

# 基于强化迭代学习的分布式 无人机编队控制研究

孙文峰, 何晓伟

(上海建桥学院, 上海 201306)

**摘要:** 在无人机飞行过程中, 基站主机所定义的编队信息会对与飞行器相关的转向行为造成一定的影响, 故为保证无人机飞行器的稳定飞行状态, 基于强化迭代学习对分布式无人机编队控制算法展开研究; 计算强化学习函数的具体数值, 通过迭代处理的方式, 实现对迭代值概率系数的分布表示, 完成强化迭代学习模型的设计; 以此为基础, 定义无人机编队拓扑结构, 并求解信息迁移指标的具体数值, 实现基于强化迭代学习的无人机编队信息迁移; 在无人机编队控制器的配合下, 建立分布式编队信息集合, 并联合其中的编队数据样本, 求解 UAV 控制参数, 以便后续实现对分布式无人机编队的精准控制; 再根据行进编队建模条件, 完善控制算法执行流程, 完成基于强化迭代学习的分布式无人机编队控制方法的设计; 实验结果表明, 在强化迭代学习模型的影响下, 无人机偏航角始终保持在  $0^{\circ} \sim 90^{\circ}$  的数值范围之内, 表示飞行器按照基站主机所定义的编队信息飞行, 能够始终保持较为稳定的运动状态, 符合实际应用需求。

**关键词:** 强化迭代学习; 无人机编队; 分布式控制; 概率系数; 拓扑结构; 迁移系数; UAV 参数; 偏航角

## Research on Distributed Unmanned Aerial Vehicle formation Control Based on Reinforcement Iterative Learning

SUN Wenfeng, HE Xiaowei

(Shanghai Cambridge College, Shanghai 201306, China)

**Abstract:** During the flight of unmanned aerial vehicles (UAVs), the formation information defined by the base station host has a certain impact on the aircraft's turning behavior. To ensure UAV stable flight, a distributed UAV formation control algorithm based on reinforcement iterative learning is researched. The specific numerical values of the reinforcement learning function are computed, and the distribution representation of the iterative value probability coefficient is achieved through iterative processing, implementing the design of the reinforcement iterative learning model. Based on this foundation, the UAV formation topology structure is defined, and the specific numerical results for the information migration indicators are solved to achieve the UAV information migration based on reinforcement iterative learning. With the cooperation of the UAV formation controller, a distributed formation information collection is established, and formation data samples are combined to solve the UAV control parameters, enabling the precise control of the distributed UAV formation. Furthermore, the control algorithm execution process is enhanced based on the modeling condition of marching formation, completing the distributed UAV formation control method based on reinforcement iterative learning. Experimental results show that under the influence on the reinforcement iterative learning model, the yaw angle of the UAVs remains within the range of  $0^{\circ} \sim 90^{\circ}$ , indicating that the aircrafts fly the formation information defined by the base station host with a relatively stable motion state, which is in line with practical application requirements.

**Keywords:** reinforcement iterative learning; UAV formation; distributed control; probability coefficient; topological structure; migration coefficient; UAV parameters; yaw angle

## 0 引言

无人机 (UAV, unmanned aerial vehicle) 是由无线电遥控设备或自备程序操纵的非载人飞行器, 可以通过无线电遥控指令及自备程序都接受地面基站主机的直接调度。分布式无人机是由多个无人机组成的系统, 各个无人机之间可以通过无线通信实现信息交换和协调行动, 与单个无人机相比, 分布式无人机系统可以根据任务需求, 灵活地分

配和重新分配各自的任务, 并且可以在任务执行过程中实时调整策略和协作方式, 使其飞行效率更高、工作范围更大、适应能力更强。相较于普通载人飞机, 无人机飞行器的灵活性更强, 在飞行过程中, 对于控制程序的容错率水平较高, 因此应用无人机设备完成巡检任务成为近年来的主要研究方向<sup>[1]</sup>。考虑到无人机应用场景的复杂程度正在逐年升高, 人们在飞行器编队可靠性与安全性方面也提出了更高的要求。增强地面基站对无人机编队的控制能力,

收稿日期: 2023-07-17; 修回日期: 2023-08-23。

作者简介: 孙文峰(1981-), 女, 硕士生, 工程师。

引用格式: 孙文峰, 何晓伟. 基于强化迭代学习的分布式无人机编队控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(7): 119-125.

使其在复杂飞行环境下依然能够保持稳定的运动状态, 成为了一项亟待解决的难题。因此, 研究有效的编队控制方法, 使飞行器能够接受地面基站的精准调节, 才是实现无人机平稳转向的基础研究内容。

由赵振华、肖亮、姜斌等人研究的基于扩张状态观测器的四旋翼无人机快速非奇异终端滑模轨迹跟踪控制方法, 充分考虑了位置回路及回路内飞行器姿态的动态特性, 并以此为基础, 制定了完整的跟踪控制指令<sup>[2]</sup>。控制指令执行过程中, 基站主机屏蔽了编队路径中的干扰性因素, 在准确估算控制信号耦合状态的同时, 对不同转向节点处的编队信息参量进行分别控制。由符小卫、潘静研究的无人机集群规避动态障碍物的分布式队形控制方法, 首先引入动态障碍物思想, 判断碰撞预判机制与飞行器转向节点之间的适配性关系; 然后根据斥力场作用效果, 分析无人机在当前飞行路径中的飞行状态; 最后按照一致性理论原则, 确定地面基站主机对无人机飞行器的控制能力, 从而在编队组织与基站体系之间形成一种动态化的信息传输平衡关系<sup>[3]</sup>。由吴宇、梁天骄研究的基于改进一致性算法的无人机编队控制方法, 首先利用纵向和横侧向解耦的自动驾驶仪模型给出了无人机的三自由度运动方程, 定义各方向上的加速度、速度与角速度约束。再以一致性理论为基础, 针对无人机运动模型的特点与实际飞行要求, 对其进行改进。依据粒子群算法对各无人机的爬升加速度进行优化, 以免编队内无人机间相互碰撞<sup>[4]</sup>。由戴邵武、赵超轮、李飞等人研究的多约束下无人机编队的模型预测控制算法, 建立线性时不变的单机及编队运动模型, 在考虑状态约束、输入约束、机间避碰、机间通信、避障等多种约束条件的基础上, 以轨迹跟踪、队形保持为控制目标, 对优化问题的可行性以及编队系统的渐近稳定性进行分析<sup>[5]</sup>。

然而在实际应用过程中, 无人机飞行状态可能与预设情况出现一定程度的偏离, 这就导致以上控制方法并不能始终使无人机偏航角保持在 $0^\circ \sim 90^\circ$ 的数值范围之内, 而这也导致飞行器飞行状态与基站主机所定义编队信息产生较大出入。强化迭代学习是在迭代学习基础上衍生出的控制思想, 作为学习控制理论的重要研究分支, 该模型通过反复试验信息的方式, 获得满足期望条件的数值计算结果, 从而在改善数据质量的同时, 避免差异化信息参量的出现<sup>[6]</sup>。相较于传统迭代思想, 强化迭代学习更适用于不确定度等级较高的数据样本, 可以在少量运算数据的支持下, 获得大量的数值运算结果, 从而满足了网络主机对于信息参量的自由取样需求。利用强化迭代学习的应用优势, 设计一种新型的分布式无人机编队控制算法, 并以此解决编队信息与无人机转向行为之间不能较好匹配的问题。

## 1 基于强化迭代学习的无人机编队信息迁移

实现无人机编队信息迁移, 是基于强化迭代学习分布式无人机编队控制算法设计的基础环节, 在强化迭代学习模型的配合下, 建立无人机编队拓扑结构, 并联合编队数

据样本, 确定信息迁移指标的取值范围, 本章节针对上述内容展开深入研究。

### 1.1 强化迭代学习模型设计

强化迭代学习模型是由基础强化学习函数和迭代值概率系数共同组成的数值模型, 其设计环节包含强化学习函数数值计算、学习函数值迭代与迭代值概率系数的分布表示。

#### 1) 强化学习函数值计算

作为强化迭代学习模型的重要组成条件, 强化学习函数为迭代值概率系数的求解提供了数据样本支持, 在数值迭代次数保持不变的情况下, 一个强化学习函数值指标只能对应一种类型的迭代值概率系数分布表示情况。无人机编队信息是矢量物理参数, 其数值大小决定了转向节点与基站设备的间隔距离, 其正负值符号决定了无人机飞行器的实际运动方向<sup>[7]</sup>。

无人机编队信息矢量学习参数的计算式为:

$$e = \left[ \sum_{-\infty}^{+\infty} q^\alpha (\bar{W} + \bar{E}) \right] \quad (1)$$

其中:  $q$  表示数据信息的矢量标记参数,  $\alpha$  表示矢量性向量,  $\bar{W}$  表示无人机编队信息的取样特征,  $\bar{E}$  表示无人机编队信息的矢量标记特征。基于矢量学习参数计算强化学习函数值, 就是无限放大无人机编队信息矢量性特征的过程, 在不考虑取值符号的情况下, 矢量学习参数的数值越大, 以此为基础所定义函数对于无人机编队信息的强化学习能力就越强<sup>[8]</sup>。

利用公式 (1), 推导强化学习函数值计算式如下:

$$Q = \beta \left[ e \left( \frac{1}{q} + \frac{1}{r} \right)^2 \right] \quad (2)$$

其中:  $\beta$  表示无人机编队信息的矢量性放大系数,  $\bar{q}$  表示不考虑取值符号的无人机编队信息数值取样特征,  $\bar{r}$  表示不考虑取值数值的无人机编队信息正负符号取样特征。如果某个无人机编队信息的正负符号取样特征为零, 表示在计算强化学习函数值时, 该编队节点与基站设备所在节点保持垂直状态; 由于无人机飞行器始终保持运动状态, 所以数值取样特征不存在等于零的可能。

#### 2) 学习函数值迭代:

学习函数值迭代是设计强化迭代学习模型的最核心环节, 其主要目的是获得无人机编队信息的最优迁移策略, 从而使地面基站主机能够准确掌握无人机编队的表现情况。迭代包含模拟、交互两个过程, 前者意在评估无人机编队信息的剩余学习价值, 后者则通过数值运算的方式, 完成对函数值指标的迭代处理<sup>[9]</sup>。若模拟与交互流程所指示无人机编队信息不同, 则优先参考交互流程的处理结果。对于分布式无人机编队而言, 每一个编队信息的产生都参考上一个编队节点所处位置, 所以在编队结构保持完整的情况下, 不会出现指示信息不统一的情况。

编队信息模拟、交互流程的定义式为:

$$R_1 = \bar{y} + u_1 \max_x |O_1|^2 \quad (3)$$

$$R_2 = 1 + \frac{\sqrt{u_2 \cdot O_2}}{\chi \times y} \quad (4)$$

其中:  $R_1$  表示编队信息模拟项,  $u_1$  表示信息样本模拟参数,  $O_1$  表示模拟化学习向量,  $\chi$  表示无人机编队信息在路径曲线内的实时排列系数,  $\bar{y}$  表示信息样本在路径曲线内的学习特征,  $R_2$  表示编队信息交互项,  $u_2$  表示信息样本交互参数,  $O_2$  表示交互学习向量。联立公式 (2)、公式 (3)、公式 (4), 可将学习函数值迭代计算条件表示为:

$$U = \left| \frac{Q}{\gamma} \right|^2 \times (\delta_1 R_1 + \delta_2 R_2) \quad (5)$$

其中:  $\gamma$  表示强化学习函数值的期望向量,  $\delta_1$  表示编队信息模拟过程中的函数值迭代指征,  $\delta_2$  表示编队信息交互过程中的函数值迭代指征。迭代处理可以避免强化学习函数出现误差运算的情况, 因此在确定迭代值概率系数分布表示条件之前, 可以通过增加迭代次数的方式, 保障强化学习函数值的运算准确性<sup>[10]</sup>。

3) 迭代值概率系数的分布表示:

迭代值概率系数也叫强化学习函数值的迭代概率向量, 在已知函数值迭代次数的前提下, 概率系数的取值越大, 就表示主机元件对无人机编队信息的学习能力越强。在随机变量区间内, 迭代值概率系数具有正态分布特征。所谓正态分布是指两头低、中间高的钟型曲线, 其左右两侧取样数值保持对称状态, 但整个数值区域内只有一个最大值, 所以上升侧曲线极大值与下降侧曲线极小值完全相等<sup>[11]</sup>。强化学习函数迭代值概率系数的正态分布图像如图 1 所示。

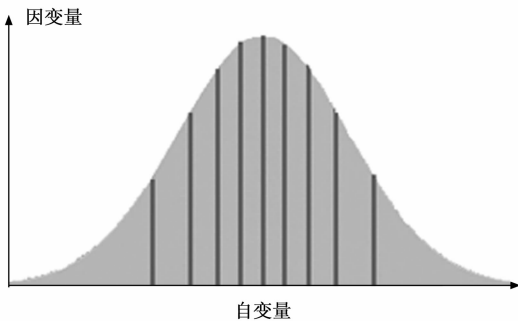


图 1 强化学习函数迭代值概率系数的正态分布图像

在正态递减区间内选择一个迭代值概率系数  $i_1$ , 在正态递增区间内选择一个迭代值概率系数  $i_2$ , 且  $i_1 < i_2$  的不等式条件恒成立, 联立公式 (5), 推导强化学习函数迭代值概率系数的分布表示条件为:

$$I = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{i_1}{i_2} U - \varphi \mid \Delta Y \mid \right)^2 \right] \quad (6)$$

其中:  $\Delta Y$  表示利用强化迭代学习模型提取得到的无人机编队信息数据总量,  $\varphi$  表示迭代值概率系数的正态描述参数。  $\varphi > 0$  成立时, 表示强化学习函数迭代值概率系数在正态分布曲线数值递增部分的累积量更多, 应用强化迭代学习模型控制无人机编队信息时, 所取样数据对象必须存在于飞行器的正向运动方向上;  $\varphi < 0$  成立时, 表示强化学习函数迭代值概率系数在正态分布曲线数值递减部分的累

积量更多, 应用强化迭代学习模型控制无人机编队信息时, 所取样数据对象必须存在于飞行器的负向运动方向上。

1.2 针对强化迭代学习模型的无人机编队拓扑

利用强化迭代学习模型定义无人机编队拓扑结构, 可以得到单向传输 (图 2)、双向传输 (图 3)、对点单向传输 (图 4)、对点双向传输 (图 5) 4 种不同的拓扑连接结构模型。

1) 单向传输型无人机编队拓扑结构:

编队节点之间保持单向连接关系, 最右端基站节点输出的编队信息经由顺序连接的节点对象不断向外传输, 直至达到无人机飞行器所处运动位置, 如图 2 所示。

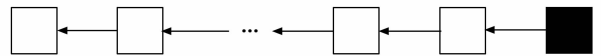


图 2 单向传输型无人机编队拓扑结构

2) 双向传输型无人机编队拓扑结构:

编队节点之间保持双向连接关系, 最右端基站节点输出的编队信息在到达无人机飞行器所在节点后, 再次反馈回基站节点, 如图 3 所示。

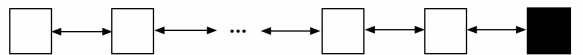


图 3 双向传输型无人机编队拓扑结构

3) 对点单向传输型无人机编队拓扑结构:

最右端基站节点输出的编队信息同时到达不同的编队节点, 且在信息传输过程中, 各个编队节点之间依然存在单向顺序连接关系<sup>[12]</sup>, 如图 4 所示。

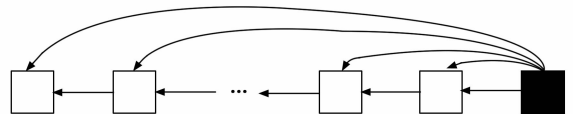


图 4 对点单向传输型无人机编队拓扑结构

4) 对点双向传输型无人机编队拓扑结构:

最右端基站节点输出的编队信息同时到达不同的编队节点, 且在信息传输过程中, 各个编队节点之间存在双向连接关系, 如图 5 所示。

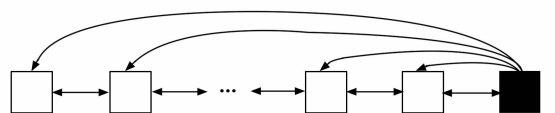


图 5 对点双向传输型无人机编队拓扑结构

为满足地面基站对无人机编队的分布式控制需求, 强化迭代学习模型在定义无人机编队拓扑结构时, 并不局限于一种形式, 随着编队信息传输需求的变化, 拓扑结构的定义形式也会发生变化, 且不同类型拓扑结构可以同时

存在。

### 1.3 面向编队拓扑结构的信息迁移系数求解

求解信息迁移系数就是利用强化迭代学习模型，完成对无人机编队信息的迁移处理，由于无人机编队拓扑结构的表现形式并不固定，所以迁移系数求解结果往往指示一个数值区域。在系数取值趋近于极大值时，表示无人机飞行器的单位运动距离相对较远；反之，在系数取值趋近于极小值时，表示无人机飞行器的单位运动距离相对较近<sup>[13]</sup>。强化迭代学习模型对于无人机编队信息的取样满足连续关联原则，即在一条路径曲线内，编队信息节点必须保持紧密连接状态，但这种紧密只是一种宏观状态，从真实性角度来看，两个节点对象不可能完全相连，所以强化迭代学习模型规定，当间隔距离小于拓扑节点半径长度时，就表示编队信息节点的排列满足连续关联标准<sup>[14]</sup>。

设  $\varphi$  表示相邻编队信息节点的间隔参数， $\bar{d}$  表示编队拓扑节点的半径均值， $\tilde{a}$  表示无人机运动轨迹内的编队信息节点取样系数， $\tilde{A}$  表示基于强化迭代学习模型的无人机编队信息连续分布特征， $\epsilon$  表示无人机编队拓扑向量。在上述物理量的支持下，联立公式 (6)，推导信息迁移系数计算式为：

$$P = \frac{1}{\varphi} (I^2 - \tilde{A} + \tilde{a}\bar{d} + \epsilon^2) \quad (7)$$

应用强化迭代学习模型迁移无人机编队信息时，编队拓扑结构的表现形式影响信息样品的取样结果，且基站节点与无人机飞行器的间隔距离越大，迁移系数的计算数值就越大。

## 2 利用信息迁移条件的分布式无人机编队控制算法设计

在强化迭代学习模型的基础上，设计无人机编队控制器，并利用分布式编队信息集合中的数据样本，计算 UAV 控制指标的具体数值，从而实现对无人机编队控制流程的完善。

### 2.1 无人机编队控制器设计

无人机编队控制器是网络主机执行控制指令的核心部件，可以在地面基站的配合下，整合所得编队信息数据，并以此为基础，实现对无人机飞行器横滚转向、俯仰转向、空间转向行为的共同控制。不同无人机编队拓扑结构所对应的编队信息种类也有所不同，且整个飞行过程中，编队拓扑结构始终保持变化状态，所以地面基站在单位控制周期内可能接收到多种不同的编队信息数据<sup>[15]</sup>。基站设备就是执行网络主机控制指令的关键处理器结构，一方面统计不同的编队信息数据，另一方面根据强化迭代学习模型，制定控制指令执行程序，并通过无线传输的方式，实现对无人机飞行器运动行为的有效控制。基站主机所输出程序同时控制无人机飞行器的横滚转向、俯仰转向与空间转向行为，且基站设备具有自主分辨的能力，不会出现控制指令与转向行为不匹配的情况<sup>[16]</sup>。完整的无人机编队控制器结构如图 6 所示。

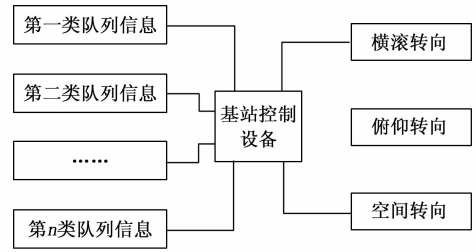


图 6 无人机编队控制器结构

规定  $\bar{D}$  表示基于强化迭代学习模型的编队信息数据受控特征， $\eta$  表示编队信息传输效率， $\epsilon$  表示编队信息类别定义参数， $f$  表示无人机运动行为系数， $g$  表示飞行轨迹内的运动学行进向量，联立公式 (7)，可将无人机编队控制器对于信息数据的控制表达式定义为：

$$S = \bar{D} + \eta P + \epsilon \int_{-\infty}^{+\infty} f \cdot g \quad (8)$$

基站设备并不能完全识别无人机编队信息，所以传输效率  $\eta$  的取值不可能等于“1”。

### 2.2 基于编队控制器的分布式编队信息集合定义

编队控制器在选取数据样本时，只能在唯一数值区域内，完成对信息参数的取值，而该数值区域就是分布式无人机的编队信息集合。所谓分布式就是指数据样本的排列遵循关联性逐渐递减的原则，对于基站主机而言，其对于无人机编队的控制遵循强化迭代学习模型，所以保障信息样本分布式取值条件的合理性，才是精准控制无人机编队的必要条件<sup>[17]</sup>。由于编队控制器在单位时间内取样所得的数据样本总量相对有限，所以分布式编队信息集合也就不具备无限承载信息参数的能力。

对于无人机分布式编队信息集合的定义式如下：

$$C = \begin{Bmatrix} \kappa_{11} & \kappa_{12} & \cdots & \kappa_{1c} \\ \kappa_{21} & \kappa_{22} & \cdots & \kappa_{2c} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \kappa_{v1} & \kappa_{v2} & \cdots & \kappa_{vc} \end{Bmatrix} \quad (9)$$

式中， $\kappa$  表示编队控制器随机取样所得的数据样本信息， $c$  表示样本集合列系数最大值， $v$  表示样本集合行系数最大值，且  $c \in [1, +\infty)$ 、 $v \in [1, +\infty)$  的取值条件同时成立。无人机编队控制器对于信息集合内数据样本的取样不具有明显规律性，只要确保飞行器运动节点处于单一飞行轨迹之内，即便是出现后一个取样对象数值大于前一个取样对象的情况，也不会影响基站主机对无人机编队的控制能力<sup>[18]</sup>。

### 2.3 编队信息集合内的 UAV 控制参数计算

UAV 控制参数可以用来描述无人机编队的动力学特性。利用分布式编队信息集合中的数据样本求解 UAV 控制参数，要求所取样信息对象必须符合强化迭代学习的约束条件，且计算过程中，不得在同一飞行轨迹中，取得两个完全相同的编队信息参量<sup>[19-20]</sup>。在编队信息集合内，如果数据样本的列定义参数取值相同，就表示这些节点与基站中心的水平距离相等；若数据样本的行定义参数取值相同，

则表示这些节点与基站中心的垂直距离相等。

选择  $n$  个数据样本参量  $\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_n$ , 其取值满足公式 (10) 所示表达式。

$$\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_n \in C \quad (10)$$

联立公式 (8), 可将基于强化迭代学习的分布式无人机编队 UAV 控制参数计算结果表示为:

$$G = \frac{\sqrt{\kappa_1 \cdot \kappa_2 \cdot \dots \cdot \kappa_n}}{\sum \hat{l} \times \hat{h}} \quad (11)$$

其中:  $\hat{l}$  表示所选取编队信息与基站中心的水平距离间隔值,  $\hat{h}$  表示所选取编队信息与基站中心的垂直距离间隔值。在强化迭代学习模型作用下, UAV 参数对于无人机编队的控制, 要求信息参量之间的排列关系必须满足连续性原则。对于基站主机而言, 为实现对分布式无人机编队的精准控制, 在数据样本充足的情况下, 可以舍弃一部分非连续性信息, 并以此达到对数据样本的完美取样。

### 2.4 UAV 控制参数下的行进编队建模

行进编队建模就是根据基站主机对分布式无人机编队的控制需求, 所建立的数据信息样本模型, 其中所包含信息参量符合强化迭代学习模型对于控制指令的定义需求, 且同一编队模型中不存在与同一 UAV 控制参数匹配的数据样本对象。建模过程中, 如果存在编队信息与 UAV 控制参数不完全匹配的情况, 则必须借助强化迭代学习模型进行二次运算, 直至确保所以取样数据属于同一编队信息集合之中<sup>[21-22]</sup>。

规定  $\bar{Z}$  表示基于强化迭代学习模型的编队信息分布式运算特征, 且  $\bar{Z} \neq 0$  的不等式取样条件恒成立,  $\nu$  表示 UAV 控制参数与编队信息样本之间的相关性匹配阈值,  $\bar{j}$  表示同一飞行编队内的信息参量建模特征,  $\mu$  表示 UAV 控制参数下的编队信息样本运算系数。在上述物理量的支持下, 联立公式 (11), 推导分布式无人机行进编队建模表达式为:

$$H = \bar{Z} \cdot G \{ \|\bar{j}\|^{2/\nu} \} \quad (12)$$

为避免行进编队模型中出现多个信息参量对应同一个 UAV 控制参数的情况, 且同一取值方向上不存在完全相同的数据样本对象, 要求建模所需数据样本与 UAV 控制参数所标记无人机运动方向必须保持一致。

### 2.5 应用编队建模条件的控制流程完善

应用编队建模条件完善分布式无人机编队控制流程, 需同时利用编队信息集合、UAV 控制参数等物理量, 判断行进编队模型中是否存在重复出现的数据样本。对于基站设备而言, 其对于分布式无人机飞行行为的定义为一种具有往复运动能力的飞行轨迹。控制指令的单位执行周期内, 基站设备并不能保证每一次所执行指令程序完全相同, 所以在定义控制指令之前, 还必须判定当前所取样编队信息中是否存在形态的样本对象<sup>[23-24]</sup>。具体的分布式无人机编队控制流程如图 7 所示。

利用公式 (12), 可将基于强化迭代学习的分布式无人机编队控制表达式定义为:

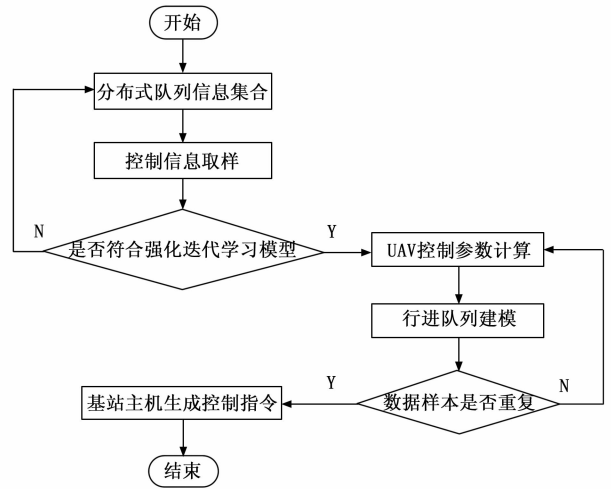


图 7 分布式无人机编队控制流程图

$$X = \hat{b}^2 \cdot \frac{1}{H} \cdot \vec{m} \cdot \vec{B} \quad (13)$$

式中,  $\hat{b}$  表示编队信息的非重复判定指征,  $\vec{m}$  表示实时控制向量,  $\vec{B}$  表示基站主机中的编队信息数据控制项。如果单一运动路径中, 无法取得足量的无人机编队信息样本, 则可以利用强化迭代学习模型, 选择一条与该路径相似的运动曲线, 并在其中选择与已获得数据样本极为近似的信息对象, 从而满足主机元件对分布式无人机编队的控制需求。

## 3 实例分析

无人机飞行过程中, 基站主机所定义编队信息是影响飞行器转向能力的关键系数指标, 保障无人机的稳定飞行能力, 应以保障与编队信息相对应偏航角的数值稳定性为基础。本次实验选择基于强化迭代学习的分布式无人机编队控制算法、基于扩张状态观测器的跟踪控制方法、分布式队形控制方法分别进行实验。

### 3.1 实验准备

在本次实验中, 采用的是 DJI Phantom 4 Pro 型号的 15 架无人机, 其重量约为 1 388 克, 尺寸大小为 350 × 350 × 184 mm, 飞行时间最长可达 30 min, 最大水平飞行速度为 72 km/h, 最大爬升速度为 6 m/s, 最大下降速度为 4 m/s, 最大飞行高度限制为 120 米, 具备精确定位能力, 搭载一台 1 英寸 CMOS 相机, 有效像素约 2 000 万, 支持 4 K 视频拍摄。

实验开始前, 令一台搭载遥感设备的无人机飞行器在飞行区域内自由运动, 运动过程中, 遥感设备所采集到的地理位置信息会在显示器中生成卫星图像, 直至绘制出图 8 所示完整的卫星图像后, 收回无人机设备。为保障实验用无人机设备的稳定飞行能力, 还应在开始实验之前, 完成对飞行器设备的人工调试。完成以上操作后, 正式开始实验。

由于本次实验共选择 3 种不同的控制方法, 所以在更换实验方法之前, 也必须将无人机飞行器收回至同一放飞

节点之处，并对其进行再次调试，并以此来保证实验结果的相对准确。其中，基于强化迭代学习的分布式无人机编队控制算法的状态空间维度为 3 维，动作空间维度为 1 维，学习函数值迭代中学习率为 0.001，批处理大小为 64，训练轮数：10 000 轮，迭代值概率系数形式为高斯分布，分布的均值和方差分别为 0.5 和 0.1。基于扩张状态观测器的跟踪控制方法扩张状态观测器的增益为 0.5、时延补偿因子为 0.1、滤波器阻尼系数为 0.8，控制器的位置控制比例系数为 1.5、角度控制比例系数为 0.5。分布式队形控制方法中无人机间作用力的权重系数为 1，控制参数为 25，集群中虚拟领导的初始位置为 (150 m, 150 m, 150 m)，初始速度为 (20 m/s, 20 m/s, 20 m/s)，加速度为 0，相邻无人机之间的期望距离为 150 m，步长为 0.02 s。

### 3.2 原理与实验设备

基站主机所定义编队信息影响无人机飞行器在运动轨迹中的转向能力。在不考虑大风、暴雨、暴雪等外界因素的干扰下，若无人机偏航角能够保持在  $0^\circ \sim 90^\circ$  的数值范围之内，表示无人机飞行能力保持稳定状态，当前情况下，飞行器能够按照基站主机所定义编队信息飞行，也就是本次实验过程中，满足良好控制效果的实验结果。

本次实验的具体实施流程如下。

首先，按需连接表 1 中各类设备元件，并将 F-16 型无人机放飞至图 8 所示飞行区域之中。

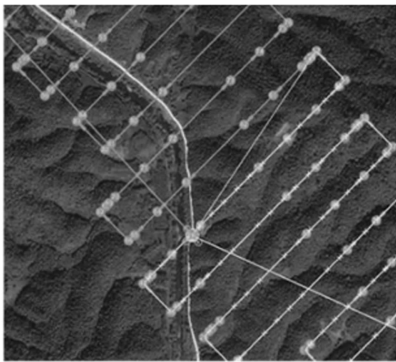


图 8 无人机飞行区域的卫星图像

表 1 实验设备

项目	实验设备	型号
1	遥感设备	ROBOTICS D500 遥感监测器
2	卫星显示器	Swan-K1 显示器
3	遥控装置	YS-01HY 控制器
4	偏航角测量装置	T3778-1999 测量元件
5	供电电源	AMC96L-E4/KC 三相多功能电源

然后，分别应用基于强化迭代学习的分布式无人机编队控制算法（实验组）、基于扩张状态观测器的跟踪控制方法（对照组 1）、分布式队形控制方法（对照组 2）进行实验，记录在上述方法作用下，无人机偏航角的具体数值水

平。此外，出于准确性考虑，每测得一组偏航角数值，都要调节遥控装置，使无人机飞行方向调正，从而最大化避免非精确实验数据的出现。

最后，根据所得偏航角数值，总结实验规律。

### 3.3 结果与结论

本次实验分两部分进行，首先控制无人机飞行器，使其运动方向为正；然后调节遥控装置，使无人机飞行器运动方向为负，并分别记录不同行进方向下，无人机偏航角的具体实验数值。

如图 9 所示，反映了实验组、对照组 1、对照组 2 无人机偏航角的实验数值情况。其中，飞行距离为负时，表示无人机当前运动方向为负向，飞行距离为正时，表示无人机当前运动方向为正向；偏航角数值为负时，表示无人机转向方向为负向，偏航角数值为正时，表示无人机转向方向为正向。

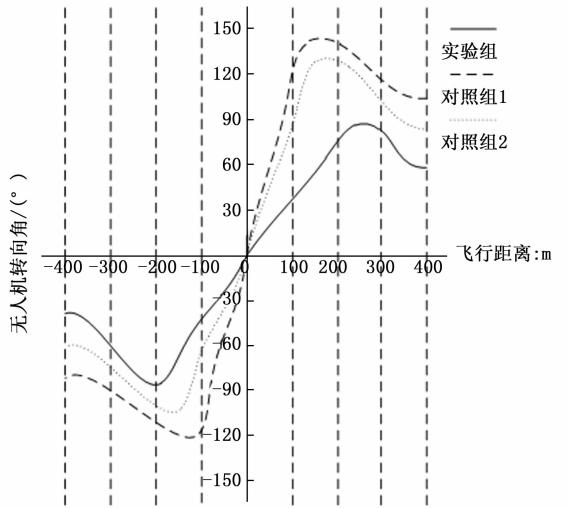


图 9 无人机偏航角

无人机飞行方向为正时：飞行距离在 200~300 m 之间时，实验组偏航角取得最大值  $88.9^\circ$ ，小于  $90^\circ$ 。飞行距离在 100~200 m 之间时，对照组 1、对照组 2 偏航角均取得最大值，前者为  $142.5^\circ$ 、后者为  $131.6^\circ$ ，均大于  $90^\circ$ 。

无人机飞行方向为负时：飞行距离为 200 m 时，实验组偏航角取得最大值  $85.2^\circ$ ，小于  $90^\circ$ 。飞行距离在 100~200 m 之间时，对照组 1、对照组 2 偏航角均取得最大值，前者为  $120.4^\circ$ 、后者为  $104.9^\circ$ ，也大于  $90^\circ$ 。

综上所述本次实验结论为：

1) 应用基于扩张状态观测器的跟踪控制方法，无法始终将无人机偏航角控制在  $0^\circ \sim 90^\circ$  的数值范围之内，这可能是因为在处理控制误差时存在一定的不足，该方法使用了扩张状态观测器来估计和补偿系统误差，但它可能受到环境干扰的影响，导致无法将无人机的偏航角精确地控制在目标范围内，使无人机飞行器难以始终保持稳定的飞行状态。

2) 分布式队形控制方法的应用能力与基于扩张状态观

测器的跟踪控制方法并无明显差异性,都不足以将偏航角控制在 $0^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 的数值范围之内,主要是因为该方法在控制过程中,缺乏对偏航角范围限制的特定约束条件或算法,故而该方法也难以在控制无人机编队方面,达到较为良好的控制效果。

3)应用基于强化迭代学习的分布式无人机编队控制算法,可将正飞行、负飞行方向上的偏航角均控制在 $0^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 的数值范围之内,这是因为本文利用信息迁移条件对分布式无人机编队控制算法展开设计,对无人机相关控制参数进行了计算与调试。该结果表明,该方法的应用可保证飞行器按照基站主机所定义编队信息飞行,符合维护飞行器稳定飞行状态的实际应用需求。

#### 4 结束语

新型分布式无人机编队控制方法的设计,以强化迭代学习模型为基础,在定义无人机编队拓扑结构的同时,求解信息迁移指标的具体数值,再联合编队控制器结构,计算UAV控制参数,从而实现对控制流程的完善。相较于基于扩张状态观测器的跟踪控制方法、分布式队形控制方法,强化迭代学习模型作用下,无人机偏航角的数值水平得到了有效控制,在正、负飞行方向上,均不会出现偏航角数值大于 $90^{\circ}$ 的情况,这是因为本文利用信息迁移条件对分布式无人机编队控制算法展开设计,预先对UAV控制参数进行了计算与建模。这就表示该方法的应用,可使基站主机按照编队信息控制飞行器运动状态,从而使其呈现出较为稳定的飞行状态,与实际控制需求相符合。

#### 参考文献:

- [1] 王巍,彭力,赵继军,等.基于旋翼无人机近地面空间应急物联网节点动态协同部署[J].自动化学报,2021,47(8):2002-2015.
- [2] 赵振华,肖亮,姜斌,等.基于扩张状态观测器的四旋翼无人机快速非奇异终端滑模轨迹跟踪控制[J].控制与决策,2022,37(9):2201-2210.
- [3] 符小卫,潘静.无人机集群规避动态障碍物的分布式队形控制[J].系统工程与电子技术,2022,44(2):529-537.
- [4] 吴宇,梁天骄.基于改进一致性算法的无人机编队控制[J].航空学报,2020,41(9):167-185.
- [5] 戴邵武,赵超轮,李飞,等.一种多约束下无人机编队的模型预测控制算法[J].控制与决策,2023,38(3):706-714.
- [6] 孙立香,孙晓娟,刘成菊,等.人群环境中基于深度强化学习的移动机器人避障算法[J].信息与控制,2022,51(1):107-118.
- [7] 王海波,刘韬,刘圣军,等.使用局部支撑径向基函数的隐式曲线曲面几何迭代算法[J].计算机辅助设计与图形学报,2021,33(11):1755-1764.
- [8] 王阳,张小宽,马前阔,等.基于改进迭代相邻互相关函数

- 的高速高机动目标检测方法[J].探测与控制学报,2022,44(3):84-89.
- [9] 孔造杰,王晓云,耿立沙.基于指数标度的G1-概率系数法和熵的需求重要度修正[J].数学的实践与认识,2021,51(3):1-7.
- [10] 苏冰杰,卢方元,朱峰.基于熵和关联系数的概率对偶犹豫模糊多属性决策方法[J].运筹与管理,2022,31(2):23-28.
- [11] 闵海根,杨一鸣,王武祺,等.基于深度确定性策略梯度的队列纵向协同控制策略[J].长安大学学报(自然科学版),2021,41(4):90-100.
- [12] 边有钢,杨依琳,胡满江,等.基于双向多车跟随式拓扑的混合车辆队列稳定性研究[J].中国公路学报,2022,35(3):66-77.
- [13] 曹娜,徐丽阳,尹晓军.变系数F展开法求解非线性Schrodinger方程的精确解[J].应用数学,2023,36(1):161-169.
- [14] 袁龙,赵茂先.基于Matlab求解时谐复系数弹性波方程的超弱变分方法[J].力学与实践,2021,43(2):289-293.
- [15] 傅闯,叶运铭,汪娟娟,等.基于D分割法的LCC-HVDC系统控制器参数整定方法[J].电力系统自动化,2022,46(13):139-150.
- [16] 夏超英,门旭明,于佳丽.模块化多电平矩阵变换器一致渐近稳定控制器设计[J].电网技术,2021,45(7):2692-2705.
- [17] 张秀全,张俊艺,史开泉.P-集合的动态边界特征与信息动态融合生成[J].信阳师范学院学报(自然科学版),2022,35(3):364-368.
- [18] 张仰森,王胜,魏文杰,等.融合语义信息与问题关键信息的多阶段注意力答案选取模型[J].计算机学报,2021,44(3):491-507.
- [19] 秦继朔,贾科,孔繁哲,等.基于寻优算法的永磁风机并网逆变器故障穿越控制参数分步辨识[J].中国电机工程学报,2021,41(S1):59-69.
- [20] 郭春义,吕乃航,张加卿.提高LCC-HVDC在弱交流系统下的稳定性和动态性能的控制参数优化方法[J].电工技术学报,2023,38(7):1751-1764.
- [21] 李彦征,邹昌利,刘银华.基于主动学习的三维点云数据建模与装配质量预测[J].组合机床与自动化加工技术,2022,581(7):1-4.
- [22] 游峰,曹水金,梁健中,等.面向数据驱动建模的行人轨迹自适应压缩与误匹配识别分割[J].中国公路学报,2022,35(9):119-140.
- [23] 王伟达,彭浩楠,黄国强,等.四轮独立驱动电动汽车行驶稳定性分析与联合滑模变结构主动控制[J].机械工程学报,2021,57(4):103-112.
- [24] 郭擎,柯芳,余潇,等.基于滑模变结构控制的光电稳定平台控制策略研究[J].兵工学报,2022,43(8):1874-1880.