

# 信号干扰场景中无人机数据融合建模仿真

郭昊宇 贾慈力 李永平 潘陈城 沈龙

(上海工程技术大学航空运输学院 上海 201620)

**摘要:** 针对四旋翼无人机在信号干扰环境下姿态与位置估计不准的问题,提出一种基于自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)的多传感器数据融合方法。该方法通过融合GPS和IMU数据,并实时调整噪声协方差矩阵,以提高状态估计的稳定性和鲁棒性。通过建立无人机动力学模型与传感器观测模型,推导了AEKF算法流程,并基于MATLAB平台搭建仿真系统。在不同GPS信号干扰条件下,对比EKF、UKF与AEKF算法的估计误差与收敛速度。结果表明:在GPS丢失10s的干扰段内,AEKF的位置均方根误差(RMSE)较EKF降低29.8%(由0.57m降至0.40m),较UKF降低20.0%(由0.50m降至0.40m),验证了AEKF在抗干扰能力与误差收敛性上的优势。本研究为无人机在复杂低空空域下的精准定位与稳定控制提供技术支持。

**关键词:** 四旋翼无人机;信号干扰;GPS;IMU;数据融合;AEKF

**中图分类号:** TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Modeling and simulation of UAV data fusion in signal interference scenario

Guo Haoyu Jia Cili Li Yongping Pan Chencheng Shen Long

(School of Air Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of inaccurate attitude and position estimation of quadrotor unmanned aerial vehicles (UAVs) in signal interference environments, a multi-sensor data fusion method based on adaptive extended Kalman filter (AEKF) is proposed. This method fuses GPS and IMU data and adjusts the noise covariance matrix in real time to improve the stability and robustness of state estimation. By establishing the UAV dynamics model and sensor observation model, the AEKF algorithm process is derived, and a simulation system is built on the MATLAB platform. Under different GPS signal interference conditions, the estimation errors and convergence speeds of EKF, UKF, and AEKF algorithms are compared. The results show that within the 10-second interference period of GPS loss, the position root mean square error (RMSE) of AEKF is reduced by 29.8% compared to EKF (from 0.57 m to 0.40 m) and by 20% compared to UKF (from 0.50 m to 0.40 m), verifying the advantages of AEKF in anti-interference ability and error convergence. This research provides technical support for the precise positioning and stable control of UAVs in complex low-altitude airspace.

**Keywords:** quadrotor UAV; signal interference; GPS; IMU; data fusion; AEKF

## 0 引言

四旋翼无人机作为一种具有高度机动性和灵活性的飞行器,近年来在多个领域得到了广泛的应用。随着四旋翼无人机的发展,无人机在精准农业、灾害监测、城市物流和航拍测绘等领域的应用逐渐增多<sup>[1]</sup>,然而,随着应用场景的复杂化,信号干扰问题成为影响无人机性能的关键挑战<sup>[2]</sup>。这对无人机的精确定位和稳定飞行提出了严峻考验。例如在城市楼群环境中,高层建筑反射的GPS信号极易引起多路径效应,造成位置信息的失真和漂移<sup>[3]</sup>。在一些山地或

森林等复杂地形中,地形遮挡使得无人机难以接收到足够的卫星信号,甚至完全丢失定位功能。在农业应用中,低空飞行的无人机可能因GPS信号丢失无法精确导航,从而影响喷洒作业覆盖范围和均匀性<sup>[4]</sup>。此外,无人机在某些特定的环境下,GPS可能受到干扰设备的主动屏蔽或欺骗攻击(如伪装信号),此时,无人机无法获取真实位置信息,可能偏离航线或进入危险区域<sup>[5]</sup>,影响飞行的安全性。

相比之下,惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)能够通过陀螺仪和加速度计测量无人机的角速度和加速度,提供高频率的姿态和运动信息。然而,IMU也存

在累积误差问题(如陀螺仪漂移),其测量结果在长时间运行或剧烈振动时可能偏离真实值<sup>[6]</sup>,尤其在 GPS 信号失效后,IMU 成为主要的数据来源,其精度对无人机的飞行稳定性至关重要。在这种情况下,如何有效融合 GPS 与 IMU 数据,并通过算法补偿传感器数据缺陷,是解决无人机信号干扰问题的关键。

目前,无人机信号干扰问题已成为学术界和工业界关注的焦点<sup>[7]</sup>。南京航空航天大学桑标等<sup>[8]</sup>针对 GPS 信号丢失导致组合导航算法精度降低甚至发散的得问题,开展了一种高效的自适应平滑切换融合算法研究。在 GPS 信号正常情况下,采用基于 GPS 量测的高阶组合导航算法估计姿态信息;在 GPS 信号丢失时,停止高阶滤波算法并切换为基于四元数的低阶姿态估计算法;当 GPS 信号恢复后,将低阶姿态估计算法的估计值作为高阶滤波算法初值,实现姿态估计算法的平滑切换。仿真结果和试飞试验表明,该切换策略具有较好的估计精度和可实现性,有效地提高了有、无 GPS 信号情况下无人机的姿态估计精度。自适应平滑切换算法虽在单次 GPS 中断场景下表现优异,但在 GPS 信号频繁切换时,算法需反复初始化高阶滤波器,每次初始化引入约 0.1 s 的收敛延时,导致姿态输出滞后。文献仅测试单次长时 GPS 中断(450 s 断开→750 s 恢复),未验证短周期高频切换场景,但在机体持续机动(如物流无人机避障)时,低阶滤波器的固有误差可能因频繁切换被多次放大。中国民航大学杨永刚等<sup>[9]</sup>针对四旋翼无人机在野外工作受风干扰的问题,提出了风场干扰下的飞行控制方法。通过受力分析,建立了非线性数学模型,并设计了反步法控制器,实现了位置和姿态控制。利用 Matlab/Simulink 进行仿真分析,验证了控制策略的有效性。航空工业西安飞行自动控制研究所吴云燕等<sup>[10]</sup>提出了基于自适应无迹卡尔曼滤波(adaptive unscented kalman filter, AUKF)的气流角融合方法,通过惯导系统和飞行器动力学模型信息构建滤波模型,同时将自适应滤波思想应用于无迹卡尔曼滤波器,利用观测残差序列构建卡方检验和自适应渐消矩阵,实现了动态飞行、故障情况下气流角的高精度输出。但对高阶非线性系统文章仿真显示单步耗时 0.17 ms,较扩展卡尔曼滤波(extended kalman filter, EKF)(0.11 ms)增加 54.5%,难以满足高速无人机的实时控制需求。且无迹变换(unscented transform, UT)对高阶导数(如高超声速飞行气动耦合)的近似能力有限。

一些研究尝试通过多传感器融合算法增强无人机在复杂环境中的导航能力<sup>[11]</sup>。其中 EKF 因其在动态系统中表现出的高鲁棒性和高精度,成为一种主流解决方案<sup>[12]</sup>。

$$\mathbf{R}_b^e = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & \cos\psi\sin\theta\sin\phi - \sin\psi\cos\phi & \cos\psi\sin\theta\cos\phi + \sin\psi\sin\phi \\ \cos\theta\sin\psi & \sin\psi\sin\theta\sin\phi + \cos\psi\cos\phi & \sin\psi\sin\theta\cos\phi - \cos\psi\sin\phi \\ -\sin\theta & \sin\phi\cos\theta & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix}$$

四元数法以坐标向量的形式表示机体坐标系,把两个坐标系之间的变换转换为空间向量的变换<sup>[17]</sup>,通过将两个

EKF 通过预测和更新机制,将不同频率和特性的传感器数据结合起来,在干扰场景下仍能保持较高的估计精度。

针对复杂环境下易受 GPS 信号干扰与 IMU 漂移影响的问题,本文在 EKF 算法基础上,提出了一种面向信号干扰场景的自适应 GPS/IMU 数据融合方法。通过建立四旋翼无人机动力学模型与观测模型,并基于 MATLAB 搭建多种干扰环境的仿真平台,对所提方法的状态估计精度与鲁棒性进行了系统评估。仿真结果表明,该方法能有效提升系统对信号异常的适应能力,为无人机在农业、物流、灾害救援等典型应用场景中的稳定飞行提供理论依据与技术支撑。

## 1 四旋翼无人机动力学与传感器建模

### 1.1 运动学模型建立

#### 1) 坐标转换

四旋翼无人机的空气动力学特性较为复杂,容易受到温度、结构形变和风速等外界因素的影响<sup>[13]</sup>。为了简化建模过程,本文作出以下假设:

(1)假设无人机为理想刚体,其质量在整个飞行过程中保持不变;

(2)无人机为面对称布局,其几何形状和内部质量分布均满足完全对称性;

(3)无人机仅受重力作用和旋翼产生的升力,忽略其他外部干扰力;

(4)假设地球为平面,忽略地球曲率的影响,且重力加速度在飞行高度范围内为恒定值<sup>[14]</sup>。

以上假设旨在排除复杂环境干扰的影响,从而简化数学建模过程,为后续的控制算法设计和分析提供理论基础。

四旋翼无人机坐标系与受力示意图如图 1 所示,四旋翼无人机模型是基于地面坐标系和机体坐标系建立,以北东地坐标系作为导航坐标系,北方位方向为 X 轴,东方位方向为 Y 轴,Z 轴垂直向下无人机机体坐标系与机体固连,其中取机体质心为原点,机头方向为 X 轴,Z 轴垂直与 X 轴向下,两个坐标系均满足右手法则。机体绕机体坐标系 X 轴、Y 轴和 Z 轴顺时针转动的角度大小分别为横滚角、俯仰角和偏航角,分别用  $\phi, \theta, \psi$  表示<sup>[15]</sup>。

机体坐标向地面坐标的转换可以用欧拉角和四元数表示。两者可通过姿态矩阵进行转换。

假设机体坐标系  $b$  相对于地面坐标系  $e$  运动的方位可以依次绕地面坐标系  $Z \rightarrow Y \rightarrow X$  旋转轴转动三次来确定,

$$\text{关系为 } \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} = \mathbf{R}_b^e \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ z_e \end{bmatrix}, \text{ 其中转换矩阵为 } [16]:$$

(1)

坐标系之间的变换转换为向量运算,从而简化计算并降低运算量。四元数由 1 个实部和 3 个虚部组成,分别对应于

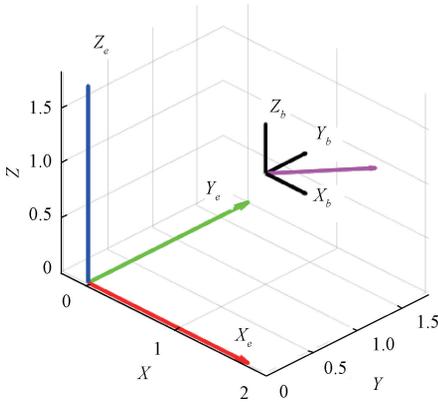


图1 四旋翼无人机坐标系与受力示意图

Fig.1 Schematic diagram of the coordinate system and forces acting on the quadrotor UAV

三维空间中的  $x, y, z$  轴。四元数一般表示为:

$$\mathbf{q} \triangleq (q_0 \quad \mathbf{q}_v)^T = (q_0 \quad q_1 \quad q_2 \quad q_3)^T \quad (2)$$

其中,  $q_0$  为标量部分,  $\mathbf{q}_v = (q_1 \quad q_2 \quad q_3)$  是向量部分,且满足归一化约束<sup>[18]</sup>:

$$\mathbf{q}^T \mathbf{q} = q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1 \quad (3)$$

由四元数表示的坐标旋转矩阵为:

$$\mathbf{R}_b^e =$$

$$\begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

## 2) 无人机动力学模型建立

由地面坐标系和机体坐标可以得出四旋翼无人机的6个自由度为  $(x, y, z, \phi, \theta, \psi)$ , 其中  $x, y, z$  分别为四旋翼无人机相对与地面坐标系的位置,  $\phi, \theta, \psi$  为机体坐标系与地面坐标系的夹角, 分别为滚转角、俯仰角、偏航角<sup>[19]</sup>。

四旋翼无人机在飞行过程中, 主要由4个旋翼提供升力, 在飞行过程中受到重力和阻力的作用<sup>[20]</sup>。基于牛顿第二定律  $F = am$  可以得出无人机的受力情况为:

$$m\ddot{\mathbf{r}} = \mathbf{F}_b \quad (5)$$

式中:  $m$  为无人机的质量,  $\mathbf{r} = (x \quad y \quad z)^T$  为无人机在地面坐标系的位置,  $\mathbf{F}_b$  为无人机受到的总力, 包括重力和旋翼产生的升力和其他扰动<sup>[21]</sup>。

无人机在地面坐标系中的运动可以表示为:

$$\ddot{\mathbf{r}} = \frac{1}{m} \mathbf{R}_b^e \mathbf{F}_b - \mathbf{g} \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{R}_b^e$  为旋转矩阵,  $\mathbf{g} = (0 \quad 0 \quad g)^T$  为重力加速度。

将式(1)代入得到此时的线性方程为:

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{U_1}{m} (\sin\phi \sin\theta \cos\psi + \cos\phi \sin\theta \cos\psi) \\ \ddot{y} = \frac{-U_1}{m} (\cos\phi \sin\theta \sin\psi - \sin\phi \sin\theta \cos\psi) \\ \ddot{z} = \frac{U_1}{m} \cos\theta \cos\psi - g \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $U_1$  为四旋翼无人机的总升力。

## 1.2 状态方程建立

无人机在实际飞行中, 需要实时估计其状态变量, 以实现精确的飞行控制和导航<sup>[22]</sup>。状态变量通常包括位置、速度和姿态等信息, 这些变量描述了无人机在空间中的运动状态。为便于分析和建模, 通常采用六自由度模型来描述无人机的运动行为, 同时结合动力学模型和传感器数据, 建立状态方程。

定义无人机的状态变量为:

$$\mathbf{x} = (x \quad y \quad z \quad v_x \quad v_y \quad v_z)^T \quad (8)$$

其中,  $x, y, z$  为无人机在惯性坐标系中的位置;  $v_x, v_y, v_z$  为无人机在惯性坐标系中的速度。

这些状态变量既受无人机动力学特性影响, 也受到外部环境的干扰, 如风速、重力以及信号噪声等。

在实际应用中, 由于四旋翼无人机是高度非线性系统, 容易受到空气阻力、风、重力等非线性因素的影响, 因此无人机的控制和状态估计通常通过离散时间系统来实现。将连续模型离散化, 得到离散状态转移方程:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵, 用来描述位置和速度之间的关系:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \Delta t \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$\mathbf{B}$  为输入影响矩阵:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \Delta t^2 \cdot \mathbf{I}_3 \\ \Delta t \cdot \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$\mathbf{u}_k = (a_x \quad a_y \quad a_z)^T$  为加速度输入;

$\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q})$  为过程噪声, 用于模拟外界干扰, 假设为零均值高斯分布, 协方差为  $\mathbf{Q}$ 。

状态更新方程:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} x_{k-1} + v_{x_{k-1}} \Delta t + \frac{1}{2} a_{x_{k-1}} \Delta t^2 \\ y_{k-1} + v_{y_{k-1}} \Delta t + \frac{1}{2} a_{y_{k-1}} \Delta t^2 \\ y_{k-1} + v_{y_{k-1}} \Delta t + \frac{1}{2} a_{y_{k-1}} \Delta t^2 \\ v_{x_{k-1}} + a_{x_{k-1}} \Delta t \\ v_{y_{k-1}} + a_{y_{k-1}} \Delta t \\ v_{z_{k-1}} + a_{z_{k-1}} \Delta t \end{bmatrix} \quad (12)$$

## 1.3 量测方程建立

量测方程描述系统的观测行为, 它定义了系统的观测与系统状态之间的关系<sup>[23]</sup>。量测方程通常采用测量方程来表示, 它可以通过传感器或其他观测设备来确定。量测方程通常用矩阵形式表示, 其中包括观测矩阵和噪声矩阵。具体形式为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (13)$$

其中,  $\mathbf{H}$  为观测矩阵, 定义传感器数据与状态变量之间的映射;  $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R})$  为测量噪声, 用于模拟测量时产生的干扰, 假设为零均值高斯分布, 协方差为  $\mathbf{R}$ 。

GPS 观测方程:

由于 GPS 传感器直接测量无人机的位置信息, 因此观测方程为:

$$\mathbf{z}_{GPS,k} = \mathbf{H}_{GPS}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{GPS,k} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{H}_{GPS} = (\mathbf{I}_3 \quad \mathbf{0}_3)$  映射无人机状态变量中的位置分量;  $\mathbf{v}_{GPS,k}$  为 GPS 传感器的测量噪声。

具体展开形式为:

$$\begin{bmatrix} x_{GPS,k} \\ y_{GPS,k} \\ z_{GPS,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \\ v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{x_{GPS}} \\ v_{y_{GPS}} \\ v_{z_{GPS}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

IMU 观测矩阵:

IMU 传感器测量无人机在机体坐标系中的加速度信息, 加速度的观测方程为:

$$\mathbf{z}_{IMU,k} = \mathbf{H}_{IMU}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{IMU,k} \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{H}_{IMU} = (\mathbf{0}_3 \quad \mathbf{I}_3)$ , 映射状态变量中的速度分量;  $\mathbf{v}_{IMU,k}$  为 IMU 测量噪声。

具体展开形式为:

$$\begin{bmatrix} a_{x,k} \\ a_{y,k} \\ a_{z,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \\ v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{a_x} \\ v_{a_y} \\ v_{a_z} \end{bmatrix} \quad (17)$$

由于 IMU 传感器无法区分因重力引起的加速度和无人机实际的线性加速度。如果直接使用原始数据来估算无人机的运动状态, 结果会因为重力的存在而偏离真实值。所以需要通过对原始数据中减去重力分量  $g$ , 进行重力补偿, 从而获得无人机的真实线性加速度。经过重力补偿后的加速度为:

$$a_{IMU,k} = a_{raw,k} - g \quad (18)$$

其中,  $a_{raw,k}$  是 IMU 传感器直接测量的原始加速度值, 主要包含无人机受到的线性加速度(由无人机本身的运动产生)和重力加速度  $g$  对传感器的影响(始终朝向地心的加速度, 大小约为  $9.8 \text{ m/s}^2$ )。

#### 1.4 干扰与噪声建模

GPS 信号是通过卫星发射电磁波信号, 主要包含位置、速度和时间信息。在接收端(无人机上), GPS 接收器通过解码这些信号来估计无人机的位置和速度。在实际飞行中, GPS 信号在传播过程中可能会经过地面、建筑物或其他物体反射, 导致信号路径不止一条。接收器可能会

接收到多个不同路径的信号, 导致位置估计误差, 产生多路径效应。在一些复杂环境下, GPS 信号也有可能被建筑物、树木或其他障碍物所遮挡, 导致信号强度降低甚至丢失。此外, GPS 也有可能受到其他无线电信号的干扰、自身硬件产生的噪声影响。这些噪声通常可以建模为高斯白噪声, 符合高斯分布, 协方差为  $\mathbf{R}$ 。

IMU 通常包括加速度计和陀螺仪, 用于测量无人机的加速度和角速度, 在实际运行中, 其测量精度受多种噪声的影响。陀螺仪虽然对瞬时噪声的干扰不敏感, 但其输出存在零偏漂移, 导致经过时间积分后的姿态角误差不断累积; 加速度计能够直接测量线性加速度, 不存在漂移问题, 但对高频振动特别敏感, 这种环境振动噪声会严重影响测量结果的稳定性和准确性, 从而对姿态估计造成干扰。可将 IMU 的噪声建模为高斯噪声, 其协方差为  $\mathbf{R}_{IMU}$ 。

## 2 EKF 数据融合算法

EKF 算法是一种用于非线性系统状态估计的递推滤波方法, 通过线性化系统方程, 将标准卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)推广到非线性系统。EKF 主要包括预测步骤(prediction)和更新步骤(update), 在不同时间步长对无人机的状态进行估计。在本研究中, EKF 用于融合 GPS 和 IMU 传感器数据, 提高四旋翼无人机在信号干扰环境下的姿态和位置估计精度。

### 2.1 预测步骤

无人机状态转移方程:

定义无人机的状态向量为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = (x_k \quad y_k \quad z_k \quad v_{x_k} \quad v_{y_k} \quad v_{z_k})^T \quad (19)$$

预测状态:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-} = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (20)$$

预测误差协方差矩阵:

$$\hat{\mathbf{P}}_{k-} = \mathbf{A}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (21)$$

### 2.2 更新步骤

1) GPS 可用时

计算测量残差:

$$\mathbf{y}_{GPS} = \mathbf{z}_{GPS} - \mathbf{H}_{GPS}\hat{\mathbf{x}}_{k-} \quad (22)$$

计算测量残差协方差:

$$\mathbf{S} = \mathbf{H}_{GPS}\hat{\mathbf{P}}_{k-}\mathbf{H}_{GPS}^T + \mathbf{R}_{GPS} \quad (23)$$

计算测量更新:

$$\mathbf{K}_k = \frac{\hat{\mathbf{P}}_{k-}\mathbf{H}_{GPS}^T}{\mathbf{S}} \quad (24)$$

修正后状态估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k-} + \mathbf{K}_k\mathbf{y}_{GPS} \quad (25)$$

更新后误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_{GPS})\hat{\mathbf{P}}_{k-} \quad (26)$$

2) GPS 丢失时

计算测量残差:

$$\mathbf{y}_{IMU} = \mathbf{z}_{IMU} - \mathbf{H}_{IMU} \hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (27)$$

计算测量残差协方差:

$$\mathbf{S} = \mathbf{H}_{IMU} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_{IMU}^T + \mathbf{R}_{IMU} \quad (28)$$

计算测量更新:

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_{IMU}^T}{\mathbf{S}} \quad (29)$$

修正后状态估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \mathbf{y}_{IMU} \quad (30)$$

更新后误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_{IMU}) \mathbf{P}_k^- \quad (31)$$

### 2.3 EKF的改进优化

虽然 EKF 适用于非线性系统的状态估计,但在 GPS 信号丢失或测量误差较大时,标准 EKF 可能无法提供足够的精度。因此,本文提出了自适应扩展卡尔曼滤波(adaptive extended Kalman filter, AEKF)。

标准 EKF 采用固定的过程噪声协方差  $\mathbf{Q}$  和测量噪声协方差  $\mathbf{R}$ ,但在不同环境下 GPS 和 IMU 误差可能发生变化,AEKF 通过实时调整  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$  来提高滤波的稳定性。

自适应噪声调整公式:

$$\mathbf{R}_k = \alpha \mathbf{R}_{k-1} + (1 - \alpha)(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k)(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k)^T \quad (32)$$

其中,  $\alpha$  是平滑因子,通常取 0.9~0.99,用于平滑测量噪声。

## 3 仿真分析

### 3.1 仿真设置

为了验证四旋翼无人机在信号干扰场景下,AEKF 数据融合的有效性,本文以四旋翼无人机为研究对象,在主机为 2.3 GHz 的 AMD R7 3750 H 处理器的计算机上使用 MATLAB R2023b 进行仿真,设定无人机质量为 1.2 kg,采样周期为:  $\Delta t = 0.1$  s,总飞行时长为 60 s,飞行轨迹受重力加速度及小幅振荡扰动共同作用。设定 GPS 噪声标准差为:  $\sigma_{GPS} = 1.5$  m, IMU 加速度噪声标准差为:  $\sigma_{IMU} = 0.2$  m/s<sup>2</sup>。

设定模拟四旋翼无人机在 20~30 s 时, GPS 信号完全丢失,仅依赖 IMU 进行定位估计,其余时间加入高斯噪声。IMU 包含时变零偏漂移,模拟实际传感器误差。当 GPS 信号丢失(20~30 s)时,依赖 IMU 进行更新。

### 3.2 算法实现

AEKF 算法流程如图 2 所示。首先输入初始状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_0$ 、误差协方差  $\mathbf{P}_0$ 、噪声协方差  $\mathbf{Q}_0$  和  $\mathbf{R}_0$ 。在预测阶段,通过状态方程估计无人机的位姿;在更新阶段,根据 GPS/IMU 利用当前残差  $\bar{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k^-$  可用性动态调整噪声方差矩阵  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$ 。对测量可用性进行判断,若 GPS 信号可用,执行完整更新步骤;若 GPS 丢失,仅依赖 IMU 预测值,跳过测量更新。通过计算卡尔曼增益  $\mathbf{K}_k$ ,融合预测值与测量值,更新状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_k$  和协方差  $\mathbf{P}_k$ 。

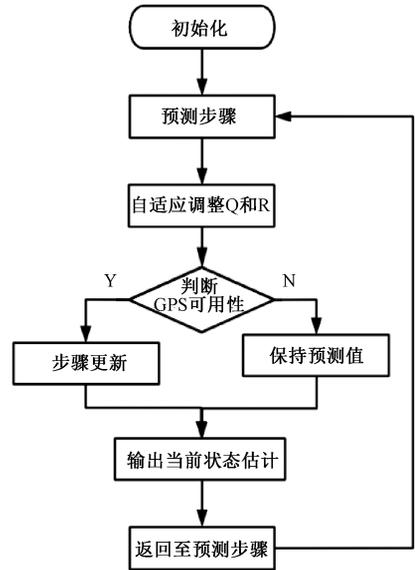
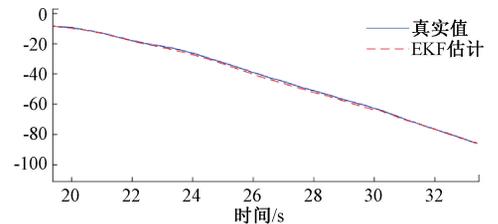


图2 AEKF算法流程图

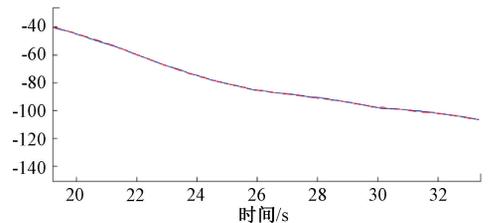
Fig. 2 Flowchart of the AEKF algorithm

### 3.3 结果分析对比

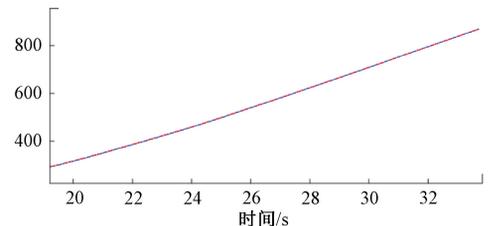
首先使用 EKF 对数据进行融合仿真结果,三轴数据融合估计仿真结果如图 3 所示。三维轨迹与误差热力图如图 4 所示。图 5 为位置误差随时间变化曲线,其中 20~30 s 时 GPS 信号丢失。



(a) X轴位置估计-EKF  
(a) X-axis estimation-EKF



(b) Y轴位置估计-EKF  
(b) Y-axis estimation-EKF



(c) Z轴位置估计-EKF  
(c) Z-axis estimation-EKF

图3 EKF数据融合

Fig. 3 EKF data fusion

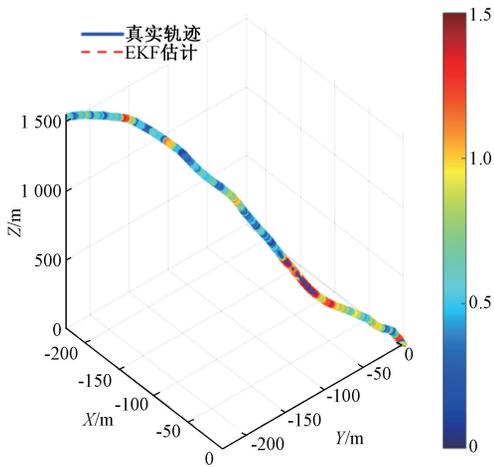


图 4 EKF 三维轨迹与误差热力图

Fig. 4 3D trajectory and error heatmap of EKF

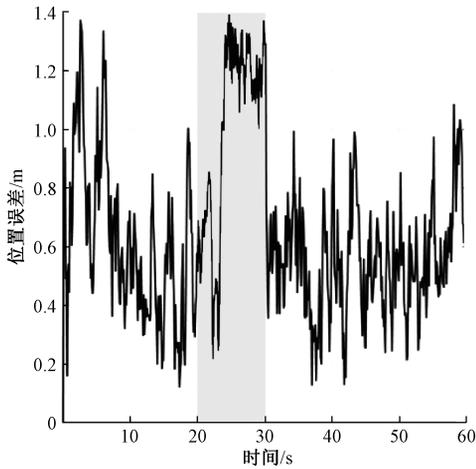


图 5 EKF 位置误差随时间变化

Fig. 5 EKF position error versus time

EKF 在仿真过程中能够在 GPS 正常阶段提供较准确的定位。但在 GPS 信号失效期间,因固定的观测噪声协方差设置,滤波器无法动态应对传感器异常,导致位置误差快速增长。总体表现为估计轨迹在失效段明显偏离真实轨迹,鲁棒性不足。

使用 AEKF 对数据进行融合仿真,三轴数据融合估计仿真结果如图 6 所示。AEKF 噪声协方差动态调整如图 7 所示。三维轨迹与误差热力图如图 8 所示。图 9 为位置误差随时间变化曲线。

AEKF 在仿真中展现出最优的综合性能。通过根据观测残差动态调整 GPS 噪声协方差  $R_{GPS}$ , AEKF 能够有效识别环境变化,自适应地提升 IMU 观测权重。在 GPS 失效期间,AEKF 稳定控制了误差增长,恢复阶段无明显漂移,验证了其出色的稳定性和鲁棒性。

为了验证 AEKF 对 IMU 漂移时自适应机制依然能修正预测误差,对 GPS 无异常、IMU 漂移情况下进行仿真,位置误差随时间变化曲线如图 10 所示。

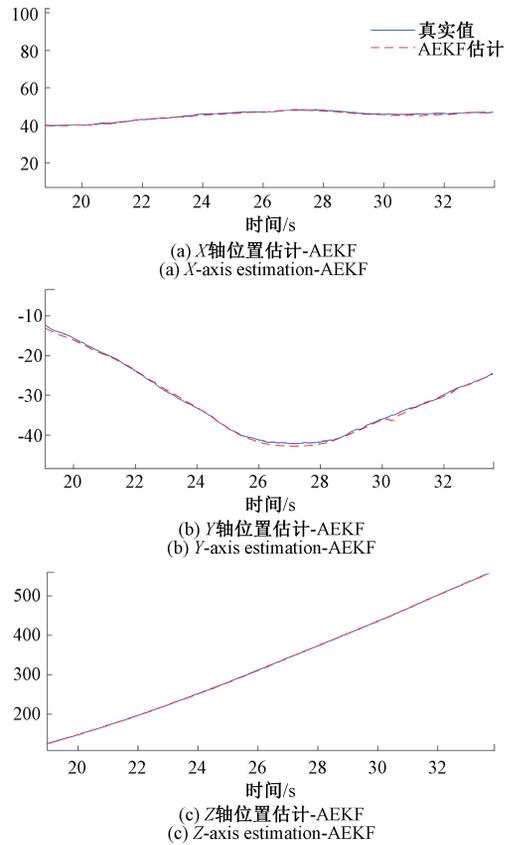


图 6 AEKF 数据融合

Fig. 6 Data fusion of the AEKF algorithm

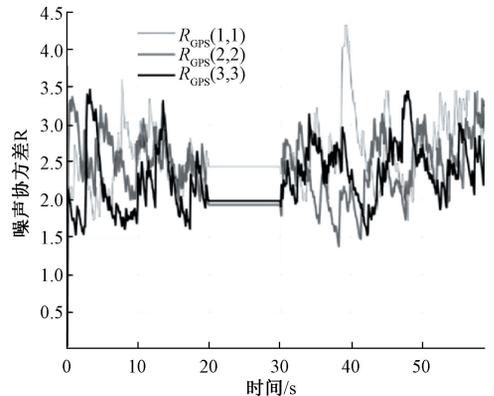


图 7 AEKF 噪声协方差动态调整

Fig. 7 Dynamic adjustment of noise covariance in AEKF

仿真结果表明,即使存在时间相关性漂移,AEKF 的自适应机制依然能修正预测误差, RMSE 仅在小幅范围内波动,未出现明显发散,误差曲线稳定无突变,说明 AEKF 能有效抑制 IMU 长期零偏漂移带来的累计误差。

使用无迹卡尔曼滤波 (unscented Kalman filter, UKF) 对数据进行融合仿真,三轴数据融合估计仿真结果如图 11 所示。三维轨迹与误差热力图如图 12 所示。图 13 为位置误差随时间变化曲线。

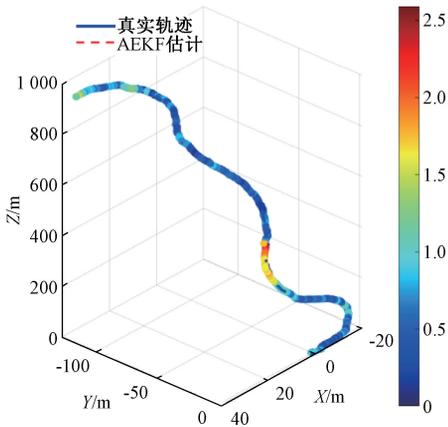


图8 AEKF 三维轨迹与误差热力图

Fig. 8 3D trajectory and error heatmap of AEKF

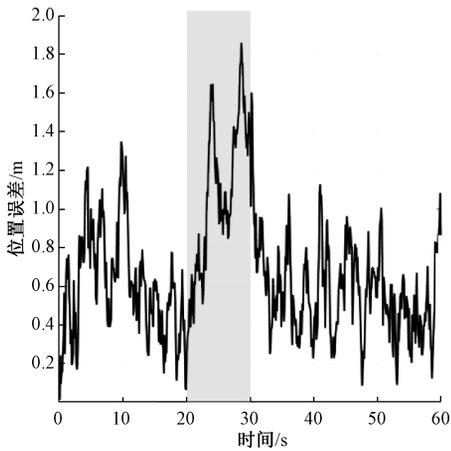


图9 AEKF 位置误差随时间变化

Fig. 9 Position error of AEKF versus time

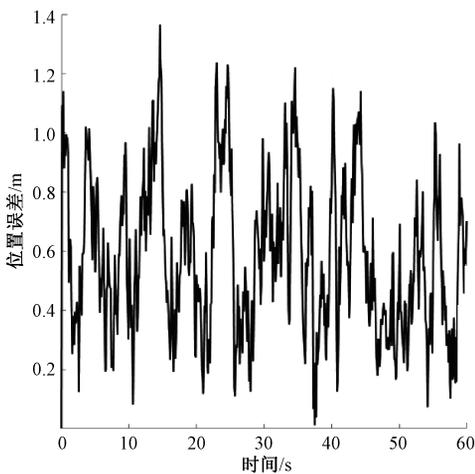
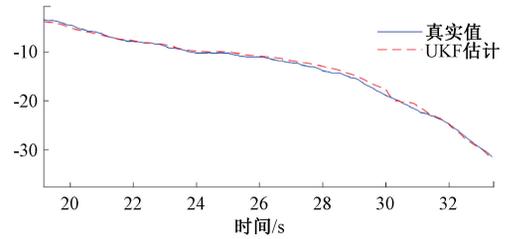


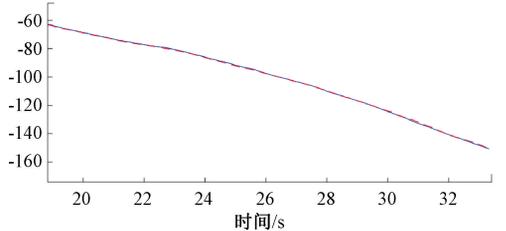
图10 AEKF 在IMU 漂移场景下的位置误差变化

Fig. 10 Position error variation under IMU drift scenario using AEKF

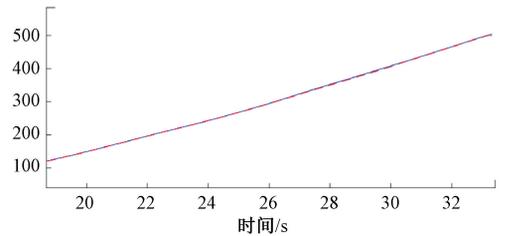
UKF 通过 Sigma 点传播机制改善了对非线性系统的建模精度。在本仿真中,UKF 在 GPS 丢失段的表现明显



(a) X轴位置估计-UKF  
(a) X-axis estimation-UKF



(b) Y轴位置估计-UKF  
(b) Y-axis estimation-UKF



(c) Z轴位置估计-UKF  
(c) Z-axis estimation-UKF

图11 UKF 数据融合

Fig. 11 Data fusion of the UKF algorithm

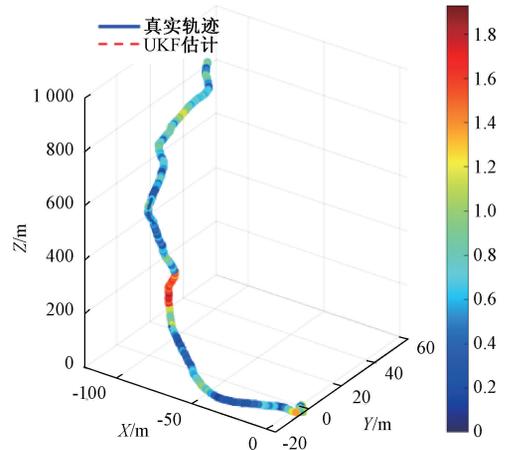


图12 UKF 三维轨迹与误差热力图

Fig. 12 3D trajectory and error heatmap of UKF

优于 EKF,位置误差增长幅度减小,整体轨迹估计更为平滑,表明其对非线性扰动具备较好的适应性。

通过对三种融合算法的仿真,仿真结果三轴误差对比分析如表1所示,直方图如图14所示。

通过对 EKF、UKF 与 AEKF 三种滤波算法在信号干扰环境下的仿真实验分析可知,AEKF 在 X 轴(RMSE=0.39 m)与 Z 轴(RMSE=0.37 m)方向上的估计精度显著

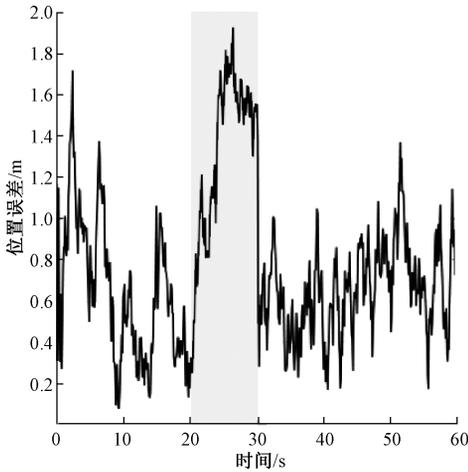


图 13 UKF 位置误差随时间变化

Fig. 13 Position error of UKF versus time

优于 EKF ( $X: 0.64\text{ m}, Z: 0.74\text{ m}$ ) 与 UKF ( $X: 0.50\text{ m}, Z: 0.39\text{ m}$ ), 分别较 EKF 提升了约 39.1% 与 50.0%。然而, 在 Y 轴方向, AEKF 的 RMSE (0.45 m) 略高于 EKF (0.32 m), 增加约 40.6%, 表明在当前自适应参数配置下, 此现象可能与轴间耦合噪声未被完全抑制有关, 后续可通过优化自适应机制中噪声协方差的解耦策略或引入多传感器冗余进一步提升性能。(其对 Y 轴方向干扰与噪声耦合的抑制效果尚有优化空间。删除此部分) 在 GPS 信号干扰阶段 (20~30 s, 灰色区域), AEKF 通过基于残差的观测

表 1 仿真结果对比分析

Table 1 Comparative analysis of simulation results

滤波器	X 轴 RMSE	Y 轴 RMSE	Z 轴 RMSE	平均 RMSE
EKF	0.64	0.32	0.74	0.57
AEKF	0.39	0.45	0.37	0.40
UKF	0.50	0.61	0.39	0.50

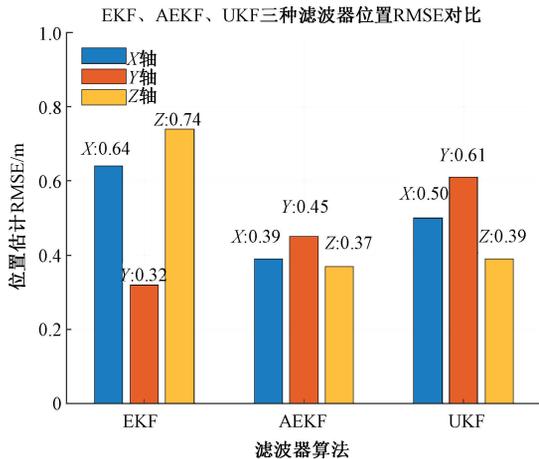


图 14 仿真结果位置误差对比

Fig. 14 Comparison of position errors in simulation results

噪声协方差自适应调整机制 (式 (31)), 能够有效降低对异常 GPS 观测的信任度, 从而抑制了状态估计的发散现象。实验数据显示, AEKF 最大瞬时位置误差被控制在 2.8 m 以内, 相比 EKF 的 4.2 m 降低了约 33.3%。此外, 相比于 UKF 在干扰阶段误差波动范围达到 3.5 m 的情况, AEKF 展现了更强的鲁棒性与稳定性, 验证了其在信号受损环境下的实际应用潜力。在该计算机配置下, AEKF 算法平均单步耗时 0.13 ms, 能够满足实时性需求。

### 4 结 论

针对四旋翼无人机在信号干扰环境下的状态估计问题, 提出了一种基于自适应扩展卡尔曼滤波 (AEKF) 的传感器数据融合算法。通过建立无人机动力学模型与传感器观测模型, 设计了基于残差驱动的噪声协方差自适应调整机制。该机制可动态平衡 GPS 与 IMU 的观测权重, 有效抑制 GPS 失效或 IMU 漂移导致的误差累积。仿真实验表明, 在 GPS 信号丢失 10 s 的干扰段内, AEKF 的平均 RMSE (0.40 m) 较 EKF (0.57 m) 降低 29.8%, 较 UKF (0.50 m) 降低 20.0%, 其最大瞬时误差较 EKF 减少 33.3%, 验证了算法在抗干扰能力与误差收敛性上的显著提升。本研究重点针对 GPS 完全丢失的极端干扰场景验证 AEKF 的核心自适应机制。在今后的研究中, 拟进一步引入信噪比退化、位置偏移等多类型信号异常模型, 以更系统地评估算法的普适性和鲁棒性。

本研究可应用于精准农业、无人机物流、灾害救援、城市空中交通 (UAM) 等领域, 提升无人机在 GPS 受限环境下的自主导航能力。未来可进一步优化 AEKF 算法, 例如结合深度学习优化噪声估计、融合 UKF 或粒子滤波 (particle filter, PF) 以提升非线性状态估计精度, 并针对风场干扰、GPS 欺骗攻击等复杂环境优化导航能力, 为无人机智能自主飞行提供支持。

### 参考文献

[1] 宋宇, 高岗, 梁超, 等. 基于多策略改进灰狼算法的无人机路径规划[J]. 电子测量技术, 2025, 48(1): 84-91. SONG Y, GAO G, LIANG CH, et al. Improved grey wolf algorithm based on multiple strategies for UAV path planning [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(1): 84-91.

[2] WANG J, CHEN F P, CHEN H N. Enhancing UAV navigation accuracy through EKF magnetic interference estimation algorithm [C]. 20th International Conference on Intelligent Computing (ICIC 2024). Tianjin: Springer, 2024: 478-488.

[3] 蔡庸辉, 周凌柯, 李胜, 等. 基于 SINS/GNSS 动态差分序列的 AEKF 算法研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(19): 44-53. CAI Y H, ZHOU L K, LI SH, et al. Research on

- AEKF algorithm based on SINS/GNSS dynamic differential sequence [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(19): 44-53.
- [4] 王典. 基于多传感器融合的无人机定位方法研究[D]. 沈阳:沈阳理工大学, 2024.
- WANG D. Research on UAV positioning method based on multi-sensor fusion [D]. Shenyang: Shenyang Ligong University, 2024.
- [5] WU J H, YE Y, DU J. Multi-objective reinforcement learning for autonomous drone navigation in urban areas with wind zones [J]. *Automation in Construction*, 2024, 158: 105253.
- [6] 曹月花, 李辉. 多传感器融合的无人车自主定位实验研究[J]. *现代电子技术*, 2024, 47(16): 90-96.
- CAO Y H, LI H. Experimental research on autonomous localization of unmanned vehicle based on multi-sensor fusion [J]. *Modern Electronic Technology*, 2024, 47(16): 90-96.
- [7] 丁千, 张舒, 黄锐, 等. 数据驱动动力学与控制研究若干进展[J/OL]. *力学进展*, 1-76 [2025-05-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1774.O3.20250411.1049.002.html>.
- DING Q, ZHANG SH, HUANG R, et al. Recent progress on data-driven dynamics and control[J/OL]. *Advances in Mechanics*, 2025: 1-76 [2025-05-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1774.O3.20250411.1049.002.html>.
- [8] 桑标, 郭剑东, 刘春生. 无人机自适应平滑切换姿态融合算法研究[J]. *电光与控制*, 2021, 28(10): 11-15.
- SANG B, GUO J D, LIU CH SH. Research on adaptive smooth switching attitude fusion algorithm for UAV[J]. *Electronics Optics & Control*, 2021, 28(10): 11-15.
- [9] 杨永刚, 宋炜. 风场干扰下四旋翼无人机的飞行控制与仿真[J]. *中国民航大学学报*, 2021, 39(3): 16-21.
- YANG Y G, SONG W. Flight control and simulation of quadrotor UAV under wind field disturbance[J]. *Journal of Civil Aviation University of China*, 2021, 39(3): 16-21.
- [10] 吴云燕, 黄天鹏, 刘武, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的气流角融合方法[J]. *电光与控制*, 2024, 31(11): 109-114.
- WU Y Y, HUANG T P, LIU W, et al. Airflow angle fusion method based on adaptive unscented Kalman filter[J]. *Electronics Optics & Control*, 2024, 31(11): 109-114.
- [11] 朱日东, 余威, 孙猛, 等. 基于 Transformer 金字塔网络的无人机自主导航算法研究[J]. *导航与控制*, 2024, 23(4): 78-83.
- ZHU R D, YU W, SUN M, et al. Research on UAV autonomous navigation algorithm based on transformer pyramid network[J]. *Navigation and Control*, 2024, 23(4): 78-83.
- [12] 杨苏桥, 郑恩辉, 田琛, 等. 基于 EKF 残差的无人机 GPS 故障诊断方法[J]. *电光与控制*, 2024, 31(7): 61-65, 72.
- YANG S Q, ZHENG EN H, TIAN CH, et al. UAV GPS fault diagnosis method based on EKF residual[J]. *Electro-Optic and Control*, 2024, 31(7): 61-65, 72.
- [13] 何磊. 干扰环境中无人机多传感器组合导航技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2019.
- HE L. Research on multi-sensor integrated navigation technology for UAV in interference environment[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2019.
- [14] 汪震. 倾转旋翼无人机嵌入式飞行控制系统研究[D]. 南宁: 广西大学, 2023.
- WANG ZH. Research on embedded flight control system of tilt-rotor UAV [D]. Nanning: Guangxi University, 2023.
- [15] 廖坤男. 基于改进自适应卡尔曼滤波的姿态解算方法研究[J]. *制造业自动化*, 2023, 45(6): 154-159.
- LIAO K N. Research on attitude solution method based on improved adaptive Kalman filter [J]. *Manufacturing Automation*, 2023, 45(6): 154-159.
- [16] 李家豪. 自抗扰控制的改进及其在四旋翼无人机上的应用[D]. 厦门: 厦门大学, 2018.
- LI J H. Improvement of active disturbance rejection control and its application for quadrotor UAV [D]. Xiamen: Xiamen University, 2018.
- [17] HAO J C, LI Y P. Numerical simulation analysis of droplet spraying by an agricultural hybrid wing unmanned aerial vehicle[J]. *AIP Advances*, 2024, 14(11): 115102.
- [18] 彭淦. 多传感器信息源的无人机目标检测及定位研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
- PENG G. Research on UAV target detection and localization based on multi-sensor information sources[D]. Changchun: Jilin University, 2022.
- [19] 吕玉恒. 基于 STM32 单片机的自主飞行的四旋翼系统设计及算法研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2018.
- LYU Y H. Design and algorithm research of autonomous flight quadrotor system based on STM32 microcontroller [D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2018.

- [20] 付喆,赵进超. 数据自适应融合模型在无人机飞行控制的应用[J]. 机械设计与制造,2025(8):81-87.  
FU ZH, ZHAO J CH. Application of data adaptive fusion model in UAV flight control[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2025(8):81-87.
- [21] 赵爽. 四旋翼无人机姿态解算与自抗扰控制研究[D]. 常州:常州大学,2021.  
ZHAO SH. Research on attitude solution and active disturbance rejection control of quadrotor UAV[D]. Changzhou: Changzhou University, 2021.
- [22] 段敏,赵凌,周莹. 基于扩展卡尔曼滤波的四旋翼无人机姿态估计方法[J]. 现代信息科技,2022,6(4):7-11.  
DUAN M, ZHAO L, ZHOU Y. Attitude estimation method of quadrotor UAV based on extended Kalman filter[J]. Modern Information Technology, 2022, 6(4): 7-11.
- [23] 宋祖领. 四旋翼飞行器平台设计与自抗扰姿态控制方法研究[D]. 武汉:华中科技大学,2020.  
SONG Z L. Research on platform design and active disturbance rejection attitude control method of quadrotor aircraft[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020.

### 作者简介

**郭昊宇**, 硕士研究生, 主要研究方向为嵌入式系统及小型无人机系统数据融合。

E-mail:2086828893@qq.com

**贾慈力**, 硕士, 副教授, 主要研究方向为飞行仿真、航空机械制造、机务维修。

E-mail:jiacili@sues.edu.cn

**李永平**(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为无人机设计与智能制造, 飞机可靠性、维修性、安全性研究。

E-mail:464054407@qq.com