式：

$$x = vt + \frac{1}{2}at^2 \quad (7)$$

利用差分思想可以将其表示为：

$$X_k = X_{k-1} + V_{k-1} dt + \frac{1}{2}u_k dt^2 \quad (8)$$

那么状态转移矩阵 $A$ 和输入传递矩阵 $B$ 可以分别表示为式（9）：

在此基础上，整体状态方程可以描述为式（10）：

在使用卡尔曼滤波原理进行状态估计的过程中，需要确定 $R$ 和 $Q$ 这两个协方差参数。对于观测噪声协方差 $R$ ，可以使用观测值的方差进行表示，由于 $x, y, z$ 三个方向的加速度正交，所以可将 $R$ 简化为对角值为对应轴观测值方差的对角阵，即 $R = \sigma_x \oplus \sigma_y \oplus \sigma_z$ 。

而对于过程噪声协方差 $Q$ ，由于输入量为三个方向的加速度，假设不同坐标轴加速度的方差为 $cov_a = \sigma_{a_x} \oplus \sigma_{a_y} \oplus \sigma_{a_z}$ ，根据 $a$ 与各状态量之间的传递关系，可以将传递噪声协方差矩阵 $Q$ 表示为式（11）：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}dt^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}dt^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}dt^2 \\ dt & 0 & 0 \\ 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & dt \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \\ \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \\ \dot{z}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ z_{k-1} \\ \dot{x}_{k-1} \\ \dot{y}_{k-1} \\ \dot{z}_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}dt^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}dt^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}dt^2 \\ dt & 0 & 0 \\ 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & dt \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_x^k \\ a_y^k \\ a_z^k \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}dt^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}dt^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}dt^2 \\ dt & 0 & 0 \\ 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & dt \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{a_x} & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{a_y} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{a_z} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{2}dt^2 & 0 & 0 & dt & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}dt^2 & 0 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}dt^2 & 0 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2}dt^2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

### 3 实验与分析

#### 3.1 硬件系统介绍与数据预处理

为了评估所提出算法的性能，我们构建了一个室内测试平台，如图 1 所示，收集来自惯性测量单元(IMU)和视觉测量出的无人机状态的原始数据。我们选择了 Intel®的 T265 视觉模块，并基于开源的 Pixhawk®固件来控制四旋翼飞行器。在以上平台基础上，我们让四旋翼飞行器进行多次随机轨迹飞行，以生成必要的数据来验证估计方法的有效性。收集到的数据通过机器人操作系统(ROS)中的"rosvbag"工具进行回放，并在 Python®中进行了测试。收集到的传感器信息被储存在表 1 所示的 ROS 消息类型中，其中'/mavros/imu/data'中储存着 IMU 测量得到的加速度信息，'/mavros/vision\_pose/pose'中可以提

取到 T265 测量得到的位置信息，在使用上述信息进行状态融合后，我们会将融合得到的状态值和 '/nokov/pose'中记录的信息进行比较，以此衡量状态估计的精度。

#### 3.2 状态估计结果分析

通过 2.1 中得到数据包，我们进行了 4 组状态估计实验，表 2 展示不同数据包进行实验状态估计的均值误差和 RMSE，而图 2 则用曲线直观展示了 4 组实验的状态估计曲线，其中虚线代表使用动态捕捉系统得到的状态值，在这里我们视作真值与估计出来的状态值进行比较。通过表 2 和图 2 我们可以发现，四组实验里最大均方差为 0.367m，最小值为 0.007m，试验结果表明，通过卡尔曼滤波使用 IMU 和视觉信息可以对无人机的状态进行比较准确的估计。



图 1 Pixracer R15 飞控单元 (左)；Intel T265 视觉传感器 (右)

表 1 采集传感器信息记录包

Bag 名称	ROS 消息类型
	/mavros/imu/data
Mavros .bag	/mavros/local_position/velocity_local
	/mavros/vision_pose/pose
Vicon.bag	/nokov/pose

表 2 状态估计均值误差

均值误差/m	x	y	z
实验 1	0.007	0.023	0.166
实验 2	0.240	0.285	0.035
实验 3	0.155	0.054	0.256
实验 4	0.133	0.367	0.100

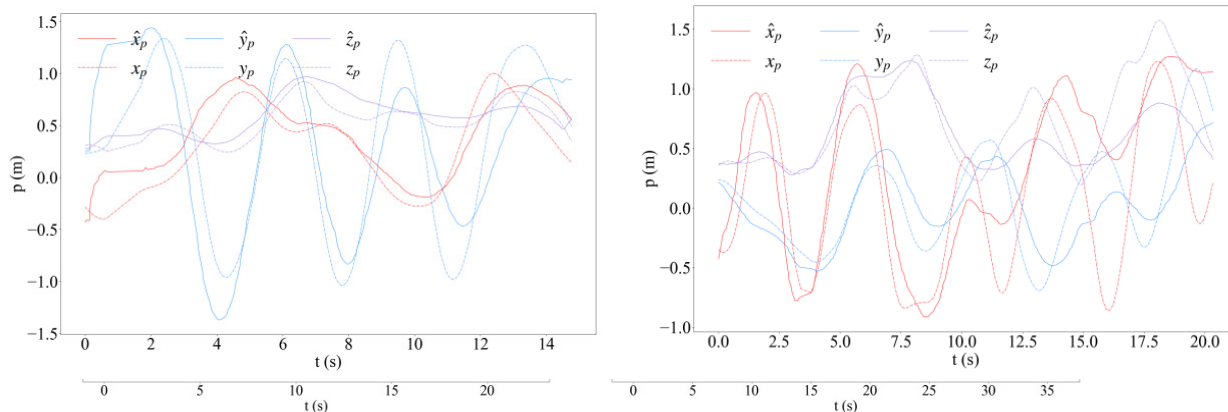


图 2 状态估计曲线

#### 4 结论

本文采用基于卡尔曼滤波的状态估计方法，成功地解决了旋翼无人机状态估计中的关键问题，并应用于无人机的飞行控制和导航系统中。通过介绍卡尔曼滤波算法的原理，我们说明了该方法在提高无人机状态估计准确性和稳定性方面的有效性。实验结果表明，基于卡尔曼滤波的状态估计方法能够有效地融合传感器信息，减小传感器噪声和模型误差对状态估计的影响，从而显著提高了无人机状态估计的精确性和可靠性。这为无人机在不同飞行场景下表现出高效、稳定的自主飞行能力提供了坚实基础，为实现无人机的自主导航、路径规划和自主避障等关键功能提供了强有力的技术支持。未来的研究可以进一步优化算法参数，引入其他传感器信息或采用更高级的状态估计方法，以进一步提高无人机状态估计的性能。综上所述，本文所提出的基

于卡尔曼滤波的旋翼无人机状态估计方法具有广阔的应用前景和研究价值。随着无人机技术的不断发展，该方法将为无人机系统的智能化、自主化提供有力支撑，推动无人机在各个领域的广泛应用和深入发展。

#### 参考文献

- [1] 杨飞.无人机在高原森林灭火中的应用[J].今日消防,2023,8(06):20-23.
- [2] 王玉玲.小麦病虫害防治中植保无人机的应用[J].种子科技,2023,41(08):114-116+120.
- [3] 杨帅,程红,李婷等.无人机侦察图像目标定位在军事上的应用研究[J].红外技术,2016,38(06):467-471.
- [4] 萧浩鹏,彭海宇,黄华等.无人机技术在环境监测中的应用分析[J].科技资讯,2021,19(32):57-58+144.

- [5] 冯兰新,孙庆森,刘加国等.基于差分定位的室内无人机自主避障导航技术[J].机械设计与制造工程,2023,52(06):83-86.
- [6] 张奕恺. GPS 拒止环境下基于多传感器融合的无人机定位技术[D].天津大学,2020.
- [7] 鲁军,魏峰,郝永平等.基于 GPS 定位的旋翼无人机追踪系统应用研究[J].自动化与仪表,2022,37(12):18-23.
- [8] 王涵,连家斌.NOKOV 红外光学动作捕捉系统精度测试[J].现代信息科技,2021,5(15):113-115+118.
- [9] 李方友. 基于超宽带技术的无人机室内定位系统设计与实现[D].南昌大学,2022.
- [10] 董帅. 基于多传感器融合的室内移动机器人定位技术研究[D].苏州大学,2022.
- [11] 王文丽,何博.基于扩展卡尔曼滤波器的无人机状态估计[J].现代信息科技,2022,6(04):118-122.
- [12] 李斌飞;崔世钢;施国英;祖林禄;. 基于无迹卡尔曼滤波的农用无人机定位研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(9): 156-161.

**版权声明:** ©2023 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。  
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



**OPEN ACCESS**