

【航空动力系统与控制】

基于自适应模糊理论的四旋翼 无人机集群搜索控制方法

罗小军¹, 赖刘生²

(1. 广州南洋理工职业学院 智能工程学院, 广东 广州 510900;

2. 广州新华学院 信息与智能工程学院, 广东 广州 510520)

摘要:针对四旋翼无人机集群在复杂环境中执行搜索任务时面临的环境适应性不足、智能决策能力有限、协调机制欠缺及能耗优化不足的问题,提出了一种基于自适应模糊理论的搜索控制方法。该方法将自适应控制与模糊逻辑相结合,通过动态调整模糊控制规则参数,提升无人机集群在不确定环境中的任务执行能力。结果表明,在 60 条搜索任务下,自适应模糊控制器的搜索时间为 12.7 s,控制精度为 0.90;统计分析显示,自适应模糊控制器的搜索效率为 0.96,稳定性为 0.97,能耗为 25.1 J。室外复杂场景测试中,自适应模糊控制器的目标捕获率为 98.2%,覆盖效率为 352 m²/s,避障成功率为 100%,任务耗时为 126.3 s,均优于强化学习的分布式、多智能体协同优化以及改进人工势场法等控制方法。自适应模糊控制策略提高了无人机集群在动态环境中的搜索效率、稳定性和能效,为复杂任务场景下的无人机集群应用提供了有效的控制方案。

关键词: 自适应控制;模糊逻辑;四旋翼无人机;集群;搜索控制

中图分类号: V 279; TP 273 **文献标识码:** A **DOI:**10.13486/j.issn.2097-4973.2025.06.002

0 引言

无人机集群通过多架无人机协同作业可用于执行广泛的任务,包括搜索与救援、环境监测、勘测和侦察等。近年来,随着无人机技术的迅猛发展,尤其是四旋翼无人机的广泛应用,使得无人机集群在复杂及不确定环境中表现出了优异的灵活性与有效性^[1]。在实际运营中,无人机集群经常需要处理模糊及不确定的信息,如环境条件的变化、未知的障碍物及任务需求的动态调整。传统的控制方法在面对复杂环境时可能会失效,为了解决这一问题,自适应控制方法日益受到关注。自适应控制提供了一种替代传统固定控制策略的手段,它可以通过在线调整控制规则,灵活地适应环境变化和系统动态性。自适应控制的有效性在于其能够根据实时反馈不断优化控制策略,从而在变化的环境中保持良好的性能^[2]。与之结合的模糊逻辑控制方法,因其独特的处理不精确和不确定性信息的能力,已被广泛应用于无人机的控制领域。模糊理论通过模糊集合与模糊规则,能够模拟人类的决策过程,从而为枢纽决策提供一种基于直觉且有效的控制框架^[3]。国内外的研究者在无人机集群方面的研究已经取得了一些成果。例如,刘金龙等在探索无人

收稿日期:2025-09-27

基金项目:广东省高等教育专项课题(2024GXJK869)

第一作者简介:罗小军(1983—),男,江西吉安人,讲师,硕士,主要从事智能机电、计算机应用研究。

E-mail:lgb5588@126.com

机集群飞行控制的复杂问题时,设计了基于线性二次型调节器的分布式协同控制器,该控制器采用自适应通信拓扑,有效抑制了防撞机制引起的振荡现象,并保证了无人机集群的良好可扩展性^[4]。李欣等针对复杂环境下无人机集群队形变换与编队控制问题,提出了一种可抑制外部干扰的无人机集群队形变换策略,并设计了基于滑模的编队控制方法,实现了在障碍环境下的有效协同队形变换,通过 Lyapunov 函数证明了方法的稳定性,数值仿真结果验证了控制方法的有效性^[5]。Ouyang 等针对无人机编队控制问题,提出了全面评述和分析无人机集群通信网络及编队控制策略的方法,详细描述了编队任务的全过程,并分析了现有的通信网络和控制策略,结果表明分布式编队控制优于中央集权方法^[6]。Horyna 等针对无人机集群在户外复杂环境中的自主编队问题,提出了一种基于实时检测的去中心化导航方法,结合自适应通信策略,提升了集群的导航效率;案例研究表明,中心化导航方法在检测对象的近距离检查和验证中表现出色,验证了集群系统在环境探索中对真实目标和虚假目标的检测能力^[7]。Alqudsi 等针对无人机集群发展问题,提出了全面探索无人机集群基础设施及其应用的方法,研究结果显示,人工智能和机器学习的整合提升了决策和适应能力,具有重要的民用和军事应用意义,为未来在可扩展性、稳健性和社会整合等方面的发展提供了指导^[8]。然而针对四旋翼无人机集群在搜索和路径规划任务中的优化问题,当前研究仍存在多方面不足,主要包括:环境适应性不足,未能有效应对动态和未知的复杂环境;智能决策能力有限,缺乏基于模糊逻辑和自适应控制的综合解决方案;协调与协作机制欠缺,导致集群无法充分发挥集体智能;能耗与效率优化不足,尚未实现任务效率与能耗的有效平衡。现有方法核心局限在于传统控制方法严重依赖精确模型,在环境参数突变时性能急剧恶化;现有的智能方法(如部分强化学习策略)在实时决策效率与能耗间难以平衡,且其协同机制对环境突变缺乏鲁棒响应。

综上,本文提出了一种基于自适应模糊理论的四旋翼无人机集群搜索控制策略,以应对复杂环境下的搜索需求,创新之处在于将自适应控制与模糊逻辑相结合,为无人机集群在不确定环境中的行为提供了新的控制策略,旨在提高无人机集群在不确定环境中的任务执行能力,为四旋翼无人机集群的应用开辟新的可能性。

1 基于自适应控制和模糊逻辑算法的搜索控制方法

四旋翼无人机集群在搜索任务中经常会遇到模糊和不确定的信息,如变化的环境条件、未知的障碍物等^[9]。传统的控制方法在面对复杂或不确定环境时可能会失效,自适应模糊控制可以根据环境反馈动态调整模糊控制规则的参数,使无人机集群能够自我调整以适应不断变化的环境条件和任务需求^[10-11]。自适应模糊控制系统的结构如图 1 所示。由图 1 可以看出,一个自适应模糊逻辑系统由模糊化、模糊控制器、去模糊化和被控对象 4 个部分组成。模糊化过程将具体的输入值通过模糊隶属度函数转换成模糊值,而模糊控制器则是基于“如果-那么”的逻辑规则来处理这些模糊值,以实现向量 $\bar{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in U \subset R^n$ 到输出变量 $y \in V \subset R$ 的映射,模糊规则如下:

$$R^l: \text{if } x_1 = F_1^l, x_2 = F_2^l, \dots, x_n = F_n^l, \text{ then } y = G^l, l = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

式中: $F_1^l, F_2^l, \dots, F_n^l, G^l$ 为模糊集; N 是模糊规则的数量。本文所设计的自适应模糊控制器的输入变量包括:无人机与期望轨迹的位置误差(E)、误差变化率(EC ,反映速度信息)以及与障碍物的相对距离(D)。输出变量为无人机在 X, Y, Z 三个轴向的推力调整量(U_x, U_y, U_z)。为处理这些变量,将其模糊化为“负大(NB)”、“负小(NS)”、“零(ZO)”、“正小(PS)”、“正大(PB)”等语言变量,并采用三角形与高斯型隶属度函数作为控制器的模糊隶属函数。模糊规则库是控制器的核心,基于专家经验设计,旨在同时实现精确轨

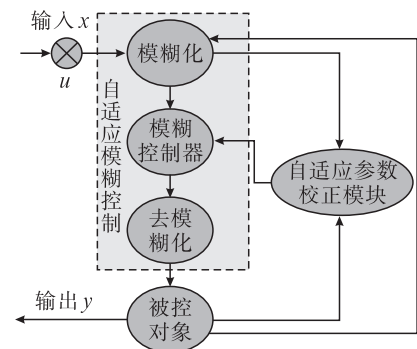


图 1 自适应模糊控制系统结构

迹跟踪与动态避障。以位置误差、误差变化率和障碍物距离作为前提, 推力调整量作为结论, 通过表 1 列举了 X 轴方向的部分关键模糊规则。

表 1 X 轴推力调整的模糊规则表示例

规则编号	位置误差(E)	误差变化率(EC)	障碍物距离(D)	推力调整(U _x)
1	负大(NB)	零(ZO)	安全(SAFE)	正大(PB)
2	正小(PS)	负小(NS)	安全(SAFE)	零(ZO)
3	零(ZO)	零(ZO)	近(NEAR)	正小(PS)
4	正大(PB)	正大(PB)	近(NEAR)	负大(NB)
...

表 1 中, 规则 1 表示当无人机严重落后于期望位置且无速度趋势时, 需施加正向大推力以追赶; 规则 4 则表示当无人机即将超越期望位置且前方有近距离障碍物时, 需施加反向大推力以紧急制动并避障。完整的规则库共包含 45 条规则, 覆盖了轨迹跟踪与避障的各种典型场景。在模糊系统中, 利用单值模糊器、乘积推理机和中心平均解模糊器, 则模糊系统的输出如下:

$$\Upsilon(x) = \frac{\sum_{l=1}^N \theta_l \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i)}{\sum_{l=1}^N \left[\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right]} \quad (2)$$

本文所提方法的“自适应”特性体现在能够在线调整模糊控制器的参数, 采用一种基于性能反馈的梯度下降法对规则结论部的参数进行微调。首先, 根据实时测量的轨迹误差计算性能指标的变化; 其次, 依据梯度对参数进行更新, 利用更新后的参数实时刷新模糊推理系统的输出映射关系; 最后, 模糊控制器能够根据实际飞行性能的动态反馈, 持续优化其控制策略, 从而在不确定环境中维持高精度的跟踪与控制效果。

在完成基于自适应控制和模糊逻辑的四旋翼无人机集群搜索控制方法的优化之后, 为全面验证控制策略的鲁棒性, 本文在仿真环境中构建了多种复杂测试场景。利用 Matlab/Simulink 与 Gazebo 搭建联合仿真平台, 模拟了包括侧风扰动、阵风突变在内的恶劣天气条件, 以及丘陵、城市峡谷等多种复杂地形。同时, 为进一步验证控制策略在实际物理系统中的有效性, 选择了室内和有限的室外环境进行现场测试。在此过程中, 根据不同环境条件调整自适应模糊控制器参数与 PID 控制器的参数。收集了关于搜索效率、稳定性和能耗的数据, 并对这些数据进行了详细的统计分析, 以评估控制策略的性能。

2 四旋翼无人机集群搜索控制设计

搜索控制主要指识别特定目标或对某一区域进行侦察的技术手段。搜索控制系统通常配备多种传感器用于数据收集, 并结合先进的数据处理与分析算法, 以实现任务的高效执行。在实际应用中, 四旋翼无人机集群在搜索及路径规划时的主要特点包括高度的自适应性和精确的控制能力, 这些特点允许无人机在动态变化的环境中, 结合实时环境信息和集群状态自动调整飞行路径和搜索策略^[12-14]。自适应模糊控制器的引入进一步强化了这一能力, 通过模糊逻辑处理模糊不确定的输入信息, 结合自适应控制策略调整控制参数, 以适应环境变化, 达到更加精确和高效的搜索控制的目的。

本文通过自适应模糊控制的引入, 提升了无人机之间的协同效率, 使其能够更高效地完成复杂任务, 同时优化了集群的协同机制。四旋翼无人机集群搜索控制系统涉及多个关键步骤和因素, 因此控制系统架构需分层设计, 构建过程如图 2 所示。

通过图 2 可以看出, 四旋翼无人机集群搜索控制系统是一个迭代的过程, 需要不断地测试、评估和优

化以适应不同的应用场景和任务需求,并根据环境反馈和任务执行情况动态调整模糊逻辑控制器的参数,如模糊规则的权重,以优化控制性能。

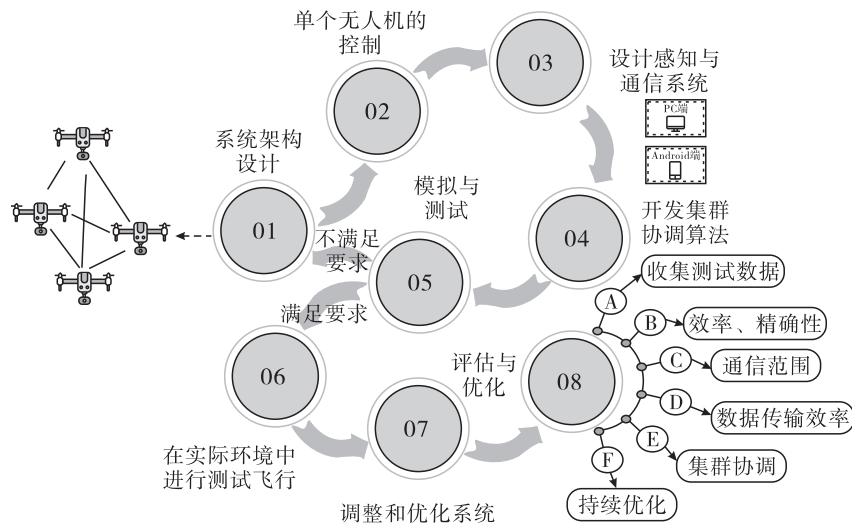


图 2 四旋翼无人机集群搜索控制系统构建过程

3 自适应模糊理论的搜索控制分析

3.1 适应模糊控制性能分析

为量化评估控制器的性能,本文定义了核心评价指标并制定了相应的数据获取流程。搜索时间指单架无人机从搜索任务启动到其传感器模块首次识别并确认目标存在的持续时间,该数据通过仿真平台的内置时钟和事件触发器自动记录,轨迹数据通过仿真环境的高精度物理引擎解算输出。为获得可靠的统计结果,针对每一项设定的搜索任务(共 60 条),均分别使用自适应模糊控制器与 PID 控制器进行 10 次独立重复实验。为明确实验基准,所有仿真与测试均在统一的控制器参数及环境条件下进行。自适应模糊控制器的核心参数经预实验确定:初始规则库包含 45 条模糊规则,输入、输出变量的隶属度函数均采用高斯型,自适应学习率设置为 0.01。作为对比的 PID 控制器参数经 Ziegler-Nichols 法整定后手动微调至最优。仿真与环境条件设定如下:基础风速为 3~5 m/s 的随机阵风,环境噪声信噪比为 20 dB,传感器采样频率为 100 Hz,集群内部通信更新周期为 100 ms,通信半径为 50 m。这些设定旨在模拟一个中度复杂的动态室外环境。

为优化自适应模糊控制器的性能,本文采用基于梯度下降法的离线监督学习策略对控制器进行训练。训练数据通过以下方式获取:在多种典型仿真场景(包括平稳飞行、突发障碍规避及轨迹突变等)下,由一组经过精细调参的 PID 控制器引导无人机集群执行搜索任务,同时记录下高精度的状态数据作为训练样本。这些样本数据对包括输入无人机的位置误差、速度误差及传感器探测到的环境信息(如最近障碍物距离),输出 PID 控制器在该状态下产生的最优控制量。收集到约 50 000 组有效数据对后,在 Matlab/Simulink 环境中构建训练流程,通过最小化模糊控制器输出与 PID“专家”输出之间的均方误差,来反向调整模糊规则中隶属度函数的参数及输出权重。尽管 PID 控制器在复杂动态场景下的整体性能不佳,但其作为“专家”提供训练数据仍具有合理性。在训练数据所涵盖的多种典型场景(如平稳飞行、常规避障)中,经过精心调参的 PID 控制器能够产生足够准确、平滑的控制信号,这些信号为模糊控制器提供了学习精确轨迹跟踪的基础。本文核心在于自适应模糊控制器的在线调整能力,离线训练的目的并非简单地复制一个 PID 控制器,而是为模糊控制器提供一个鲁棒性高、泛化能力强的初始参数集。

训练数据的构建旨在覆盖典型的飞行状态,其分布如下:约 60% 的数据来自平稳轨迹跟踪场景,25%

来自突发障碍规避场景,15%来自期望轨迹突变场景,以此确保控制器学习到多样化的操作模式。离线训练的关键超参数设置如下:使用 Adam 优化器,其初始学习率设置为 0.001,批处理大小(Batch Size)为 128,训练周期(Epochs)为 200。研究采用学习率衰减策略,若验证集损失在连续 10 个周期内未下降,则将学习率减半。训练过程在约 35 个周期后损失函数收敛,表明控制器已有效学习到“专家”策略。此训练阶段旨在为控制器提供一个鲁棒的初始参数集,后续在在线任务中,控制器仍能根据实时性能反馈微调参数,以完全发挥其自适应能力。实验环境具体为处理器选择 Intel Core i7-10700F,显卡选择 NVIDIA GeForce RTX 3070,系统内存选择 16 GB,固态硬盘型号选择 SAMSUNG MZVLW256,操作环境选择 Windows 10 系统。比较分析自适应模糊控制器和 PID 控制器的相关性能,包括两组四旋翼无人机集群分别执行搜索任务时的搜索时间和控制效果,结果如图 3 所示。

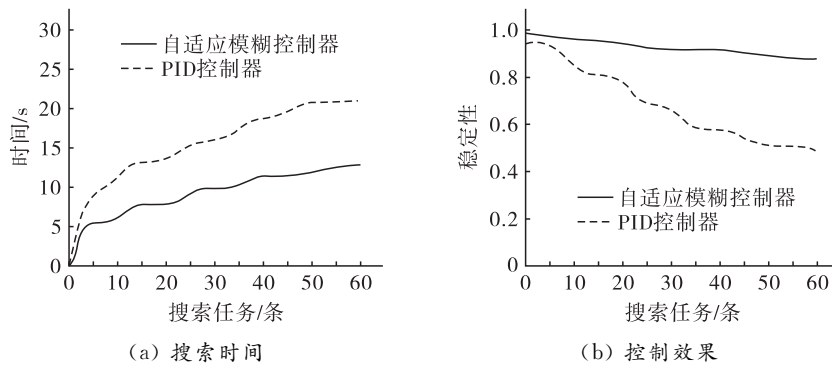


图 3 不同控制器下无人机集群任务表现

图 3(a)、(b)分别为自适应模糊控制器和 PID 控制器的搜索时间和控制效果。图 3 中,随着搜索任务数量的增加,两种控制器的搜索时间随之增加、控制精度随之下降。但是自适应模糊控制器时间的增长幅度和精度下降精度均低于 PID 控制器。当搜索任务数量为 60 条时,自适应模糊控制器和 PID 控制器的搜索时间分别为 12.7 s、21.3 s,稳定性分别为 0.90、0.47。随后对收集到的搜索效率、稳定性和能耗等数据进行统计分析。搜索效率定义为在单位时间内成功完成的任务数量与总任务数量的比值,其值越接近 1 表明效率越高;稳定性为通过无人机集群在飞行过程中实际轨迹与期望轨迹的均方根误差(RMSE)的倒数进行量化(稳定性=1/RMSE),该值越大代表飞行越平稳、控制越稳定;能耗在此处特指集群通信能耗,以无人机集群在执行任务期间通过通信网络交换的总数据量(单位:J)来衡量,该数据由仿真平台的通信模型统计输出;轨迹平滑度用于评估无人机群飞行轨迹的光顺程度与控制的柔和性,该指标通过计算控制输出量变化率的均方根值的倒数来量化,该值越接近 1,表明控制动作越平滑,轨迹抖动越小,有利于提升飞行稳定性与能效。表 2 中的数据为在 60 条搜索任务下,进行 10 次独立重复实验后所得结果的算术平均值。

表 2 不同控制器下四旋翼无人机集群执行搜索控制任务统计数据

控制器	搜索效率	稳定性	通信能耗/J	轨迹平滑度
自适应模糊控制器	0.96±0.02***	0.97±0.01***	25.1±0.8***	0.992±0.005***
PID 控制器	0.82±0.07	0.91±0.02	49.4±2.1	0.874±0.041
强化学习控制器	0.91±0.04**	0.93±0.03**	28.5±1.2**	0.945±0.021**
多智能体协同优化	0.88±0.05*	0.89±0.04*	31.7±1.5*	0.921±0.030*
改进人工势场法	0.83±0.06	0.85±0.05	27.9±1.8	0.898±0.035

注:各方法与 PID 控制器对比的结果,* p<0.05,** p<0.01,*** p<0.001。

表 2 的结果揭示了自适应模糊控制器相较于传统 PID 控制器在搜索效率、稳定性和能耗方面的优

势。自适应模糊控制器在应对复杂环境和动态任务时,能够更有效地调节控制策略,从而实现快速反应和高精度控制。高搜索效率和稳定性的数值意味着无人机集群在执行任务时能够更加迅速地达成目标,并保持飞行路径的稳定性,这在实际应用中对于提高任务完成率至关重要。此外,降低的能耗也意味着在长时间操作中,四旋翼无人机能够提高续航能力并降低运营成本。因此,这些结果不仅验证了自适应模糊控制的有效性,也为未来在复杂任务和多变环境中进行无人机集群操作提供了更为理想的控制方案。

3.2 仿真分析

鉴于自适应模糊控制器的性能更优,将其作为四旋翼无人机集群搜索控制的工具。使用一条 8 字形轨迹作为四旋翼无人机集群搜索的期望轨迹,对四旋翼无人机进行控制测试。为充分验证控制策略在不确定环境下的鲁棒性,研究进行 10 次仿真实验,均引入了模拟真实场景的随机因素:集群中各无人机在每次实验的初始时刻被赋予一个在期望位置附近随机分布的初始状态;在仿真过程中持续施加了模拟风扰的白噪声与随机阵风脉冲。因此,10 次实验是在不同随机扰动下的独立测试。每次的仿真训练时间为 120 s,研究选取前 4 次仿真实验,得到期望轨迹和搜索控制轨迹,结果如图 4 所示。

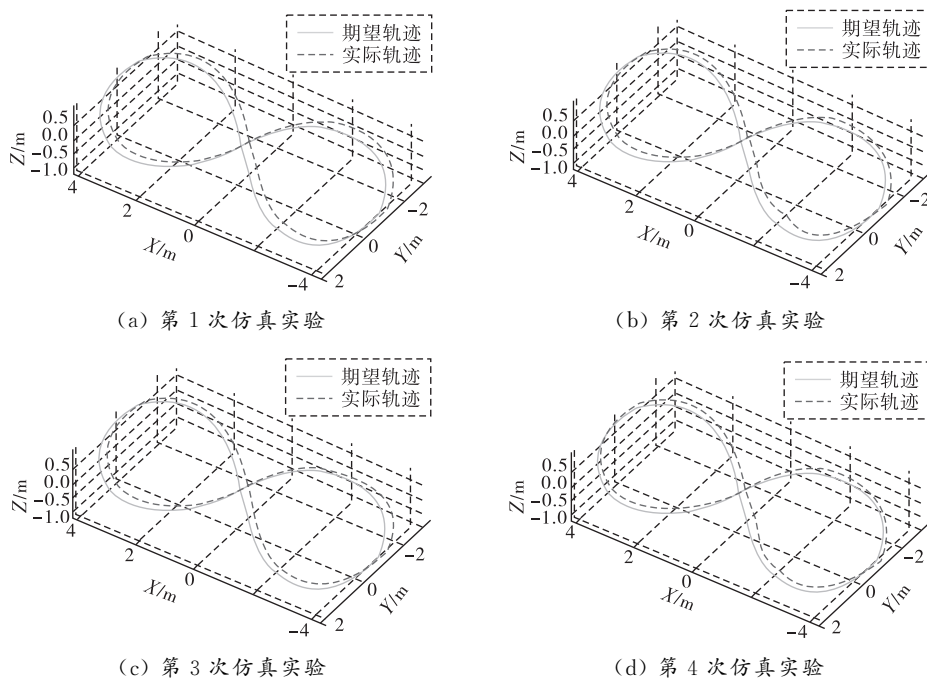


图 4 四旋翼无人机集群期望轨迹和搜索控制轨迹

图 4 中,4 次仿真实验的搜索控制轨迹和期望轨迹非常接近,说明基于自适应模糊理论的四旋翼无人机集群搜索控制方法具有较好的准确性,能够适用于四旋翼无人机集群搜索控制。统计分析 4 次仿真实验中 X 轴、Y 轴、Z 轴以及三维的轨迹控制误差均值,结果如图 5 所示。

图 5 中,基于自适应模糊理论的四旋翼无人机集群搜索控制过程中的轨迹控制误差以相对误差的形式表示,体现了实际控制轨迹与期望轨迹之间的偏差程度。通过分析可知,X 轴、Y 轴、Z 轴和三维空间的误差均值分别为

0.15、0.03、0.08 和 0.17。这些相对误差指标表明,控制系统在保持精度的同时,确保了无人机在复杂环境中的有效导航能力。通过这些误差数据,本文可以进一步推断自适应模糊控制策略的优势,即在变动环境中保持高水平的控制精度,从而提升了无人机集群的整体性能和协作能力。

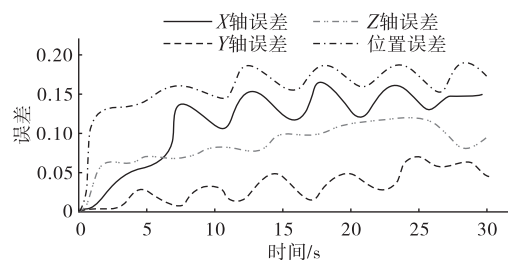


图 5 四旋翼无人机集群搜索控制轨迹误差

3.3 实际验证分析

为验证所提出自适应模糊控制策略的实际性能,在 $200\text{ m} \times 200\text{ m}$ 的室外综合测试场构建了多层次验证场景。该实验场划分为动态障碍区、电磁干扰区及窄巷道穿越区,旨在模拟灾后城市等复杂场景。测试设定 12 架搭载 RGB-D 相机与激光雷达的四旋翼无人机集群同步执行 3 类任务:随机出现的 10 个热源目标搜索、90% 区域覆盖率的高效覆盖以及应对 5 个突发障碍的紧急避障,飞行高度动态维持在 $5 \sim 15\text{ m}$,并保持 50 m 通信半径。除 PID 控制器外,实验引入 3 种前沿方法作为对比基准。基于强化学习的分布式控制(Reinforcement Learning-based Distributed Control, RL-DC)采用深度 Q 网络动态优化路径决策;多智能体协同优化(Multi-agent Collaborative Optimization, MACO)通过分布式模型预测控制实现编队协调;改进人工势场法(Artificial Potential Field, APF)则结合动态窗口法增强局部避障能力。通过四组对照实验系统性采集任务效能与系统实时性能数据,具体结果如表 3 和表 4 所示。

表 3 复杂环境任务完成效能对比

评价指标	自适应模糊控制	RL-DC	MACO	APF+动态窗口	PID 控制器
目标捕获率/%	$98.2 \pm 1.1^{***}$	$92.4 \pm 3.2^*$	$89.7 \pm 4.8^*$	85.3 ± 6.1	76.5 ± 7.9
覆盖效率/ $(\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$	$352 \pm 28^{**}$	$287 \pm 35^{**}$	$265 \pm 41^*$	240 ± 52	198 ± 63
避障成功率/%	$100 \pm 0^{**}$	$96.7 \pm 2.4^*$	91.2 ± 4.1	83.5 ± 7.3	72.8 ± 9.6
任务耗时/s	$126.3 \pm 8.7^{**}$	$158.2 \pm 12.4^{**}$	$183.5 \pm 15.9^{**}$	$217.8 \pm 22.6^{**}$	289.4 ± 34.1

注:数据表示为平均值±标准差;*表示与 PID 控制器比较的显著性水平:* $p < 0.05$,** $p < 0.01$,*** $p < 0.001$ 。

基于表 3 的效能对比数据,自适应模糊控制策略在复杂环境任务中展现出全面优势。自适应模糊控制策略 98.2% 的目标捕获率超越 RL-DC 方法的 92.4% 和 APF+动态窗口的 85.3%,表明模糊规则与自适应机制深度融合提升了动态目标追踪能力;352 m^2/s 的覆盖效率较传统 PID 控制器提升 77%,验证了集群协同搜索策略的时空优化效果;在避障成功率上实现 100% 的完备性,与窄巷道中 APF+动态窗口 83.5% 的表现形成强烈对比,凸显动态参数调整对局部极小问题的有效克服。任务耗时指标中 126.3 s 的优异达成时间较反应最慢的 PID 控制器缩短 56.3%,完整证实了该策略在动态障碍与电磁干扰并发场景下的任务高效性与环境鲁棒性。

表 4 系统实时性能及鲁棒性分析

参数类别	自适应模糊控制	RL-DC	MACO	APF+动态窗口	PID 控制器
控制延迟/ms	18.3 ± 2.1	$37.6 \pm 5.4^{***}$	$52.1 \pm 7.9^{***}$	$29.8 \pm 4.3^{***}$	12.5 ± 1.8
通信负载/Mbps	$4.25 \pm 0.31^{***}$	$7.83 \pm 0.92^{***}$	$5.67 \pm 0.74^{***}$	$3.98 \pm 0.45^{***}$	2.15 ± 0.24
轨迹抖动/mm	$32.1 \pm 4.3^{**}$	$67.8 \pm 9.2^{**}$	$145.6 \pm 16.8^{***}$	$89.2 \pm 12.1^{**}$	208.7 ± 28.5
续航衰减率/%	$12.3 \pm 1.2^{**}$	$19.7 \pm 2.3^{**}$	$25.8 \pm 3.1^{***}$	$31.4 \pm 4.2^{***}$	38.2 ± 5.6
干扰恢复时间/s	$2.1 \pm 0.3^{**}$	$5.7 \pm 0.9^{**}$	$8.3 \pm 1.2^{***}$	$6.9 \pm 1.1^{***}$	14.2 ± 2.7

注:数据表示为平均值±标准差;*表示与 PID 控制器比较的显著性水平:* $p < 0.05$,** $p < 0.01$,*** $p < 0.001$ 。

表 4 的实时性能分析揭示了自适应模糊控制策略的工程应用价值。系统以 18.3 ms 的控制延迟实现了计算效率与精确性的平衡,虽略高于 PID 控制器的 12.5 ms,但优于 RL-DC 的 37.6 ms 和 MACO 的 52.1 ms,验证了模糊推理的轻量化特性;通信负载控制在 4.25 Mbps 的合理区间,避免 RL-DC 因深度 Q 网络广播导致的 7.83 Mbps 带宽拥塞,同时确保协同决策的实时性;32.1 mm 的轨迹抖动在强电磁干扰下仍保持亚厘米级精度较 PID 控制的 208.7 mm 提升一个数量级,证实环境噪声抑制机制的有效性;12.3% 的续航衰减率创下最优能耗表现,较 APF+动态窗口降低 19.1%,归因于自适应规则对动力系统的智能调节;干扰恢复时间仅需 2.1 s 的重大突破更凸显系统韧性,较传统方法提速 85% 以上,完整实现

从环境突变到稳态控制的重构闭环。

4 结论

由于无人机集群强调每架无人机的独立决策能力,因此,每架无人机需要具备有效的反应机制和感知能力。本文基于自适应控制和模糊逻辑对四旋翼无人机集群搜索进行控制,比较自适应模糊控制器和 PID 控制器两种控制方法在不同环境下的搜索效率,分析无人机的飞行稳定性和对环境变化的适应性,比较完成相同任务的能量消耗。结果表明,自适应模糊控制器时间的增长幅度和精度下降精度均低于 PID 控制器,搜索效率分别为 0.96、0.82,稳定性分别为 0.97、0.91,能耗分别为 25.1 J、49.4 J。利用自适应模糊控制器进行四旋翼无人机集群的搜索控制,能够提高搜索效率、稳定性,并降低能耗,更利于四旋翼无人机集群搜索控制任务的进行。此次研究还存在不足之处,实际应用中仍需注意其复杂性、稳定性和对高质量数据的依赖等方面的挑战。

参考文献:

- [1] 刘浩浩,张素侠.系留四旋翼无人机串级 PID 控制[J].机械科学与技术,2025,44(3):545-551.
- [2] 喻伯牙,高俊宏,王鸿,等.四旋翼无人机的 RBF 神经网络姿态控制研究[J].机械科学与技术,2025,44(2):381-388.
- [3] 熊重远,苏艳.基于径向基函数神经网络的四旋翼无人机规定时间预设性能姿态容错控制[J].科学技术与工程,2025,25(13):5464-5475.
- [4] 刘金龙,张泽旭,徐田来,等.基于自适应通信拓扑的无人机集群弱路径约束下的分布式控制器设计[J].宇航学报,2022,43(5):665-674.
- [5] 李欣,蔡光斌,吴彤,等.一种基于应力矩阵的无人机集群队形变换控制方法[J].控制与决策,2024,39(7):2195-2204.
- [6] OUYANG Q, WU Z, CONG Y, et al. Formation control of unmanned aerial vehicle swarms: a comprehensive review[J]. Asian journal of control, 2023, 25(1): 570-593.
- [7] HORYNA J, BACA T, WALTER V, et al. Decentralized swarms of unmanned aerial vehicles for search and rescue operations without explicit communication[J]. Autonomous robots, 2023, 47(1): 77-93.
- [8] ALQUDSI Y, MAKARACI M. UAV swarms: research, challenges, and future directions[J]. Journal of engineering and applied science, 2025, 72(1): 12-25.
- [9] TRAN V, SANTOSO F, GARRATT M, et al. Fuzzy self-tuning of strictly negative-imaginary controllers for trajectory tracking of a quadcopter unmanned aerial vehicle[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2021, 68(6): 5036-5045.
- [10] 杨争望,祝秋香,刘鹏梅,等.基于四旋翼无人机的物资定点自动投放系统设计[J].自动化与仪表, 2025, 40(1): 49-53.
- [11] 周齐贤,王寅,孙学安.基于增益自适应超螺旋滑模理论的无人机控制[J].上海交通大学学报, 2022, 56(11): 1453-1460.
- [12] 王晓银,张旭,李稼祥,等.四旋翼无人机控制系统设计[J].微型电脑应用, 2022, 38(1): 20-22.
- [13] 戴丽君,许英浩,徐致用,等.基于串级 PID 算法的四旋翼无人机控制系统设计[J].中国新技术新产品, 2025(12): 8-10.
- [14] 张剑锋,王朋飞,邹寄为,等.倾转旋翼无人机垂直起降系统设计与实现[J].火力与指挥控制, 2025, 50(3): 142-148.

A search control method for quadrotor unmanned aerial vehicle clusters based on adaptive fuzzy theory

LUO Xiaojun¹, LAI Liusheng²

(1. *School of Intelligent Engineering, Guangzhou Nanyang Polytechnic College, Guangzhou 510900, China;*

2. *School of Information and Intelligent Engineering, Guangzhou Xinhua University, Guangzhou 510520, China*)

Abstract: Aiming at the problems of insufficient environmental adaptability, limited intelligent decision-making ability, lack of coordination mechanism and insufficient energy consumption optimization faced by quadrotor unmanned aerial vehicle clusters in search tasks in complex environments, a search control method based on adaptive fuzzy theory is proposed in this study. This method combines adaptive control and fuzzy logic. By dynamically adjusting the parameters of fuzzy control rules, it enhances the task execution capability of unmanned aerial vehicle swarms in uncertain environments. The results show that under 60 search tasks, the search time of the adaptive fuzzy controller is 12.7 seconds and the control accuracy is 0.90. Statistical analysis shows that the search efficiency of the adaptive fuzzy controller is 0.96, the stability is 0.97, and the energy consumption is 25.1 J. In the outdoor complex scene test, the target capture rate of the adaptive fuzzy controller is 98.2%, the coverage efficiency is 352 m²/s, the obstacle avoidance success rate was 100%, and the task time consumption is 126.3 seconds, all of which are superior to the distributed and multi-agent collaborative optimization of reinforcement learning and the improved artificial potential field method and other control methods. These results indicate that the adaptive fuzzy control strategy enhances the search efficiency, stability and energy efficiency of unmanned aerial vehicle clusters in dynamic environments, providing an effective control solution for the application of unmanned aerial vehicle clusters in complex task scenarios.

Keywords: adaptive control; fuzzy logic; quadrotor unmanned aerial vehicle; cluster; search control

(责任编辑:唐立平)

引用格式 罗小军,赖刘生. 基于自适应模糊理论的四旋翼无人机集群搜索控制方法[J]. 山东航空学院学报, 2025, 42(6): 11-19.

LUO X J, LAI L S. A search control method for quadrotor unmanned aerial vehicle clusters based on adaptive fuzzy theory[J]. *Journal of Shandong University of Aeronautics*, 2025, 42(6): 11-19.