

多稳态势能场驱动的无人机集群相变避障方法

何明^{①②③} 陈启洋*^① 韩伟^① 潘潘^④ 马一松^②

^①(陆军工程大学指挥控制工程学院 南京 210007)

^②(中国人民解放军32180部队 北京 100072)

^③(近地面探测全国重点实验室 北京 100072)

^④(中国人民解放军96901部队 北京 100094)

摘要: 针对动态环境下无人机集群避障过程中出现的行为模式切换不连续和控制抖振的问题, 该文提出了一种多稳态势能场驱动的无人机集群相变避障方法。该方法基于局部环境风险感知构建全局风险共识机制, 并通过非线性映射生成形态因子作为集群行为演化的序参量; 进一步构建包含编队势、避障势与导航势的统一时变势能场模型, 通过形态因子驱动势能场的连续重构, 使集群不同相态对应于势能场中的多稳态势阱, 设计了基于势能场负梯度的分布式一致性控制律, 引入阻尼项耗散系统动能, 从而将集群行为变化刻画为势能场稳态结构的连续相变过程。仿真结果表明, 相较阈值切换法, 集群控制输入变化率降低约26%, 控制峰值降低约18%。相较仿生分流方法, 平均恢复时间缩短约16%, 表明所提方法在动态环境下能够实现行为模式的连续演化与平滑控制, 有效抑制抖振并提升集群整体稳定性与协同效率。

关键词: 无人机集群; 相变控制; 群体智能; 避障; 多稳态势能场

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)00-0001-10

DOI: 10.11999/JEIT260357

CSTR: 32379.14.JEIT260357

1 引言

无人机集群(Unmanned Aerial Vehicle Swarm, UAVS)凭借其分布协同、鲁棒容错等优势, 区域搜索等^[1-3]多任务场景中展现出巨大应用潜力。然而, 此类任务环境往往动态未知、障碍物密集, 对集群的自主避障与协同控制能力提出了严峻挑战^[4,5]。核心难点在于如何使集群在维持整体稳定性的同时, 具备高度的环境自适应性与平滑性。

关于大部分关于无人机避障的研究集中在由单机智能向群体协同的过渡。He等人^[6]针对障碍环境下无人机集群协同避障问题, 提出了一种基于同步分布式模型预测控制方法, 但该方法仅适配低速动态障碍, 未考虑突发密集障碍等情况。Qiu等人^[7]将应力矩阵编队方法用于集群主动避障, 依靠力学约束维持编队结构并结合势场实现避障, 但避障时易出现轨迹超调, 精准避障能力较弱。Anwar等人^[8]

引入了数字孪生概念, 通过数字孪生预测新编队, 从而实现避障决策智能化, 但在高速机动或通信受限等因素影响下, 同步误差风险可能削弱系统在动态环境中的可靠性。Wubben等人^[9]通过优化集群起飞阶段时的空位分配策略, 从源头上显著减少飞行路径交叉, 但未针对性优化集群避障机制。

目前, 仿生理理论逐渐成为研究热点, 该理论为无人机集群在动态环境下的避障问题提供了高效可扩展的解决框架。Fan等人^[10]提出了一种基于混合仿生智能的无人机集群控制方法, 结合鸽子群领导机制, 实现了编队控制中的动态避障, 但仿生规则固化导致避障动作单一, 避障精准度欠佳, 面对动态突发干扰等复杂场景应变能力弱。Mei等人^[11]通过模拟欧椋鸟群的拓扑邻居选择和分岔机制, 在面对动态障碍时, 通过局部简单的规则涌现出全局智能的避障行为, 极大地提升了集群在复杂环境下的自主性和鲁棒性。在仿生基础上, He等人^[12]通过引入物理学中相变理论, 前瞻性地提出仿鸟群行为相变控制新范式。通过调节控制参量来驱动序参量的变化, 当达到临界点时, 集群行为发生明显变化, 实现从相态到另一种相态的平滑快速转换, 从而在动态环境中实现自主协同。

受仿生学研究成果启发, 尤其是鸟群在复杂环境中通过集体行为自组织实现形态平滑转变的现象^[13,14], 该文进一步引入物理学中的多稳态势阱概念, 提出了一种多稳态势能场驱动的无人机集群相

收稿日期: 2026-03-30; 改回日期: 2026-06-22; 网络出版: 2026-07-07

*通信作者: 陈启洋 2300230768@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(62273356), 国家级人才项目(2022-JCJQ-ZQ-001), 国家重点研发计划(2024YFF140140), 启元实验室基金(2025-JCJQ-LA-001-101)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62273356), National-level Talent Program (2022-JCJQ-ZQ-001), National Key Research and Development Program (2024YFF140140), Qiyuan Laboratory Fund (2025-JCJQ-LA-001-101)

变避障方法。该方法将无人机集群在飞行过程中的不同行为模式视为统一势能场中的不同稳定吸引子，通过环境风险驱动势能场全局地形的连续重构，实现集群行为在编队飞行与协同避障之间的平滑相变演化。传统方法主要通过控制参数或权重的切换实现集群行为变化，而该文结合相变思想，使行为演化来源于势能场稳态结构的连续变化，从而在统一动力学框架下实现多行为协同控制。

主要贡献如下：

1) 提出了一种基于相变理论的无人机集群避障建模方法，引入形态因子作为序参量，将集群由编队飞行向协同避障的行为演化刻画为统一势能场稳定结构的连续相变过程。

2) 构建了由环境风险全局共识驱动的多稳态统一势能场模型，在同一势能函数框架下实现编队、避障与导航等多种集群行为的连续融合，避免了传统权重切换方法中势函数结构不连续的问题。

3) 基于多稳态势能场设计了负梯度分布式一致性控制律，通过连续相变机制优化了由控制律不连续引发的抖振问题。

在单障碍物与多障碍物环境下的仿真结果表明，所提出的方法能够在保证避障安全性的同时显著降低姿态和角速度波动，相较于经典人工势场法和基于阈值的切换控制方法，在平滑性和稳定性方面均表现出优势。

2 无人机集群相变行为建模

2.1 无人机动力学模型

考虑一个由 N 架同构的四旋翼无人机组成的集群。定义惯性坐标系 $\mathcal{F}^I = \{O_I, X_I, Y_I, Z_I\}$ 和机体坐标系 $\mathcal{F}^B = \{O_B, X_B, Y_B, Z_B\}$ ，其中 O_B 与无人机质心重合。第 i 架无人机的状态向量定义为：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i = [\mathbf{p}_i^T, \mathbf{v}_i^T, \boldsymbol{\Theta}_i^T, \boldsymbol{\omega}_i^T]^T \\ \mathbf{p}_i = [x_i, y_i, z_i]^T \in \mathbf{R}^3 \\ \mathbf{v}_i = [u_i, v_i, w_i]^T \in \mathbf{R}^3 \\ \boldsymbol{\Theta}_i = [\phi_i, \theta_i, \psi_i]^T \\ \boldsymbol{\omega}_i = [p_i, q_i, r_i]^T \end{cases} \quad (1)$$

其中， \mathbf{p}_i ， \mathbf{v}_i 分别是无人机在惯性系下的位置向量和线速度向量， $\boldsymbol{\Theta}_i$ 为无人机的横转、俯仰以及偏航姿态角向量集合， $\boldsymbol{\omega}_i$ 为无人机在机体坐标系下的角速度向量，图1为无人机三维坐标系建模示意图。

姿态角由机载测量单元获得，并由底层姿态控制回路进行稳定跟踪^[15]，该文假设姿态内环具有足够快的动态响应。所设计的控制律作用于无人机的位置与速度外环，重点关注集群层面的运动协同与避障行为建模。

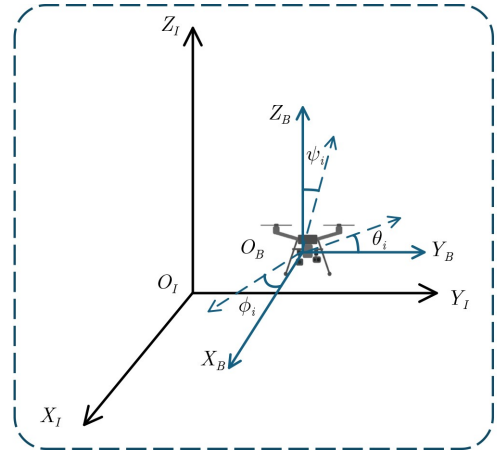


图1 三维坐标系建模

基于牛顿-欧拉公式，第 i 架无人机的连续时间非线性动力学模型可表述为：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{v}_i \\ m\dot{\mathbf{v}}_i = mg\mathbf{z}_I - T_i \mathbf{R}(\boldsymbol{\Theta}_i) \mathbf{z}_B + \mathbf{F}_{d,i} \\ \dot{\boldsymbol{\Theta}}_i = \mathbf{W}(\boldsymbol{\Theta}_i) \boldsymbol{\omega}_i \\ \mathbf{J}\dot{\boldsymbol{\omega}}_i = -\boldsymbol{\omega}_i \times \mathbf{J}\boldsymbol{\omega}_i + \boldsymbol{\tau}_i + \boldsymbol{\tau}_{d,i} \end{cases} \quad (2)$$

其中， m 为无人机质量， g 为重力加速度， $\mathbf{z}_I = [0, 0, 1]^T$ 和 $\mathbf{z}_B = [0, 0, 1]^T$ 分别为惯性系和机体系的单位向量。 $T_i \in \mathbf{R}$ 为四个旋翼产生的总升力。 $\mathbf{R}(\boldsymbol{\Theta}_i) \in \mathbf{SO}(3)$ 为从机体坐标系到惯性坐标系的旋转矩阵。 $\mathbf{F}_{d,i}$ 为空气阻力等外部扰动。 $\mathbf{J} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 为无人机在机体坐标系下的惯性张量。 $\boldsymbol{\tau}_i = [\tau_{\phi,i}, \tau_{\theta,i}, \tau_{\psi,i}]^T$ 为机体轴上由旋翼差动推力产生的控制力矩。 $\boldsymbol{\tau}_{d,i}$ 为气动阻尼力矩等外部扰动。 $\mathbf{W}(\boldsymbol{\Theta}_i)$ 为姿态角速率与机体角速率之间的变换矩阵。

旋翼的总升力 T_i 和控制力矩 $\boldsymbol{\tau}_i$ 与四个电机的转速 $\Omega_{i,j}$ 平方成正比：

$$\begin{bmatrix} T_i \\ \tau_{\phi,i} \\ \tau_{\theta,i} \\ \tau_{\psi,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_F & k_F & k_F & k_F \\ 0 & -k_F l & 0 & k_F l \\ k_F l & 0 & -k_F l & 0 \\ k_M & -k_M & k_M & -k_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_{i,1}^2 \\ \Omega_{i,2}^2 \\ \Omega_{i,3}^2 \\ \Omega_{i,4}^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中， k_F 和 k_M 分别为旋翼的升力系数和反扭矩系数， l 为旋翼中心到质心的距离。

为保证飞行的可行性与安全性，系统需满足以下硬约束：

$$\begin{cases} 0 \leq \Omega_{i,j} \leq \Omega_{\max}, |\mathbf{u}_i| \leq u_{\max} \\ |\phi_i| \leq \phi_{\max}, |\theta_i| \leq \theta_{\max} \\ \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\| \geq d_{\text{safe}}, \forall i \neq j \end{cases} \quad (4)$$

其中，第一项限制电机转速和力矩输出物理上限，第二项控制姿态角能保持在安全范围内，最后一项作为防碰撞约束，控制机间保持安全距离。

2.2 环境态势描述

定义无人机 i 与障碍物 O 和无人机 j 之间的距离如下式：

$$\begin{cases} d_{io} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_o\| - (r_i + r_o) - d_{\text{safe}} \\ d_{ij} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\| - 2r_i - d_{\text{safe}} \end{cases} \quad (5)$$

其中, r_i 是无人机的包络半径, r_o 是障碍物等效半径, d_{safe} 是安全距离。

静态障碍物风险：如式6所示, 无人机感知风险的大小与静态障碍物距离的平方成反比, 并且仅当距离小于感知阈值 d_o 时才被激活。

$$f_i^1(t) = \sum_{o \in \mathcal{O}_{\text{static}}} \frac{\kappa_1}{\max(d_{io}, \epsilon)^2} \cdot 1_{d_{\text{ins}} \leq d_o} \quad (6)$$

动态障碍物风险：如式7所示, 引入了相对速度 $\mathbf{v}_{\text{rel},io}$ 和距离衰减因子。风险值与相对速度成正比, 并随距离增大呈指数衰减。

$$f_i^2(t) = \sum_{o \in \mathcal{O}_{\text{dynamic}}} \frac{\kappa_2 \cdot \mathbf{v}_{\text{rel},io}}{\max(d_{io}, \epsilon)^2} \cdot \exp\left(-\frac{d_{io}}{d_{\text{react}}}\right) \quad (7)$$

集群内部邻近风险：如式8所示, 当两架无人机相对速度很大时, 会显著增大风险值, 以警示潜在的碰撞紧急程度。

$$f_i^3(t) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i, j \neq i} \frac{\kappa_3}{\max(d_{ij}, \epsilon)^2} \cdot \left[1 + \frac{\mathbf{v}_{\text{rel},ij}}{\mathbf{v}_{\text{ref}}}\right] \quad (8)$$

综合定义如下：

$$R_i(t) = f_i^1(t) + f_i^2(t) + f_i^3(t) \quad (9)$$

其中, $\mathcal{O}_{\text{static}}$, $\mathcal{O}_{\text{dynamic}}$ 分别表示静态与动态障碍物集合, \mathcal{N}_i 表示无人机 i 的通信邻居集合, κ_1 , κ_2 和 κ_3 均为大于0的权重系数, 用于平衡不同类型风险对整体态势的贡献。图2为无人机面对静态和动态障碍物避障示意图。

单一局部风险评估不足以支撑全局相变决策。因此, 通过分布式通信使整个集群对整体风险水平达成共识^[16]。定义全局平均风险密度为：

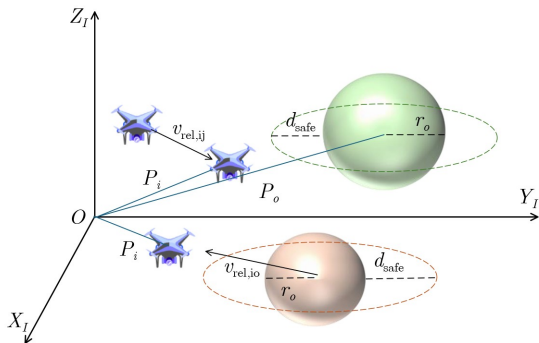


图2 无人机避障示意图

$$\bar{R}^*(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i(t) \quad (10)$$

为在分布式系统中实现风险共识, 采用一阶离散时间平均一致性协议进行迭代计算：

$$R_i^{(m)}(k+1) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i \cup \{i\}} w_{ij} R_j^{(m)}(k) \quad (11)$$

式中, $R_i^{(m)}(k)$ 是无人机 i 在第 k 个控制周期内、第 m 次一致性迭代后的风险估计值, w_{ij} 是满足双随机矩阵条件的权重系数。

定义全局风险共识值 $\bar{R}(t)$ 如下：

$$\lim_{m \rightarrow \infty} R_i^{(m)}(t) = \bar{R}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i^{(0)}(t), \forall i \quad (12)$$

为刻画无人机集群在复杂环境中由编队飞行向协同避障行为的连续演化过程, 引入形态因子 $\Phi(t)$ 作为集群宏观行为的序参量。将其定义为全局风险共识值的非线性映射, 如下式：

$$\Phi(t) = \frac{1}{1 + \exp[-k(\bar{R}(t) - R_c)]} \quad (13)$$

其中: $\Phi(t)$ 由集群对环境风险的全局共识结果映射获得, 当 $\Phi(t)$ 取不同取值时, 势能场的主导项及其稳定结构随之发生变化, 从而驱动集群行为在不同相态之间实现连续过渡。

2.3 集群相态定义

定义集群固态相如下, 面向集群编队飞行场景：

$$\exists x_f^* s.t. \nabla V(x_f^*) = 0, \nabla^2 V(x_f^*) > 0 \quad (14)$$

此时, 当形态因子 $\Phi(t)$ 趋近于0时, 统一势能场由编队势与导航势主导, 在该状态下, 统一势能场在期望编队构型附近仅存在单一稳定极小值, 集群系统的稳定解结构呈现单稳态特性。

定义集群液态相如下, 面向集群遭遇障碍物场景：

$$\exists \{x_{o,k}^*\}_{k=1}^K s.t. \nabla V(x_{o,k}^*) = 0, \nabla^2 V(x_{o,k}^*) > 0 \quad (15)$$

此时, 当形态因子 $\Phi(t)$ 趋近于1时, 随着形态因子增大, 统一势能场的全局地形发生连续重构, 系统稳定解由单稳态演化为多稳态结构, 图3为集群相态转换示意图。

3 多稳态势能场驱动的相变控制

3.1 统一势能场构建

通过构建一个全局时变的势能场函数 $U(\mathbf{X}, \Phi)$, 其中包括无人机集群的个体状态、环境信息以及形态因子, 引导无人机集群向低能量的状

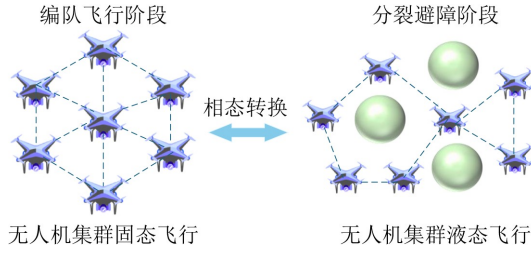


图3 集群相态转换示意图

态区域运动。令集群中所有无人机的信息集合为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N\}$ ，包含了第 i 架无人机的状态和通信感知信息。

$$\begin{cases} U_{\text{temm}}(\mathbf{X}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j \in N_i} k_f \|p_{ij} - p_{ij}^{de}\|^2 \\ U_{\text{data}}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{o \in \mathcal{O}} m(d_{i,o}) + \sum_{j \in N_{i,jed}} \Psi(d_{i,j}) \right) \\ U_{\text{ase}}(\mathbf{X}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N k \|p_i - p_{\text{target}}\|^2 \end{cases} \quad (16)$$

其中，第一项为编队势能函数，该势能项在期望队形处产生一个势阱，驱使个体保持编队。第二项为避障势能函数 $U_{\text{obs}}(\mathbf{X})$ ， \mathcal{O} 为障碍物集合， $d_{i,o}$ 和 $d_{i,j}$ 分别为无人机 i 与障碍物、无人机 j 之间的距离。函数 $m(\cdot)$ 和 $\Psi(\cdot)$ 为斥力势函数。第三项为导航势能函数 $U_{\text{nav}}(\mathbf{X})$ ，该项产生一个吸引集群向目标点运动的梯度。图4为统一势场示意图。

当形态因子趋近于零时，集群处于固态，模拟鸽群的归巢导航机制^[17]。将导航势的权重函数 $\gamma(\Phi, d)$ 设计为两阶段导航策略的函数：

$$\gamma(\Phi, d) = \gamma_0 \cdot S(d) \cdot (1 - \Phi) \quad (17)$$

$$S(d) = \frac{1}{1 + \exp(-\kappa(d - d_{\text{threshold}}))} \quad (18)$$

其中，设定 $S(d)$ 为鸽群策略函数， d 为集群中心到目标点的距离。当 d 较大时， $S(d) \approx 1$ ，导航势权重最大，集群像鸽群在地图指南针阶段一样，被吸引向目标进行大范围收敛；当 d 较小时， $S(d)$ 减小，集群侧重在目标点附近的精确编队。

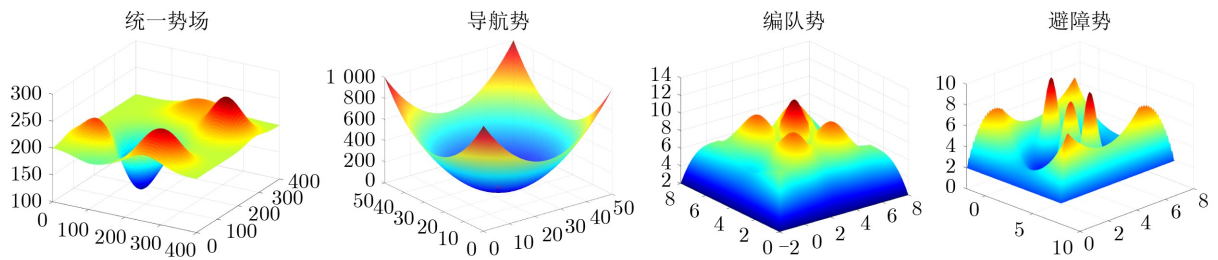


图4 统一势场示意图

同时，编队势权重 $\alpha(\Phi)$ 相应增大：

$$\alpha(\Phi) = \alpha_0 + \Delta\alpha \cdot (1 - S(d)) \cdot (1 - \Phi) \quad (19)$$

当形态因子显著增大时，集群相变为液态，模拟棕鸟群的分布式避障机制^[18]。此时，避障势的权重 $\beta(\Phi)$ 急剧增大，成为主导项：

$$\beta(\Phi) = \beta_0 \cdot \Phi \quad (20)$$

在避障势中引入一个领导者影响势 $U_{\text{lead}}(\mathbf{X})$ ，与基本避障势 $U_{\text{obs}}(\mathbf{X})$ 共同构成避障势，领导者影响势驱使追随者与局部选举出的领导者保持相对位置，如下式所示：

$$\begin{cases} U_{\text{obs}}^1(\mathbf{X}) = \beta(\Phi) \cdot U_{\text{obs}}(\mathbf{X}) + \lambda(\Phi) \cdot U_{\text{lead}}(\mathbf{X}) \\ U_{\text{lead}}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j \in \mathcal{N}_i^{\text{lead}}} k_l (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j) - (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j)^2 \\ \lambda(\Phi) = \lambda_{\text{max}} \cdot \Phi \end{cases} \quad (21)$$

其中， $\mathcal{N}_i^{\text{lead}}$ 是无人机 i 感知范围内的领导者集合。权重 $\lambda(\Phi)$ 在高风险时被激活。在液态避障时，集群行为由局部领导者引导，实现棕鸟群般灵动的协同规避。

统一势能场表达式为：

$$U(\mathbf{X}, \Phi) = \alpha(\Phi) \cdot U_{\text{form}}(\mathbf{X}) + [\beta(\Phi) \cdot U_{\text{obs}}(\mathbf{X}) + \lambda(\Phi) \cdot U_{\text{lead}}(\mathbf{X})] + \gamma(\Phi, d) \cdot U_{\text{nav}}(\mathbf{X}) \quad (22)$$

3.2 一致性控制律

集群倾向于向势能降低的方向运动，其负梯度方向即为集群演化的方向^[19]。统一势能场用于刻画无人机集群的期望行为结构，而基于势能场负梯度的一致性控制律驱动系统状态沿势能下降方向演化，从而使集群在分布式条件下收敛到势能场的稳定平衡点。

全局势能场 $U(\mathbf{X}, \Phi)$ 是集群中所有无人机状态的函数。对于第 i 架无人机而言，控制律的设计应使其自身的运动能有效降低整个系统的势能。故控制量应正比于系统总势能对其状态的负梯度：

$$\mathbf{u}_i^{\text{pot}} = -k_p \nabla_{\mathbf{x}_i} U(\mathbf{X}, \Phi) \quad (23)$$

其中, $k_p > 0$ 为控制增益, $\nabla_{\mathbf{x}_i} U$ 表示势能场 U 对无人机 i 的状态 \mathbf{x}_i 的梯度。

由式(17), 编队势能 U_f 仅依赖于其邻居无人机的位置。因此, 其梯度为:

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{x}_i} U_f &= \begin{bmatrix} \nabla_{\mathbf{p}_i} U_f \\ 0 \end{bmatrix}, \text{ 其中} \\ \nabla_{\mathbf{p}_i} U_f &= \sum_{j \in \mathcal{N}_i^f} 2((\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j) - d_{ij}^d) \end{aligned} \quad (24)$$

其中, 该梯度项产生一个力, 驱使无人机 i 调整其与邻居 j 的相对位置至期望值 d_{ij}^d , 从而实现相态间变化。

势场梯度控制指定了一个期望的加速度。对于无人机集群系统, 将控制律设计为:

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{u}_i^{\text{pot}} - k_d \mathbf{x}_i + \mathbf{u}_i^{\text{comp}} \quad (25)$$

其中, $-k_d \mathbf{x}_i$ 为阻尼项。 $\mathbf{u}_i^{\text{comp}}$ 项为动力学补偿项。

将统一势能场关于无人机位置 \mathbf{p}_i 的负梯度展开, 可得控制律的显式形式:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i &= -k_p \left[\alpha(t) \sum_{j \in \mathcal{N}_i^f} 2(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j - d_{ij}^d) \right. \\ &\quad \left. + \beta(t) \left(\sum_o \nabla \Psi_{io} + \sum_{j \neq i} \nabla \Psi_{ij} \right) \right. \\ &\quad \left. + \gamma(t) (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{i,g}) \right] - k_d \mathbf{x}_i + \mathbf{u}_i^{\text{comp}} \end{aligned} \quad (26)$$

控制律 \mathbf{u}_i 的计算仅依赖于无人机 i 的局部信息: 自身的状态信息、其通信邻居的状态 \mathbf{x}_j ($j \in \mathcal{N}_i$)、以及其传感器感知范围内的障碍物信息。从而优化了传统切换控制存在的抖振问题。图5为集群控制方法总体框架图

3.3 算法实现与复杂度分析

所提出的相变避障算法采用分布式架构, 每架无人机独立执行算法流程, 仅依赖自身状态、局部邻居信息与环境感知信息, 通过形态因子驱动统一

势能场实时重构, 实现集群行为在编队相与避障相之间的平滑相变。

设集群无人机数量为 n , 单机通信邻居数上限为 m , 感知范围内障碍物数量为 o , 风险一致性迭代次数为固定常数 k 。

step1: 初始化。该步骤为变量赋值, 无循环或复杂运算, 时间复杂度为 $O(1)$ 。

step2: 局部环境风险计算。无人机 i 需要遍历探测范围内的所有障碍物和通信邻居, 计算距离并融合风险值。该过程的时间复杂度为 $O(o + m)$ 。

step3: 一致性迭代。无人机单体仅与有限邻居通信交互, 迭代次数 t 为固定常数, 与集群规模 n 无关。这部分时间复杂度为: $O(t \cdot m) = O(m)$ 。

step4: 三种分势能场的计算均仅涉及对邻居和障碍物的局部遍历, 时间复杂 $O(m + o)$ 。

综合以上分析, 单架无人机单步执行的时间复杂度为 $T_{\text{total}} = O(m + o)$ 。在实际工程场景中, 无人机的探测半径 R_s 和通信半径 R_c 是固定的, 因此邻居数 m 为有界常数, 与集群规模 n 无关。

算法采用分布式架构, 单架无人机仅需存储自身状态、邻居信息、障碍物数据及固定参数, 单机空间复杂度为 $O(m + o)$; 在邻居数 m 为有界常数的实际场景下, 单机空间复杂度为 $O(1)$, 整个集群的总空间复杂度为 $O(n)$, 不存在随集群规模显著增长的全局存储开销。

4 仿真实验与结果分析

4.1 仿真环境

实验设置如表1所示, 本次无人机集群相变避障仿真实验基于 MATLAB R2025b 仿真平台完成程序编写、数值运算与可视化结果输出, 依托 MATLAB 内置矩阵运算模块、三维绘图工具箱与数值迭代求解器实现无人机集群动力学建模、可在同系列不同版本环境中稳定运行。

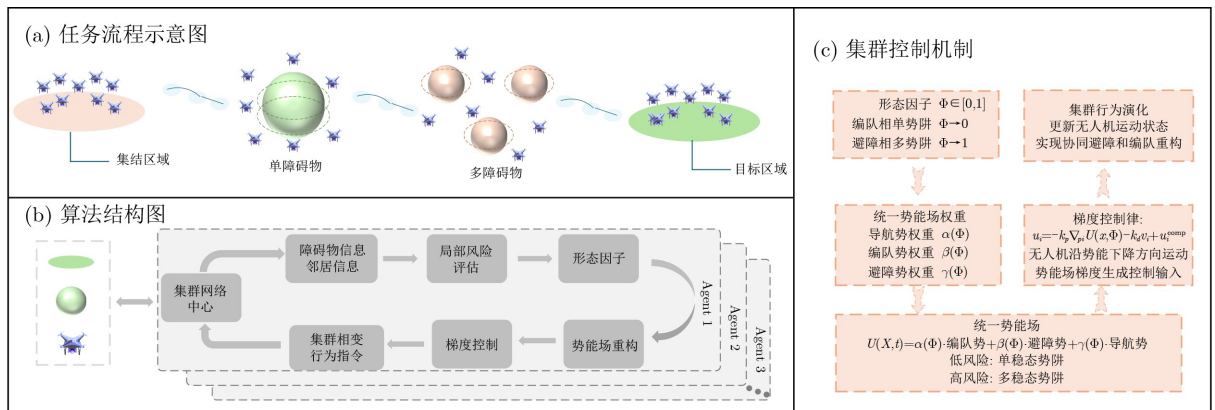


图 5 集群相变避障方法总体框架

4.2 避障效果分析

为验证提出的方法是否能够实现集群的避障效果, 设置以下两种避障场景。

场景1: 设定1个圆柱状障碍物模拟单障碍物场景。

场景2: 设定3个圆柱形障碍, 4个圆球状障碍物模拟多障碍物场景。

场景3: 设定为密集狭窄障碍物环境, 其中仿真环境中添加5面墙体障碍物。

从图6可以看出, 在单障碍物与多障碍物两种场景下, 所提出的多稳态势能场驱动的可变避障方法均能够引导无人机集群完成连续、无碰撞的避障飞行。

在图6(a)中, 集群在接近障碍物前保持紧密编队结构, 当环境风险逐渐增大时, 集群整体由固态

相平滑过渡至液态相。无人机个体沿障碍物边缘形成自然分流, 并在通过障碍后重新聚合。

在图6(b)中, 由于障碍物分布更为密集, 集群在飞行过程中多次经历风险水平的变化。仿真结果表明, 集群能够根据局部环境风险自适应调整整体形态, 在不同障碍物间形成多次连续的相变过程。

图7展示单障碍物场景下无人机的俯仰角、滚转角及角速度变化情况。无人机的俯仰角与滚转角变化连续且幅值受限, 未出现大幅度突变, 说明控制律在相变过程中保持了良好的平滑性。角速度变化曲线整体平稳, 仅在接近障碍物时出现适度增加, 用于支持机动避障行为。

图8展示在两种场景中, 所有无人机与障碍物之间的距离, 均始终大于设定的安全阈值, 表明避障势能项能够在风险增大时形成有效的排斥力。机间距离曲线未出现低于安全距离的情况, 说明在液态相避障过程中, 集群内部可保持良好的防碰撞能力。这表明所提出的方法不仅能够实现对外部障碍的规避, 同时也可保证集群内部安全, 避免因避障动作引发二次碰撞

4.3 对比分析

为验证方法的优越性, 将提出的方法与目前主流避障方法进行对比。选择基于势场控制^[21]、基于阈值触发切换^[22]以及和仿生启发式^[11]的三类避障方法以及消融实验展开分析。所有结果均为20次独立实验的平均值。

算法 1 多稳态势能场驱动的集群可变避障算法

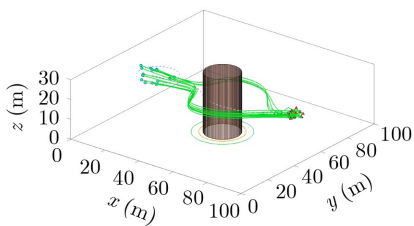
```

输入: 无人机i状态, 邻居无人机集合 $N_i$ , 风险权重 $\kappa$ , 系统参数(安全距离 $d_{safe}$ , 探测半径 $R_S$ , 通信半径 $R_C$ )
输出: 无人机控制输入 $u_i$ 
1.初始化参数: 编队势, 避障势, 导航势函数, 局部风险值, 全局共识风险值, 形态因子 $\Phi$ ;
2.while 未到达目标点:
// 局部环境风险计算
3.计算无人机与障碍物距离, 与邻居距离;
4.计算静态障碍风险,动态障碍风险,机间风险;
// 全局风险共识与形态因子生成
5.执行一致性迭代, 获得全局风险共识 $\bar{R}(t)$ ;
6.通过对全局风险公式进行非线性映射得到形态因子 $\Phi$ ;
//统一时变势能场构建
7.通过公式(17)得到编队势 $U_{form}$ ,  $U_{obs}$ ,  $U_{nav}$ ;
8.结合势能权重计算得到 $U(\mathbf{X}, \Phi)$ ;
// 负梯度一致性控制律
9.计算总势能对无人机位置 $\mathbf{p}_i$ 的负梯度方向;
10.计算无人机控制输入 $u_i$ ;
// 状态更新
执行控制输入 $u_i$ 更新位置 $\mathbf{p}_i$ 、速度 $\mathbf{v}_i$ ;
End While

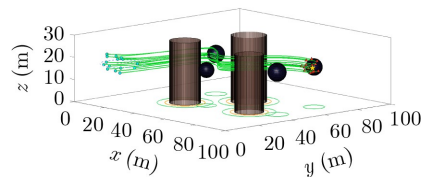
```

表 1 参数设置

参数符号	物理含义	取值
N	无人机数量/个	15
r_v	包络半径/m	1
d_{safe}	安全距离/m	1.2
R_S	探测半径/m	8
R_C	通信半径/m	6
κ_1	静态障碍风险权重	0.5
κ_2	动态障碍风险权重	0.3
κ_3	邻居风险权重	0.2



(a) 单障碍物避障轨迹



(b) 多障碍物避障轨迹

图 6 两种场景下集群避障轨迹

在图9中狭窄通道场景下的轨迹对比结果表明，APF法在穿越右侧通道时，受障碍物斥力叠加影响，轨迹出现明显的弯曲和震荡，部分无人机因局部极小值效应产生了绕行路径，且在目标附近存在控制抖动现象；而所提出的相变控制法则能根据局部障碍风险动态调整势场权重，在保持集群基本队形的同时，以更平滑的轨迹高效穿越障碍区，无明显震荡与局部极小值问题，展现出更强的路径优化能力。

图10从避障安全性、群体协同性及控制输入平滑性三个方面对五种方法进行了综合对比。

在避障安全性方面，该文提出的相变控制方法在保证较大安全距离的同时，避免了过度绕行，实

现了安全性与路径效率之间的平衡。在控制平滑性方面，阈值切换方法的控制输入变化率最高，表现出明显抖振现象。相比之下，该文方法通过形态因子驱动势能结构的连续重构，使控制输入随风险水平连续变化。统计结果表明，相比阈值切换方法，控制输入变化率降低约26%，控制峰值降低约18%，显著抑制了抖振。为验证相变机制的有效性，在统一势能场框架下去除形态因子，仅采用固定权重策略进行消融实验。结果显示，消融模型的控制变化率明显增大，机间距离波动幅度上升，说明多稳态相变机制在抑制控制振荡和维持群体稳定性方面发挥了关键作用。在群体协同性方面，所提方法在通过障碍后能够快速恢复编队结构，平均恢

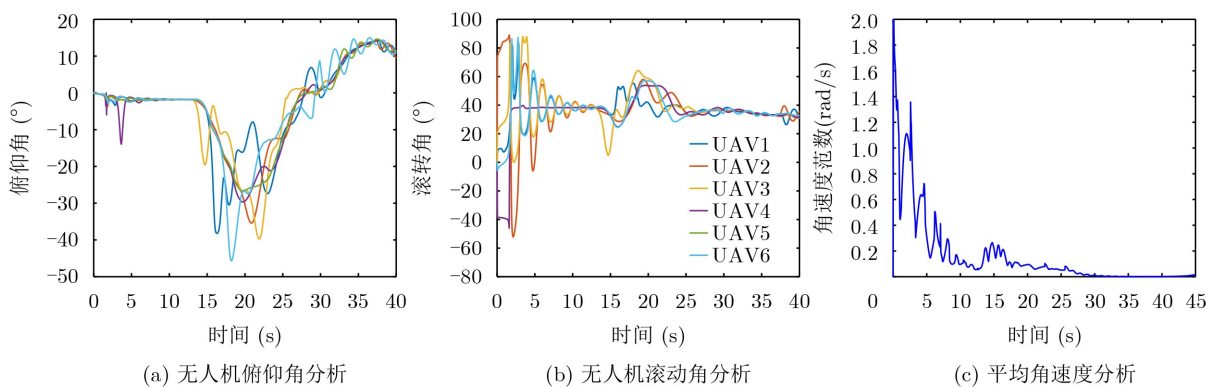


图 7 多障碍物场景集群运动角度分析

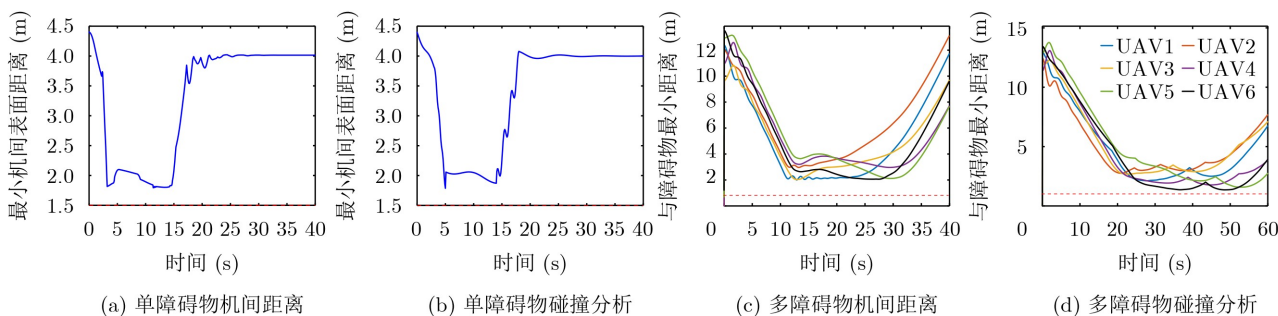


图 8 两种场景下集群避障效果分析

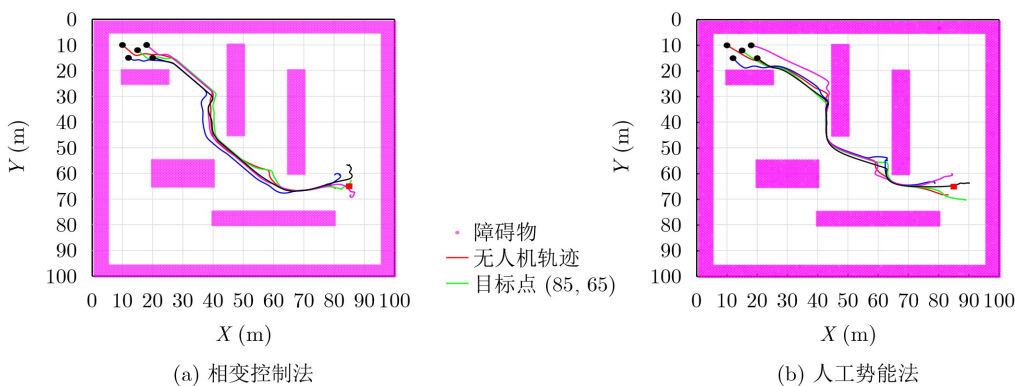


图 9 轨迹质量对比

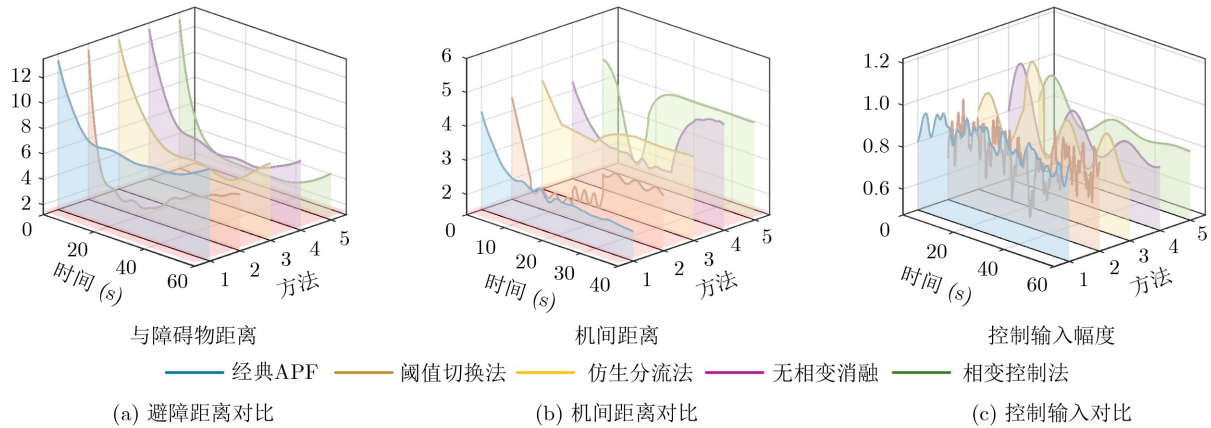


图 10 多种方法对比分析

复时间较仿生分流方法缩短约16%，体现了良好的形态重构能力。综合来看，所提出的多稳态相变控制方法在安全性、平滑性与协同性之间实现了更优的综合性能。

5 总结

该文针对动态未知环境下无人机集群避障过程中行为切换不连续、控制抖振严重等问题，提出一种多稳态势能场驱动的无人机集群相变避障方法。通过构建局部环境风险感知与全局风险共识机制，引入形态因子作为集群行为演化的序参量，将编队、导航与避障功能统一于时变势能场框架内，仿真结果表明，所提方法能够实现编队相与避障相之间的平滑过渡，在动态障碍场景下具备更高的安全性、平滑性与协同效率。

该文方法可应用于低空密集环境、动态障碍场景、强约束任务空域下的无人机集群自主飞行，具备工程落地价值，然而，该文未考虑通信时延等实际约束，执行器饱和与外界风扰也会对风险计算与控制平稳性产生影响，未来将重点研究抗干扰分布式风险共识、并通过实物集群平台开展半物理与外场实验，进一步提升算法在真实复杂场景中的工程实用性。

参考文献

- [1] 张欣睿, 时晨光, 吴志锋, 等. 动态威胁下基于改进APF-RRT*算法的无人机集群隐身航迹规划算法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(12): 5178–5191. doi: [10.11999/JEIT250554](https://doi.org/10.11999/JEIT250554).
ZHANG Xinrui, SHI Chenguang, WU Zhifeng, *et al.* Stealthy path planning algorithm for UAV swarm based on improved APF-RRT* under dynamic threat[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(12): 5178–5191. doi: [10.11999/JEIT250554](https://doi.org/10.11999/JEIT250554).
- [2] JING Xu. Research on key technologies of UAV cluster cooperative system for Internet of Things applications[J]. *Journal of Control and Decision*, 2024, 11(1): 26–35. doi: [10.1080/23307706.2022.2089749](https://doi.org/10.1080/23307706.2022.2089749).
- [3] 薛健, 赵琳, 向贤财, 等. 非完全信息下无人机集群对抗研究综述[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(4): 1157–1172. doi: [10.11999/JEIT230544](https://doi.org/10.11999/JEIT230544).
XUE Jian, ZHAO Lin, XIANG Xiancai, *et al.* A review of the research on UAV swarm confrontation under incomplete information[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(4): 1157–1172. doi: [10.11999/JEIT230544](https://doi.org/10.11999/JEIT230544).
- [4] ZHANG Jie, LI Fengyun, LI Jiacheng, *et al.* A pseudo-exponential-based artificial potential field method for UAV cluster control under static and dynamical obstacles[J]. *Drones*, 2024, 8(9): 506. doi: [10.3390/drones8090506](https://doi.org/10.3390/drones8090506).
- [5] 王傲, 李大鹏, 徐逸凡, 等. 先验引导的时序融合多无人机协同避障航路规划方法[J]. 电子与信息学报, 2026, 48(5): 2089–2101. doi: [10.11999/JEIT251231](https://doi.org/10.11999/JEIT251231).
WANG Ao, LI Dapeng, XU Yifan, *et al.* Prior-guided temporal fusion method for multi-UAV cooperative obstacle-avoidance route planning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2026, 48(5): 2089–2101. doi: [10.11999/JEIT251231](https://doi.org/10.11999/JEIT251231).
- [6] HE Yunfeng, SHI Xianjun, LU Jianhua, *et al.* Grouping formation and obstacle avoidance control of UAV swarm based on synchronous DMPC[J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2024, 2024(1): 4934194. doi: [10.1155/2024/4934194](https://doi.org/10.1155/2024/4934194).
- [7] QIU Zhenyue, ZHANG Lei, CHI Yuan, *et al.* Active obstacle avoidance of multi-rotor UAV swarm based on stress matrix formation method[J]. *Mathematics*, 2025, 13(1): 86. doi: [10.3390/math13010086](https://doi.org/10.3390/math13010086).
- [8] ANWAR M A, JAVED M M, AHMAD R, *et al.* A digital twin approach to dynamic obstacle avoidance in UAV swarm operations[C]. 2024 5th International Conference on Emerging Trends in Electrical, Electronic and Communications Engineering (ELECOM), Balaclava,

- Mauritius, 2024: 1–6. doi: [10.1109/ELECOM63163.2024.10892180](https://doi.org/10.1109/ELECOM63163.2024.10892180).
- [9] WUBBEN J, HERNÁNDEZ D, CECILIA J M, *et al.* Assignment and take-off approaches for large-scale autonomous UAV swarms[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(5): 4836–4847. doi: [10.1109/TITS.2023.3242765](https://doi.org/10.1109/TITS.2023.3242765).
- [10] FAN Ruitao, WANG Jintao, HAN Weixin, *et al.* UAV swarm control based on hybrid bionic swarm intelligence[J]. *Guidance, Navigation and Control*, 2023, 3(2): 2350008. doi: [10.1142/S2737480723500085](https://doi.org/10.1142/S2737480723500085).
- [11] 梅宇, 段海滨, 魏晨. 仿欧椋鸟分岔-聚集自适应控制在复杂多障碍环境中的无人机集群协同[J]. *中国科学: 信息科学*, 2025, 55(12): 3114–3128. doi: [10.1360/SSI-2025-0275](https://doi.org/10.1360/SSI-2025-0275).
- MEI Yu, DUAN Haibin, and WEI Chen. Starling-inspired bifurcation-aggregation adaptive control for UAV swarms in complex multi-obstacle environments[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2025, 55(12): 3114–3128. doi: [10.1360/SSI-2025-0275](https://doi.org/10.1360/SSI-2025-0275).
- [12] 何明, 陈浩天, 韩伟, 等. 无人机仿鸟群协同控制发展现状及关键技术[J]. *航空学报*, 2024, 45(20): 29946. doi: [10.7527/S1000-6893.2024.29946](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2024.29946).
- HE Ming, CHEN Haotian, HAN Wei, *et al.* Development status and key technologies of cooperative control of bird-inspired UAV swarms[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(20): 29946. doi: [10.7527/S1000-6893.2024.29946](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2024.29946).
- [13] BIDEAU P, PHAM D, DHELLEMMES F, *et al.* Watching swarm dynamics from above: A framework for advanced object tracking in drone videos[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2026, 134(4): 146. doi: [10.1007/s11263-025-02713-y](https://doi.org/10.1007/s11263-025-02713-y).
- [14] HUANG Jialei, ZHU Bo, and HU Tianjiang. ATI: Assemble topological interaction overcomes consistency-cohesion trade-off in bird flocking[J]. *IET Cyber-Systems and Robotics*, 2024, 6(2): e12114. doi: [10.1049/csy2.12114](https://doi.org/10.1049/csy2.12114).
- [15] ZHU Xiaoyuan, LI Yuxue, WANG He, *et al.* Integrated physics-data based LPV attitude control of quadrotor UAV system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2025, 72(9): 9635–9644. doi: [10.1109/TIE.2025.3544211](https://doi.org/10.1109/TIE.2025.3544211).
- [16] CUI Yukang, LIANG Yiwen, LUO Qianqian, *et al.* Resilient consensus control of heterogeneous multi-UAV systems with leader of unknown input against Byzantine attacks[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, 22: 5388–5399. doi: [10.1109/tase.2024.3420697](https://doi.org/10.1109/tase.2024.3420697).
- [17] 刘航, 袁洋, 段海滨, 等. 基于变权重改进鸽群优化的无人机集群围捕控制[J]. *机器人*, 2025, 47(3): 438–447. doi: [10.13973/j.cnki.robot.250003](https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.250003).
- LIU Hang, YUAN Yang, DUAN Haibin, *et al.* Enclosing control of UAV swarm based on the improved pigeon inspired optimization with variable weights[J]. *Robot*, 2025, 47(3): 438–447. doi: [10.13973/j.cnki.robot.250003](https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.250003).
- [18] MOUY H. Murmurations as extended strategic negotiations over roost hierarchy and safe roost positions, particularly in starlings (*Sturnus vulgaris*)[J]. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 2025, 79(12): 127. doi: [10.1007/s00265-025-03668-3](https://doi.org/10.1007/s00265-025-03668-3).
- [19] POGHOSYAN S, POGHOSYAN V, ABRAHAMYAN S, *et al.* Cloud-based mathematical models for self-organizing swarms of UAVs: Design and analysis[J]. *Drone Systems and Applications*, 2024, 12: 1–12. doi: [10.1139/dsa-2023-0039](https://doi.org/10.1139/dsa-2023-0039).
- [20] LIAO Jian, CHENG Jun, XIN Bin, *et al.* UAV swarm formation reconfiguration control based on variable-stepsize MPC-APCMPIO algorithm[J]. *Science China Information Sciences*, 2023, 66(11): 212207. doi: [10.1007/s11432-022-3735-5](https://doi.org/10.1007/s11432-022-3735-5).
- [21] VAIBHAV PAVLE N, RAJNEESH S, SAHOO R K, *et al.* Obstacle avoidance of UAV in dynamic environments using direction and velocity-adaptive artificial potential field[J]. arXiv preprint arXiv: 2512.07609. doi: [10.48550/arXiv.2512.07609](https://doi.org/10.48550/arXiv.2512.07609). (查阅网上资料, 不确定本条文献类型及格式是否正确, 请确认).
- [22] WEI Jingwen. Real-time obstacle avoidance algorithms for unmanned aerial and ground vehicles[D]. [Master dissertation], The University of New South Wales, 2024. doi: [10.26190/unsworks/30514](https://doi.org/10.26190/unsworks/30514).
- 何 明: 男, 博士, 教授.
陈启洋: 男, 硕士生, 研究方向为无人机集群指挥控制.
韩 伟: 女, 博士, 研究方向为无人化指挥控制.
潘 潘: 男, 博士, 副研究员, 研究方向为网络信息安全.
马一松: 男, 硕士, 研究方向为指挥控制.

责任编辑: 余蓉

A Phase Transition Obstacle Avoidance Method for UAV Swarms Driven by Multistable Potential Fields

HE Ming^{①②③} CHEN QiYang^① HAN Wei^① PAN Pan^④ MA YiSong^②

^①(*College of Command and Control Engineering, Army Engineering University, Nanjing 210007, Jiangsu Province*)

^②(*National Key Laboratory of Near-Surface Detection, Beijing 100072, China*)

^③(*Unit 32180 Chinese People's Liberation Army, Beijing 100072, China*)

^④(*Unit 96901, Chinese People's Liberation Army, Beijing 100094, China*)

Abstract:

Objective Unmanned aerial vehicle swarms have demonstrated significant potential in complex missions such as search, surveillance, and disaster response due to their distributed coordination and robustness. However, in dynamic environments with dense obstacles and rapidly changing risks, conventional swarm control methods often suffer from discontinuous behavior switching and control chattering, which degrade stability and coordination efficiency. Existing approaches, including threshold-based switching and fixed-weight artificial potential fields, rely on abrupt transitions between behavioral modes, leading to oscillations. To address these issues, this paper proposes a phase transition obstacle avoidance method for UAV swarms driven by multi-stable potential fields, where swarm behavior evolution is modeled as a continuous phase transition process within a unified potential field framework, enabling smooth and adaptive transitions between formation and obstacle avoidance behaviors.

Methods An environmental situation awareness model is first established by integrating static obstacle risk, dynamic obstacle risk, and inter-agent proximity risk. A distributed consensus protocol is employed to obtain global risk awareness. A morphology factor is then introduced as an order parameter via nonlinear mapping of the global risk, characterizing the macroscopic swarm state. A unified time-varying potential field is constructed, consisting of formation, obstacle avoidance, and navigation potentials, whose relative weights are dynamically adjusted by the morphology factor. When the risk is low, the system exhibits a mono-stable structure dominated by formation and navigation potentials; as the risk increases, it transitions to a multi-stable structure dominated by avoidance potential, enabling distributed obstacle avoidance. A distributed consensus control law based on the negative gradient of the potential field is further designed. A damping term ensures energy dissipation and stability, while a dynamic compensation term addresses nonlinear dynamics. The control law relies only on local information, ensuring scalability. The global uniform ultimate boundedness of the closed-loop system is proven using Lyapunov theory.

Results and Discussions Simulation results demonstrate that the proposed method enables the swarm to maintain compact solid-phase formation in low-risk areas and smoothly transit to dispersed liquid-phase structure when encountering obstacles, followed by rapid integral regrouping after obstacle traversal. The pitch and roll angles of each UAV change gently without sharp jumps, and the distances between UAVs and obstacles/inter-UAV gaps always stay above the preset safety threshold, guaranteeing collision-free flight. Quantitative comparison statistics from 20 repeated experiments show that compared with threshold-switching control, the variation rate of control inputs is reduced by 26% and the peak control magnitude drops by 18%; compared with bionic shunting methods, the formation recovery time after obstacle avoidance is shortened by 16%. Ablation test results verify that removing the morphology-driven phase transition mechanism will obviously amplify trajectory fluctuation and control oscillation, which proves the core role of multi-stable continuous phase transition in smoothing swarm motion. In narrow channel complex environments, the proposed method effectively avoids the local minimum trap existing in traditional APF and produces smoother flight trajectories without obvious vibration.

Conclusions A phase transition obstacle avoidance method for UAV swarms based on multi-stable potential fields is proposed. By introducing a morphology factor and constructing a unified potential field, swarm behavior evolution is modeled as a continuous phase transition process. The distributed control law ensures smooth behavior transitions, stability, and scalability. Simulation results verify that the proposed method outperforms conventional approaches in safety, smoothness, and coordination efficiency.

Key words: UAV swarms; phase transition control; swarm intelligence; obstacle avoidance; multi-stable potential field