

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519583

基于多无人机协同的核辐射检测系统设计^{*}

刘国权¹ 王运文¹ 周书民¹ 楚红雨²

(1. 东华理工大学电子与电气工程学院 南昌 330013; 2. 西南科技大学信息与控制工程学院 绵阳 621010)

摘要: 针对传统单无人机搭载核辐射探测器的检测系统检测精度不高、数据波动大以及鲁棒性不强等问题,文章构建了一种基于多无人机协同的核辐射检测系统。首先,设计了一种多无人机编队控制算法,实现了对多无人机协同控制;其次,改进了一种多传感器扩展卡尔曼数据融合机制,将多个传感器采集到的辐射数据融合成一个更加精确的辐射数据,提高了系统的检测精度;最后,将系统成功部署到了实物平台上,进行了系统的可行性验证。实验结果表明,该系统较单传感器系统可以将检测误差降低50%左右,同时提升了系统的鲁棒性,且改进的扩展卡尔曼数据融合算法较普通的扩展卡尔曼数据融合算法将融合误差降低了21%左右。

关键词: 多无人机协同;多传感器数据融合;编队控制;扩展卡尔曼滤波;核辐射检测

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Research on nuclear radiation detection system based on multi-UAV cooperation

Liu Guoquan¹ Wang Yunwen¹ Zhou Shumin¹ Chu Hongyu²

(1. School of Electronic and Electrical Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China;

2. School of Information and Control Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: Aiming at the problems of low detection accuracy, large data fluctuation and weak robustness of the detection system of traditional single UAV equipped with nuclear radiation detector, this paper constructs a nuclear radiation detection system based on multi-UAV cooperation. Firstly, a multi-UAV formation control algorithm is designed to realize the cooperative control of multi-UAV. Secondly, a multi-sensor extended Kalman data fusion mechanism is improved to fuse the radiation data collected by multiple sensors into a more accurate radiation data, which improves the detection accuracy of the system. Finally, the system is successfully deployed to the physical platform, and the feasibility of the system is verified. The experimental results show that the system can reduce the detection error by about 50% compared with the single sensor system, and improve the robustness of the system. The improved extended Kalman data fusion algorithm can reduce the fusion error by about 21% compared with the ordinary extended Kalman data fusion algorithm.

Keywords: multi-UAV cooperation; multi-sensor data fusion; formation control; extended Kalman filter; nuclear radiation detection

0 引言

近年来,核能技术的快速发展为能源供给、医疗和工业等领域提供了重要支撑,但核泄漏事故(如福岛核电站事故、切尔诺贝利事件)与放射性污染物的不当处理等问题始终威胁着生态环境与公共安全。核辐射的不可见性与强危害性要求对辐射场进行快速、精准的测量与动态监测。然

而,传统方法存在效率低、覆盖能力有限、人员暴露风险高等显著缺陷。目前,无人机(unmanned air vehicle, UAV)技术^[1]正在快速发展,凭借其灵活性强、响应速度快等特点为核辐射检测提供了新的技术路径,例如,肖斌等^[2]将无人机搭载的核辐射探测系统应用到了核资源勘探领域;李达等^[3]将无人机搭载的核辐射探测吊舱系统引入了核辐射检测领域等。但是,单一无人机平台受限于载荷能力、续航时

收稿日期:2025-08-12

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62341301,12165001)、西南科技大学特殊环境机器人技术四川省重点实验室开放课题(23kftk06)、智能感知与控制四川省重点实验室开放基金(2023RYY02)、东华理工大学研究生创新专项基金(DHYC-202443)项目资助

间和检测效率等,难以满足大范围、高精度、实时动态的核辐射监测需求。在此背景下,基于多无人机协同的核辐射测量技术成为解决上述问题的新思路。通过多无人机系统的集群化、智能化协同,可实现辐射场三维空间分布的快速重构、辐射热点区域的精准定位以及动态污染扩散路径的实时追踪。相较于单机作业,多无人机系统通过分布式传感网络与协同控制算法的结合,可显著提升测量效率与数据可靠性。

目前,多无人机系统在灾害救援、环境监测等领域已展现出显著优势。例如:在灾难救援方面,多无人机系统能够迅速部署,进行大范围的搜寻、救援和投送等工作;在环境监测方面,多无人机系统能够在范围内快速收集、传输实时环境数据。总之,随着低空经济发展热潮的崛起,多无人机系统的应用也逐渐推广到了新的领域,例如:Du 等^[4]提出了一种多无人机系统的分布式数据融合算法用于农村环境数据监测;郑锴等^[5]将挂载激光测距仪的多无人机系统用于跟踪目标定位等。

本文将多无人机平台的应用推广到了核辐射检测领域,来实现高效安全的检测任务。然而,多无人机系统的引入,在提升作业能力的同时,会带来多无人机协同控制的问题,在多机协同控制问题上,已有学者做出了相关研究,例如:任双等^[6]提出了一种基于注意力机制的多无人机协同方法;申燕凯等^[7]根据慈鸭群体行为特征提出了给一种仿慈鸭群信息交互的无人机集群协同算法;张兆宇等^[8]提出了一种在拓扑关系随时间变化的情况下,根据虚拟误差来实现多无人机协同控制的方法。本文围绕着多传感器采集的目标提出了一种多无人机协同控制的算法来解决多机协同问题。

在传感器采集数据处理的问题上,单一的传感器采集数据往往会出现误差较大,数据波动等问题,故本文引入了多无人机电体来实现多传感器采集数据融合,来实现减小误差,快速采集的效果。传统的多传感器融合机制有:卡尔曼滤波、粒子滤波以及贝叶斯推断等等,目前多传感器融合技术已取得了很大的进展,例如:何武林等^[9]采用了一种模糊熵值的方法来实现对采煤机截齿失效的诊断;张国宝等^[10]提出了一种 SFS-FCM 特征筛选融合方法来进行断路器的故障诊断;罗焕芝等^[11]设计了一种改进的切诺贝利灾难优化器来优化径向基函数神经网络并利用其非线性映射能力实现多传感器数据融合。为了解决多核辐射探测器的数据融合问题,本文将在扩展卡尔曼融合算法基础上进行改进,使其更适用于当前的应用环境。

本文的创新之处可归纳为以下 3 点:1)设计了一种多无人机协同控制的算法,来实现多无人机的编队控制;2)改进了一种基于扩展卡尔曼的多传感器检测数据的数据融合机制,来提高系统的检测精度;3)将该系统成功部署到实物平台,进行了系统的可行性验证。

本文结构安排如下:第 1 节介绍了本文所用到的一些

基础知识;第 2 节设计了多无人机编队控制的算法以及改进的扩展卡尔曼数据融合算法;第 3 节设置了相关实验来验证本文设计的合理性;第 4 节对实验结果进行了相关分析,评估了相关性能;第 5 节对本文做出了总结,并对未来进行了展望。

1 预备知识

1.1 多无人机系统建模

多无人机协同控制^[12]是指多个无人机在同一任务或情境下,通过协调合作来执行任务的过程。与单一无人机操作相比,多无人机系统能够更高效、灵活地完成复杂的任务,特别是在搜索与救援、环境监测、农业喷洒、物流配送等领域。其主要目标是通过通信和协调机制使多架无人机相互协作,提高任务效率和执行精度^[13]。多无人机通过协同控制可以完成多种不同的任务,典型的任务包括:一致性任务、编队任务、群集任务、会合任务、同步任务和包容任务等,根据执行的任务的不同又产生了相应的多无人机协同控制算法。本文的研究目的是实现区域的快速检测以及提高检测精度,由于编队控制可以扩大实时检测范围,且相邻无人机之间采集的数据可以进行数据融合以提高检测精度,故本文将采用多无人机编队控制算法来实现多无人机的协同控制。

在实现对多无人机系统进行协同控制之前,要对多无人机系统进行数学建模。由于无人机的模型以及运动控制机理比较复杂,因此需要对无人机模型进行简化^[14],简化无人机模型如图 1 所示。当无人机飞行速度较低时,忽略其阻力系数,即 $K_i = 0, i = 1, 2, 3$; 设其横滚角 ϕ 和俯仰角 θ 变化波动较小,即 $\sin\phi \approx \phi, \cos\phi \approx 1, \sin\theta \approx \theta, \cos\theta \approx 1$, 同时偏航角 φ 没有变化,即 $\varphi = 0, \sin\varphi = 0, \cos\varphi = 1$, 且无人机飞行在固定高度,即 $u^h \approx mg$ 。于是无人机的简化模型就可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{p}^x = g\theta \\ \dot{p}^y = -g\phi \\ \dot{p}^z = u^h/m - g \\ g\ddot{\phi} = -u^\phi \\ g\ddot{\theta} = u^\theta \\ \ddot{\varphi} = u^\varphi \end{cases} \quad (1)$$

其中, $u^h = u_1$ 表示无人机在竖直方向的控制输入, $u^\phi = -gu_2/I_x, u^\theta = gu_3/I_y, u^\varphi = u_4/I_z$ 表示控制无人机绕 3 个坐标轴旋转的控制输入。 I_x, I_y, I_z 分别表示无人机在 3 个坐标轴上的转动惯量。

为了便于对多无人机系统建模,将上式转化为状态空间表达式的形式,令单无人机的状态变量为 $\mathbf{x}_i = [\mathbf{p}_i^T \ \mathbf{v}_i^T \ \mathbf{\Gamma}_i^T \ \dot{\mathbf{\Gamma}}_i^T]^T$, 其中, $\mathbf{p}_i = [p_i^x \ p_i^y \ p_i^z]^T, \mathbf{v}_i = [p_i^x \ p_i^y \ p_i^z]^T, \mathbf{\Gamma}_i = [g\theta_i \ -g\phi_i \ 0]^T, \dot{\mathbf{\Gamma}}_i =$

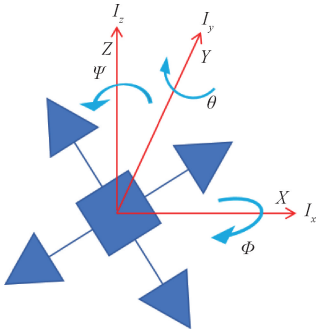


图1 简化无人机模型

Fig.1 Simplify UAV models

$[g\theta_i \quad -gf_i \quad 0]^T$, 控制输入 $u_i = [u_i^0 \quad u_i^f \quad 0]^T$, 则状态空间表达式可表示为:

$$\begin{bmatrix} \dot{v}_i \\ \dot{\Gamma}_i \\ \dot{\Gamma}_i^T \\ \dot{\Gamma}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_i \\ V_i \\ \Gamma_i \\ \dot{\Gamma}_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} [u_i] \quad (2)$$

进而简化表示为:

$$\dot{x}_i = ax_i + bu_i \quad (3)$$

$$\text{式中: } a = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}.$$

根据上述的一个无人机的状态变量可以推出 n 个无人机时的状态变量, $X = [P^T \quad V^T \quad \Gamma^T \quad \dot{\Gamma}^T]^T$, 其中 $P = [p_1^T \quad p_2^T \quad \dots \quad p_n^T]^T$, $V = [v_1^T \quad v_2^T \quad \dots \quad v_n^T]^T$, $\Gamma = [\Gamma_1^T \quad \Gamma_2^T \quad \dots \quad \Gamma_n^T]^T$, $\dot{\Gamma} = [\dot{\Gamma}_1^T \quad \dot{\Gamma}_2^T \quad \dots \quad \dot{\Gamma}_n^T]^T$, 控制输入 $U = [u_1^T \quad u_2^T \quad \dots \quad u_n^T]^T$, 于是多无人机系统的状态空间表达式可表示为:

$$\dot{X} = AX + BU \quad (4)$$

式中: $A = a \otimes I_n$, $B = b \otimes I_n$, 其中 \otimes 表示克罗内克积。

1.2 扩展卡尔曼滤波

卡尔曼滤波^[15]是一种基于递归算法的最优估计方法,用于在噪声和不确定性的环境下,对动态系统的状态进行估计,它通过结合系统模型和传感器测量值,估计出系统的最优状态,广泛应用于导航、定位、检测等领域。卡尔曼滤波通常用于处理线性问题,而在许多实际问题中,系统和观测模型通常是非线性的,卡尔曼滤波在这种情况下无法直接使用,扩展卡尔曼滤波^[16](extended Kalman filtering, EKF)通过对非线性系统进行局部线性化可以有效解决这个问题。

假设系统的状态方程和观测方程都是非线性的,且状态方程表示为:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k \quad (5)$$

式中: f 为非线性状态转移函数, u_k 为控制输入, w_k 为过程高斯白噪声。观测方程表示为:

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (6)$$

式中: h 为非线性观测函数, v_k 为观测高斯白噪声。

扩展卡尔曼滤波可分为两个过程,即预测和更新,其中预测过程分为状态预测和协方差预测,状态预测可表示为:

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k) \quad (7)$$

协方差预测过程可表示为:

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k \quad (8)$$

式中: F_k 为状态转移矩阵, Q_k 为过程噪声协方差。更新过程则分为计算卡尔曼增益、状态更新以及协方差更新,计算卡尔曼增益可表示为:

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (9)$$

式中: H_k 是观测模型的雅可比矩阵, R_k 是观测噪声的协方差。状态更新可表示为:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{x}_k^-)) \quad (10)$$

协方差更新可表示为:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (11)$$

2 基于多无人机协同的核辐射检测系统

2.1 多无人机编队控制

编队控制是协同控制的一个重要方面,编队控制的核心就在于位置和速度的状态达到期望状态,设无人机的位置和速度的状态矩阵分别为 $d(p_i) = [d(p_i^x) \quad d(p_i^y) \quad 0]^T$, $d(v_i) = [d(v_i^x) \quad d(v_i^y) \quad 0]^T$, 假设两者都是满足利普西兹条件的分段连续函数,那么两者各自的误差向量为:

$$\begin{cases} \tilde{p}_i(t) = p_i(t) - d(p_i) \\ \tilde{v}_i(t) = v_i(t) - d(v_i) \end{cases} \quad (12)$$

通过引入的误差向量,就可以将编队控制问题转换为状态变量误差的一致性问题,当每个无人机与期望队形误差达到一致时,就意味着实现了编队控制。对于一个三无人机系统,如果满足以下条件,则称达到了误差一致,即实现了编队控制。

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} \|\tilde{p}_i(t) - \tilde{p}_j(t)\| = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \|\tilde{v}_i(t) - \tilde{v}_j(t)\| = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \|\Gamma_i(t)\| = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} \|\dot{\Gamma}_i(t)\| = 0 \end{cases} \quad i, j = 1, 2, 3 \quad (13)$$

由此,本文设计如下控制器来实现编队控制:

$$\begin{cases} u_i^0 = \alpha_1 \sum_{j=1}^3 a_{ij} (\tilde{p}_j^x(t) - \tilde{p}_i^x(t)) + \alpha_2 \sum_{j=1}^3 a_{ij} (\tilde{v}_j^x(t) - \tilde{v}_i^x(t)) - \alpha_3 \Gamma_i^0 - \alpha_4 \dot{\Gamma}_i^0 + u_{ci}^0(t) \\ u_i^f = \alpha_1 \sum_{j=1}^3 a_{ij} (\tilde{p}_j^y(t) - \tilde{p}_i^y(t)) + \alpha_2 \sum_{j=1}^3 a_{ij} (\tilde{v}_j^y(t) - \tilde{v}_i^y(t)) - \alpha_3 \Gamma_i^f - \alpha_4 \dot{\Gamma}_i^f + u_{ci}^f(t) \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0, \alpha_3 > 0, \alpha_4 > 0$ 为正向增益, $u_{c1}^0(t), u_{c2}^0(t)$ 为输入补偿项, 编队控制的矩阵形式:

$$U = -([\alpha_1 \ \alpha_2 \ 0 \ 0] \otimes L \otimes I_3 + [0 \ 0 \ \alpha_3 \ \alpha_4] \otimes I_3 \otimes I_3) \cdot \begin{bmatrix} P \\ V \\ \Gamma \\ \dot{\Gamma} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} d(P) \\ d(V) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + U_{cl} = -L_d \cdot (X - d(X)) + U_{cl} \quad (15)$$

其中, L 为拉普拉斯矩阵, $U_{cl} = [u_{c1}^0 \ u_{c2}^0 \ 0 \ u_{c3}^0 \ u_{c4}^0 \ 0 \ u_{c5}^0 \ u_{c6}^0 \ 0]^T, L_d = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ 0 \ 0] \otimes L \otimes I_3 + [0 \ 0 \ \alpha_3 \ \alpha_4] \otimes I_3 \otimes I_3$ 。针对上文中所讲的多无人机系统, 若其通信拓扑图 G 是连通无向图, 使用以上控制器可以实现编队控制。

2.2 改进的扩展卡尔曼数据融合算法

多传感器数据融合^[17] (multi-sensor data fusion, MSDF) 是指通过一定的算法将来自不同传感器的数据进行综合处理, 以提高系统的性能、可靠性和鲁棒性。多传感器扩展卡尔曼滤波^[18] 是一种多种传感器数据融合的方法, 其基本思想是通过扩展卡尔曼滤波算法, 将来自不同传感器的信息融合在一起, 以提高估计的准确性和鲁棒性。由于在扩展卡尔曼滤波器中的过程噪声矩阵 Q 通常是根据经验来确定的, 因此导致系统的融合效果随机性较大。为解决以上问题, 本文设计了一个模糊自适应控制算法^[19] 来对系统过程噪声协方差矩阵 Q 进行调节, 来提升数据融合的精度。具体改进的扩展卡尔曼数据融合算法结构如图 2 所示。

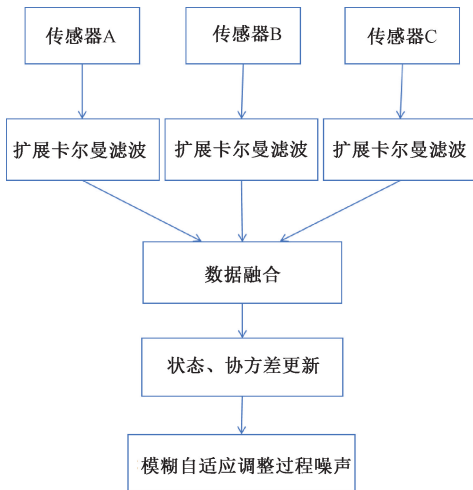


图 2 改进的扩展卡尔曼数据融合算法结构图

Fig. 2 Improved extended Kalman data fusion algorithm structure diagram

在核辐射检测系统中, 假设系统的状态变量矩阵为 $X_k = [x_{k,1}, x_{k,2}, x_{k,3}]^T$, 相应的状态方程矩阵形式可表示为:

$$X_k = f(X_{k-1}) + QW_k \quad (16)$$

其中, Q 为过程噪声协方差矩阵, 假设使用相同的传感器 A、B 和 C 进行观测, 则传感器的观测方程矩阵形式可表示为:

$$Z_k = h(X_k) + RV_k \quad (17)$$

其中, R 为观测噪声协方差矩阵, 针对以上系统, 分别对每个传感器执行 1.2 节中的计算卡尔曼增益、更新状态估计以及更新协方差等过程, 最后将各传感器的状态观测加权合并, 得到最终的状态更新:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + \sum_{i=1}^3 K_{k,i} (z_{k,i} - h(\hat{x}_k)) \quad (18)$$

协方差更新:

$$P_k = (I - \sum_{i=1}^3 K_{k,i} H_k) P_k \quad (19)$$

经过以上处理便得到了 3 个传感器检测数据的融合结果, 该数据将更加贴合实际环境数据。下面是模糊自适应算法对系统过程噪声协方差矩阵 Q 调节的过程, 选取 M 个时刻的残差信息作为统计信息, 对系统残差更新:

$$\bar{\epsilon}_k = Z_k - H_k \hat{X}_k \quad (20)$$

对残差协方差估计:

$$\hat{\Sigma}_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \bar{\epsilon}_i \bar{\epsilon}_i^T \quad (21)$$

计算残差协方差理论值:

$$\tilde{\Sigma}_k = H_k (F_k P_k F_k^T + Q_k) H_k^T + R \quad (22)$$

定义 k 时刻的适配度为:

$$D_k^i = \frac{\hat{\Sigma}_k}{\tilde{\Sigma}_k} \quad (23)$$

设置过程噪声调节因子 ω 来调整 Q_k , 从而改变 $\tilde{\Sigma}_k$, 使 D_k^i 趋于 1 附近, 定义 $D_k^i - 1$ 和 ΔD_k^i 为模糊控制的输入量, ω 为模糊控制的输出量; 定义模糊子集为: N 表示小于 0, Z 表示在 0 附近, P 表示大于 0, 选用三角形隶属函数来表示每个模糊子集, 设计模糊规则如表 1 所示, 去模糊化则使用重心法来处理, 设置 $D_k^i - 1$ 的模糊论域为 $[-0.5, 0.5]$, ω 的模糊论域为 $[0, 0.5]$ 。最后, 通过调整调节因子 ω 就可调整过程噪声协方差矩阵 Q_k , 从而实现对过程噪声的自适应调整。

表 1 模糊规则表

Table 1 Fuzzy reasoning table

调节因子 ω	适配度变化率 ΔD_k^i		
	N	Z	P
N	P	P	Z
适配度 $D_k^i - 1$	Z	P	Z
	P	Z	N

3 实验测试

本文通过设置 3 部分内容来进行实验测试, 实验 3.1

是对多无人机编队控制算法的实验验证;实验 3.2 是对多传感器数据融合算法的实验验证;实验 3.3 是对该系统的可行性进行验证。实验 3.1 将在 Gazebo 中进行,编队控制算法将在 Matlab 中运行,Matlab 将编队控制算法计算的期望值通过 UDP 协议传递给 QGC 地面站,QGC 地面站也通过 UDP 协议控制 Gazebo 中的无人机编队。实验 3.2 将在 PyCharm 中进行,实验中设置了一个随机的环境数据,3 个带有噪声的检测数据,将 3 个检测数据通过多传感器数据融合算法进行融合得到新的检测数据。实验 3.3 在一个多无人机系统实物平台上将该系统进行部署,实验中 3 架无人机在编队控制算法的作用下执行巡检任务,将检测的数据进行融合后展示到上位机上。

3.1 多无人机编队控制实验

在实验 3.1 中,将设置 3 架无人机先后组成一字型编队和 V 字型编队来完成巡检任务,具体的实验结构设置如图 3 所示,使用 Matlab 版本为 R2023A,QGC 版本为 4.2,Gazebo 版本为 11.12。仿真环境如图 4 所示,每架无人机的飞行控制算法都采用 PX4 算法的 1.13 版本,设置无人机 1 为编队领航者,无人机 2 和无人机 3 为编队跟随者,设置一字形编队和 V 字型编队中领航者无人机 1 的飞行轨迹分别如图 5(a)、图 6(a)所示,其为一个 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 正方形轨迹,且高度攀升为 5 m,相邻两架无人机之间相距 4 m,每架无人机在飞行控制过程中均设置一组范围在 $[-0.2\text{ m}, 0.2\text{ m}]$ 的随机扰动信号,则一字形编队中跟随者无人机 2 和无人机 3 的飞行轨迹分别如图 5(b)和(c)所示;V 字型编队中跟随者无人机 2 和无人机 3 的飞行轨迹分别如图 6(b)和(c)所示。

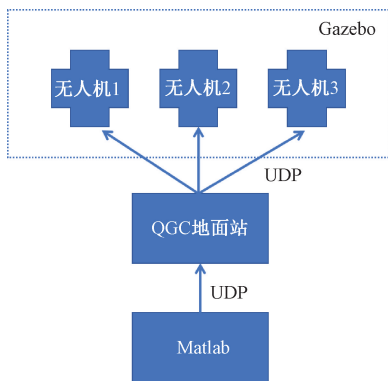


图 3 编队控制实验结构图

Fig. 3 Formation control experimental structure diagram

3.2 多传感器数据融合实验

在实验 3.2 中,采用一组随机数据作为真实环境中的辐射数据,根据实物平台中无人机挂载的核辐射探测器检测数据与地面静态监测数据偏离程度,在所选择的辐射数据的基础上添加相应的随机波动作为传感器 A、B 和 C 的检测数据,将 3 个传感器检测数据通过改进的扩展卡尔曼算法融合得到预测状态数据。根据实物平台中无人机挂载

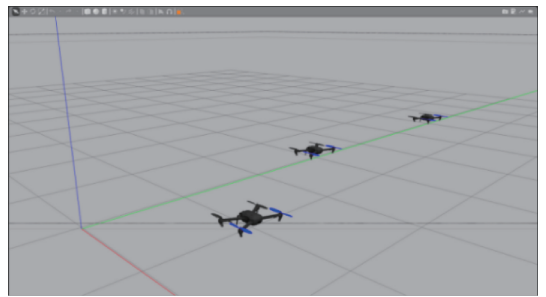


图 4 编队控制仿真环境

Fig. 4 Formation control simulation environment



图 5 一字型编队无人机飞行轨迹图

Fig. 5 One-shaped formation UAV flight trajectory diagram



图 6 V 字型编队无人机飞行轨迹图

Fig. 6 V-shaped formation UAV flight trajectory diagram

核辐射探测器的多次检测情况分析,发现:当观测噪声协方差为 2.0 时数据融合效果较好,且初始过程噪声协方差为 1.0 时融合数据收敛速度较快,因此,设置观测噪声协方差为 2.0,设置初始过程噪声协方差为 1.0。设置观测步长为 100,初始状态为 0。数据融合实验的具体结果如图 7 所示,其误差分布情况则如图 8 所示。

3.3 实物平台部署

在完成上述两个仿真实验后,本文将编队控制算法部署到一个由 3 架 F450 无人机组成的多无人机系统中,如图 9 所示,无人机主控板为 Pixhawk2.4.8 且飞控程序为

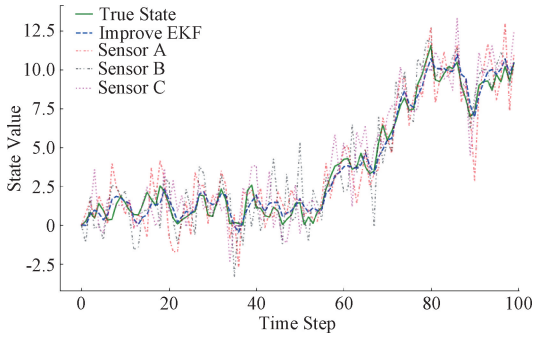


图 7 多传感器数据融合
Fig. 7 Multi-sensor data fusion

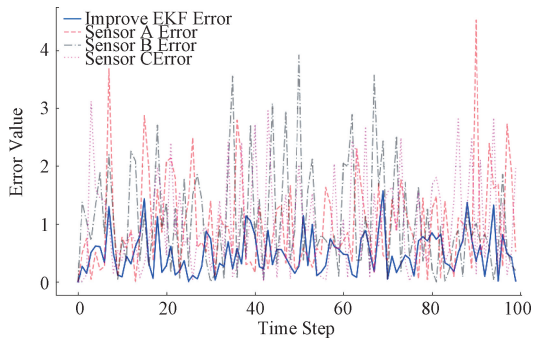


图 8 误差曲线图
Fig. 8 Error curve diagram

PX4v1.13 固件,并且每架无人机均挂载一个 J305 型核辐射探测器。将多无人机巡检系统部署在某铀矿石堆放场区进行小范围巡检测试,3 架无人机组成一字型编队进行巡检时,将各自检测数据进行实时回传,地面端上位机软件将接收到的实时数据进行数据融合处理,最终将处理的数据绘制在一幅三维辐射散点图上,实现了辐射场分布的模拟重建,效果如图 10 所示。

4 实验结果分析

实验 3.1 的结果表明,在不同的编队控制算法的作用



图 9 实物装置平台
Fig. 9 Physical device platform

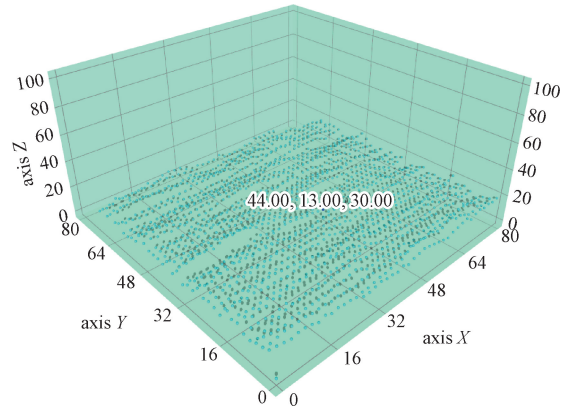


图 10 辐射场分布重建图

Fig. 10 Radiation field distribution reconstruction diagram

下,两架跟随者无人机均实现对领航者无人机的有效跟随,当跟随者无人机出现误差波动时,其自身可以快速的进行矫正,恢复原来的编队结构。统计在编队控制过程中各无人机之间的相对位置标准差,结果如表 2 所示。从表 2 中可见,不同编队中各无人机相对位置的标准差均小于 0.6 m,能够满足当前背景下的编队控制误差要求。需要说明的是,在编队控制过程中引入了干扰信号来模拟外部扰动信号,这导致无人机飞行轨迹出现波动,但由于无人机编队控制算法具备抗干扰能力,故而实现了快速调整,因此无人机的飞行轨迹波动并不明显,且各无人机相对位置的标准差相对较小。

表 2 编队相对位置标准差

Table 2 Relative position standard deviation of formation

标准差	一字型编队平面相对	一字型相对高度	三角形编队平面相对	一字型相对高度
	距离标准差	标准差	距离标准差	标准差
无人机 1-无人机 2	0.52	0.39	0.49	0.34
无人机 1-无人机 3	0.45	0.28	0.51	0.33
无人机 2-无人机 3	0.47	0.35	0.46	0.29

在实验 3.2 中,多传感器数据融合出来的测量数据明显更加贴合实际数据,与单传感器相比,数据波动明显变小,从误差曲线图中可以看出,融合数据的整体测量误差

均小于任一传感器的整体测量误差,统计各传感器采集数据的平均误差以及融合数据的平均误差如表 3 所示,从表 3 中可知,融合数据的平均误差比传感器 A 的平均误差

小 51%左右,比传感器 B 的平均误差小 54%左右,比传感器 C 的平均误差小 53%左右,由此可以看出,在加入了数据融合算法后,可将数据检测精度提高 50%左右。

表 3 检测数据平均误差表

Table 3 Average error table of detection data

数据来源	平均误差
传感器 A	1.001 3
传感器 B	1.060 9
传感器 C	1.036 6
文献[15]扩展卡尔曼融合数据	0.622 3
改进的扩展卡尔曼融合数据	0.490 7

本文为了对比所采取的数据融合方法与普通的扩展卡尔曼数据融合方法的表现效果,需要保持本文方法的实验参数不变,增设一组贾爱鹏等^[20]使用的扩展卡尔曼数据融合方法作为对照组,则两种数据融合方法的误差曲线图如图 11 所示,从图 11 中可以看出,改进的扩展卡尔曼融合数据误差整体上小于扩展卡尔曼融合数据误差,从表 3 统计的平均误差来看,改进的扩展卡尔曼融合数据的平均误差比扩展卡尔曼融合数据的平均误差小 21%左右,总的来看,改进的扩展卡尔曼数据融合算法在各组对照实验中均表现较好。

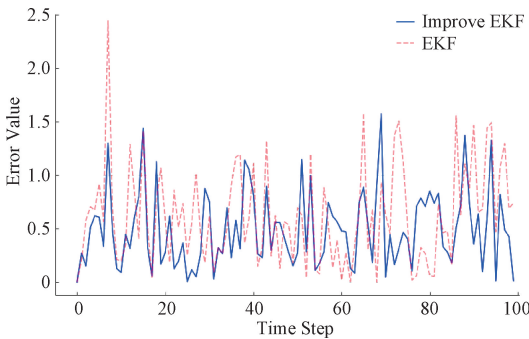


图 11 不同数据融合方法误差曲线图

Fig. 11 Error curves of different data fusion methods

实验 3.3 的结果表明,该系统的各项功能在实际表现中均较好,无人机之间的跟随性能出色,基本可以保持设定的队形完成各种机动任务;在传感器数据融合方面,抽取了几处地面检测点数据与无人机在该处的检测融合数据进行了对比,结果表明两者的数据相似;在辐射场重建方面,上位机生成的辐射场分布重建图与当地的静态监测数据基本一致,总体上来看,该系统能满足实际测量需求。

5 结 论

本文主要研究了一种基于多无人机协同的核辐射检测系统,为了实现多无人机协同检测,设计了一种编队控制算法作为主要协同控制算法,该算法可以实现多无人机按照设定的编队形式执行巡检任务,且可以实现编队中无

人机良好的跟随效果。在同类多传感器数据融合问题上,本文改进了多传感器扩展卡尔曼数据融合算法,通过将多个同类传感器的检测数据进行数据融合,从而实现了提高检测精度、降低数据波动以及提高系统鲁棒性的目的。从实验结果来看,各项指标均表现良好,符合最初设计构想,在编队控制上,可实现编队相对位置的标准差均小于 0.6 m;在同类多传感器数据融合上,本文算法融合数据的平均误差比单传感器采集数据的平均误差低 50%左右,比扩展卡尔曼融合数据算法的平均误差低 21%左右。但在本文的研究中,只讨论了在多无人机编队控制下的多传感器数据融合情况,并未讨论其他多无人机协同方式下的多传感器数据融合情况,例如在一致性控制下或者集群控制下多传感器数据融合的表现情况,这将是我们的下一步的研究方向。

参考文献

- [1] 邹子辰,王宪彬. 基于无人机技术的灾后林地全地形植物资源探测定位系统[J]. 电子测量技术, 2025, 48(7): 192-197.
ZOU Z CH, WANG X B. Post disaster forest all terrain plant resource detection and positioning system based on UAV [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(7): 192-197.
- [2] 肖斌,范军林,杨庆华. 无人机航空放射性资源勘查环境监测系统及应用[J]. 测绘通报, 2021(2): 140-143.
XIAO B, FAN J L, YANG Q H. Environmental monitoring system and its application for UAV aviation radioactive resources exploration [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(2): 140-143.
- [3] 李达,张昭华,陈芳雷,等. 无人机核辐射探测吊舱系统设计[J]. 核电子学与探测技术, 2020, 40(6): 955-959.
LI D, ZHANG ZH H, CHEN F L, et al. Design of UAV nuclear radiation detection pod system [J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2020, 40(6): 955-959.
- [4] DU B, MAO R, KONG N, et al. Distributed data fusion for on-scene signal sensing with a multi-UAV system [J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2020, 7(3): 1330-1341.
- [5] 郑锴,王学奎,李明明. 基于激光测距的多无人机协同目标定位方法[J/OL]. 探测与控制学报, 1-8 [2025-10-14]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1316.TJ.20250811.1249.006>.
ZHENG K, WANG X K, LI M M. A cooperative target localization method for multiple unmanned aerial vehicles based on laser ranging [J/OL]. Journal of Detection & Control, 1-8 [2025-10-14]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1316.TJ.20250811.1249.006>.
- [6] 任双,周洁,高嵩,等. 基于注意力机制的无人机集群协同分群控制算法[J]. 电子学报, 2023, 51(7): 1898-1905.
REN SH, ZHOU J, GAO S, et al. Cooperative fission control algorithm of UAV swarm based on attention

- mechanism[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(7): 1898-1905.
- [7] 申燕凯,魏晨,段海滨. 仿慈鸦群信息交互的无人机集群协同转弯控制[J]. *控制理论与应用*, 2026, 43(2): 269-277.
SHEN Y K, WEI CH, DUAN H B. Cooperative turning control of UAV swarm mimicking the information exchange behaviors of jackdaw flock[J]. *Control Theory & Applications*, 2026, 43(2): 269-277.
- [8] 张兆宇,段海滨. 时变切换拓扑下基于虚拟误差的无人机集群分布式协同控制[J]. *中国科学: 技术科学*, 2024, 54(9): 1637-1651.
ZHANG ZH Y, DUAN H B. Virtual error-based distributed cooperative control for multiple UAVs under time-varying switching topologies[J]. *Scientia Sinica (Technologica)*, 2024, 54(9): 1637-1651.
- [9] 何武林,彭继慎. 融合多传感器数据的采煤机截齿失效诊断方法[J]. *传感技术学报*, 2025, 38(2): 309-315.
HE W L, PENG J SH. Fault diagnosis method for coal mining machine pick based on multisensor data fusion[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2025, 38(2): 309-315.
- [10] 张国宝,王朝廷,黄伟民,等. 基于多源传感器数据融合的断路器故障诊断方法[J]. *高电压技术*, 2025, 51(2): 660-668.
ZHANG G B, WANG CH T, HUANG W M, et al. Fault diagnosis method of circuit breaker based on multi-source sensor data fusion [J]. *High Voltage Engineering*, 2025, 51(2): 660-668.
- [11] 罗焕芝,王骥. 面向农业温室环境的 ICDO-RBFNN 多传感器数据融合算法[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(21): 184-191.
LUO H ZH, WANG J. ICDO-RBFNN multi-sensor data fusion for agricultural greenhouse environment [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(21): 184-191.
- [12] 刘树光,王欢. 有人/无人机协同编队控制研究综述[J]. *飞行力学*, 2022, 40(5): 1-8.
LIU SH G, WANG H. Review on cooperative formation control for manned/unmanned aerial vehicles[J]. *Flight Dynamics*, 2022, 40(5): 1-8.
- [13] 张小庆,孙民民,张莉,等. 基于改进双曲正余弦优化算法的无人机路径协同规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2025, 39(9): 137-149.
ZHANG X Q, SUN M M, ZHANG L, et al. UAV Path collaborative planning based on improved sinh cosh optimization algorithm[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2025, 39(9): 137-149.
- [14] LIU ZH X, YUAN CH, ZHANG Y M, et al. A learning-based fault tolerant tracking control of an unmanned quadrotor helicopter [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2016, 84(1): 145-162.
- [15] 张溢,顾晶. 基于自适应抗噪卡尔曼滤波的组合导航方法[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(2): 92-100.
ZHANG Y, GU J. Integrated navigation method based on adaptive anti-noise Kalman filter [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(2): 92-100.
- [16] 龙保鑫,滕召胜,孙彪,等. 一种改进平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识的动态称量新方法[J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(3): 41-50.
LONG B X, TENG ZH SH, SUN B, et al. A novel dynamic weighing method integrating improved stationary wavelet denoising and extended Kalman system identification[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(3): 41-50.
- [17] 李庚松,刘艺,郑奇斌,等. 无人机多传感器数据融合研究综述[J]. *软件学报*, 2025, 36(4): 1881-1905.
LI G S, LIU Y, ZHNEG Q B, et al. Review on multi-sensor data fusion research for unmanned aerial vehicles[J]. *Coden Ruxuew*, 2025, 36(4): 1811-1905.
- [18] 姜吉鹏,孙书利. 多传感器非线性系统序贯观测融合二阶扩展卡尔曼滤波器[J]. *黑龙江大学学报(中英俄文)*, 2024, 15(1): 27-39.
JIANG J P, SUN SH L. Sequential measurement fusion second-order extended Kalman filter for multi-sensor nonlinear systems[J]. *Journal of Engineering of Heilongjiang University*, 2024, 15(1): 27-39.
- [19] 丰富,胡海林,葛琼璇,等. 基于模糊扩展卡尔曼的直线感应电机无速度传感器控制[J]. *铁道科学与工程学报*, 2024, 21(3): 1168-1179.
FENG F, HU H L, GE Q X, et al. Speed sensorless vector control of linear induction motors based on fuzzy extended Kalman filter[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2024, 21(3): 1168-1179.
- [20] 贾爱鹏,吴晓红. 基于 EKF 的智能船舶多源罗经信号融合研究[J]. *浙江交通职业技术学院学报*, 2024, 25(4): 41-46.
JIA AI P, WU X H. Research on multi-sensor compass signal fusion for intelligent vessels based on EKF[J]. *Journal of Zhejiang Institute of Communications*, 2024, 25(4): 41-46.

作者简介

刘国权(通信作者),副教授,硕士生导师,主要研究方向为分数阶神经网络建模分析及控制、嵌入式系统设计与应用、图像处理等。

E-mail: 201260004@ecut.edu.cn

王运文,硕士研究生,主要研究方向为无线传感网络、多智能体系统。

E-mail: 2961816719@qq.com

周书民,教授,硕士生导师,主要研究方向为核辐射探测技术、核电子学与仪器、应用人工智能等。

E-mail: smzhou@ecut.edu.cn

楚红雨,教授,博士生导师,主要研究方向为智能无人系统。

E-mail: 49456338@qq.com