



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112783209 A

(43) 申请公布日 2021. 05. 11

(21) 申请号 202011637374.6

(22) 申请日 2020.12.31

(71) 申请人 北京航空航天大学

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72) 发明人 段海滨 于月平 邓亦敏 霍梦真

魏晨 吴江 周锐

(74) 专利代理机构 北京慧泉知识产权代理有限公司

公司 11232

代理人 李娜 王顺荣

(51) Int. Cl.

G05D 1/10 (2006.01)

G06N 3/00 (2006.01)

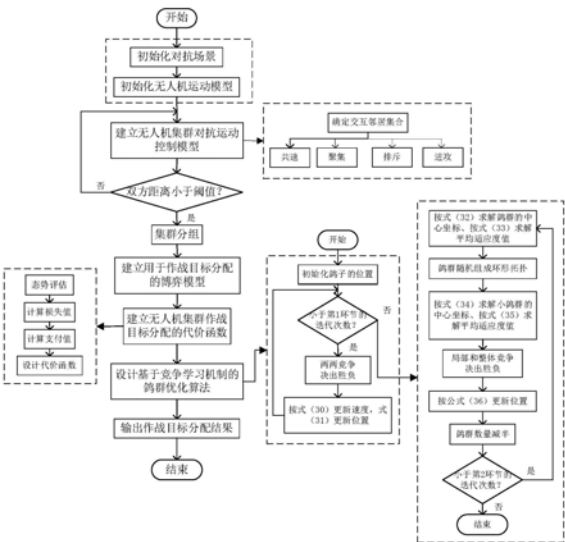
权利要求书6页 说明书15页 附图7页

(54) 发明名称

一种基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法

(57) 摘要

本发明公开一种基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,包括以下实施步骤:步骤一:初始化集群对抗环境设置;步骤二:建立无人机集群对抗运动控制模型;步骤三:建立基于动态博弈论的作战目标分配模型;步骤四:建立无人机集群作战目标分配的代价函数;步骤五:设计基于竞争学习机制的鸽群优化算法;步骤六:输出无人机集群对抗结果;该方法解决了无人机集群对抗中的运动控制和作战目标分配问题,设计成本低、实时性强、稳定性高,具有实际应用价值,提升了无人机集群对抗中的自主能力水平。



1. 一种基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,其特征在于:该方法实现步骤如下:

步骤一:初始化集群对抗环境设置,具体包括:初始化对抗场景;初始化无人机运动控制模型;

步骤二:建立无人机集群对抗运动控制模型,具体包括:

S21、确定交互邻居集合;

S22、共速;

S23、聚集;

S24、排斥;

S25、进攻;

S26、状态变量更新;

步骤三:建立基于动态博弈论的作战目标分配模型,具体包括:判断双方是否进入直接对抗模式;建立集群分组模型;确定可选作战目标集合;建立用于作战目标分配的博弈模型;

步骤四:建立无人机集群作战目标分配的代价函数,具体包括:

S41、建立态势评估模型;

S42、建立 α 方的损失值计算模型;

S43、建立 α 方的支付值计算模型;

S44、设计用于求解目标分配混合策略的代价函数;

步骤五:设计基于竞争学习机制的鸽群优化算法,具体包括:

S51、初始化优化算法参数;

S52、地图和指南针算子;

S53、地标算子;

步骤六:输出无人机集群对抗结果,具体包括:无人机集群对抗中运动控制仿真结果;无人机集群对抗中作战目标分配仿真结果。

2. 根据权利要求1所述的基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,其特征在于:所述步骤S21确定交互邻居集合的具体过程如下:

将欧椋鸟群特有的通信交互机制用于对抗运动控制中;在 α 方中,首先计算出任意无人机 i 和 α 方中除无人机 i 之外的无人机之间的距离,然后将除无人机 i 之外的无人机按所求距离值从小到大的顺序进行排序,用 $order_{ij}^{\alpha}$ 来表示第 j 个个体的排序, $j=1,2,\dots,num,j\neq i$,所以 α 方无人机 i 的邻居集合可以表示为:

$$NEI_i^{\alpha} = \{j | order_{ij}^{\alpha} \leq 7\}$$

其中, NEI_i^{α} 表示 α 方无人机 i 的邻居集合。

3. 根据权利要求1所述的基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,其特征在于:所述步骤S25进攻的具体过程如下:

双方无人机集群的作战目的均是打击敌方无人机基地,所以无人机集群是要朝着敌方无人机基地运动,无人机集群受到敌方无人机基地的引力,该引力产生的加速度表示为:

$$fred_blue = k_{red_blue} \cdot \frac{p_{base}^{blue} - p_{center}^{red}}{\|p_{base}^{blue} - p_{center}^{red}\|}$$

$$fblue_red = k_{blue_red} \cdot \frac{p_{base}^{red} - p_{center}^{blue}}{\|p_{base}^{red} - p_{center}^{blue}\|}$$

其中, fred_blue表示蓝方基地对红方无人机的引力, k_{red_blue} 表示系数, p_{base}^{blue} 表示蓝方军事基地的位置, p_{center}^{red} 表示红方无人机集群中心的位置, $p_{center}^{red} = \sum_{i=1}^{num} p_i^{red}$; fblue_red表示红方基地对蓝方无人机的引力, k_{blue_red} 表示系数, p_{base}^{red} 表示红方军事基地的位置, p_{center}^{blue} 表示蓝方无人机集群中心的位置, $p_{center}^{blue} = \sum_{i=1}^{num} p_i^{blue}$ 。

4. 根据权利要求1所述的基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法, 其特征在于: 所述步骤S41建立态势评估模型的具体过程如下:

态势评估是进行作战目标分配的前提, 是用来衡量作战目标分配是否合理的重要手段, 红蓝双方无人机集群小组间的态势值由角度优势指标, 方位优势指标、速度优势指标和距离优势指标组成, 无人机小组和基地间的态势值由角度优势指标和和距离优势指标组成;

站在己方的角度, 考虑无人机小组间的态势评估:

$$S_{-\alpha_{nm}} = \frac{1}{k_{angle} \cdot \exp(\alpha_{nm}) + 1}$$

其中, $S_{-\alpha_{nm}}$ 表示己方的第n个小组对敌方第m个小组的角度优势指标, k_{angle} 表示系数, α_{nm} 是己方第n个小组的平均运动向量与己方第n个小组几何中心指向敌方第m个小组几何中心的向量之间的角度差;

$$S_{-\beta_{nm}} = \sin\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\beta_{nm}}{k_{orienta}}\right)$$

其中, $S_{-\beta_{nm}}$ 表示己方的第n个小组对敌方第m个小组的方位优势指标, $k_{orienta}$ 表示系数, β_{nm} 是敌方第m个小组的平均运动向量与己方第n个小组几何中心指向敌方第m个小组几何中心的向量之间的角度差;

$$S_{-v_{nm}} = \begin{cases} 0.1 & \|v_n\| < 0.6\|v_m\| \\ -0.5 + \|v_n\|/\|v_m\| & 0.6\|v_m\| \leq \|v_n\| \leq 1.5\|v_m\| \\ 1 & \|v_n\| > 1.5\|v_m\| \end{cases}$$

其中, $S_{-v_{nm}}$ 表示己方的第n个小组对敌方第m个小组的速度优势指标, v_n 表示己方的第n个小组的速度, v_m 表示敌方的第m个小组的速度;

$$S_{-r_{nm}} = \begin{cases} 1 & dis_{nm} < r_{attack} \\ 1 - \frac{dis_{nm} - r_{attack}}{r_{sensor} - r_{attack}} & r_{attack} \leq dis_{nm} < r_{sensor} \\ 0 & dis_{nm} > r_{sensor} \end{cases}$$

其中, $S_{-r_{nm}}$ 表示己方的第n个小组对敌方第m个小组的距离优势指标, dis_{nm} 表示己方第n个小组几何中心和敌方第m个小组几何中心之间的距离; r_{attack} 表示双方无人机的攻击半径;

$$S_{nm} = w_1 \cdot S_{-\alpha_{nm}} + w_2 \cdot S_{-\beta_{nm}} + w_3 \cdot S_{-v_{nm}} + w_4 \cdot S_{-r_{nm}}$$

其中, S_{nm} 表示己方的第n个小组对敌方第m个小组的态势评估值, w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 表示各优势指标的权值系数, 满足 $\sum_{i=1}^4 w_i = 1, w_i > 0$;

站在己方的角度, 考虑无人机小组和基地间的态势评估:

$$S_{-\alpha_{n_base}} = \frac{1}{k_{angle} \cdot \exp(\alpha_{n_base}) + 1}$$

其中, $S_{-\alpha_{n_base}}$ 表示己方的第n个小组对敌方基地的角度态势指标, α_{n_base} 是己方第n个小组的平均运动向量与己方第n个小组几何中心指向敌方基地的向量之间的角度差;

$$S_{-r_{n_base}} = \begin{cases} 1 & dis_{n_base} < r_{attack} \\ 1 - \frac{dis_{n_base} - r_{attack}}{r_{sensor} - r_{attack}} & r_{attack} \leq dis_{n_base} < r_{sensor} \\ 0 & dis_{n_base} > r_{sensor} \end{cases}$$

其中, $S_{-r_{n_base}}$ 表示己方的第n个小组对敌方基地的距离优势指标, dis_{n_base} 表示第n个小组几何中心和敌方基地间的距离;

$$S_{n_base} = \lambda_1 \cdot S_{-\alpha_{n_base}} + \lambda_2 \cdot S_{-r_{n_base}}$$

其中, S_{n_base} 表示己方的第n个小组对敌方基地的态势评估值, λ_1 、 λ_2 表示各优势指标的系数, 满足 $\sum_{i=1}^2 \lambda_i = 1, \lambda_i > 0$; 站在敌方的角度, 计算敌方之于我方的态势评估值, 计算方法相同。

5. 根据权利要求1所述的基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法, 其特征在于: 所述步骤S42建立 α 方的损失值计算模型的具体过程如下:

α 方的损失是因为受到了敌方攻击造成, 所以 α 方的损失是由敌方作战目标策略决定, 和 α 方的作战目标策略无关, 在敌方任意一种策略下:

$$LOSS_l^\alpha = Q_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot P_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot Value_group_l^\alpha$$

其中, $LOSS_l^\alpha$ 表示 α 方第1个作战小组损失的价值, $l=1, 2, \dots, num_{group}$, $Q_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻击 α 方第1个小组的概率, $k=1, 2, \dots, num_{group}$, $P_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻

击 α 方第1个小组后, α 方第1个小组受到损伤的概率, $\bar{\alpha}$ 表示 α 方的敌对方,Value_group表示 α 方第1个作战小组的价值;

$$Q_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} = \eta_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot (1 - \exp(-\frac{missile_{\bar{\alpha}}^{\bar{\alpha}}}{missile_l^{\alpha}}))$$

$$\eta_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} = \begin{cases} 1 & S_{kl} > S_{threshold} \\ \exp(S_{kl} - S_{threshold}) & \end{cases}$$

其中, $\eta_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示对抗小组间的态势对攻击概率的影响, S_{kl} 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组对 α 方的第1个小组的态势, $S_{threshold}$ 表示可以攻击敌方的态势阈值, $missile_{\bar{\alpha}}^{\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组的导弹数量, $missile_l^{\alpha}$ 表示 α 方的第1个小组的导弹数量, $1 - \exp(-\frac{missile_{\bar{\alpha}}^{\bar{\alpha}}}{missile_l^{\alpha}})$ 表示对抗小组间的导弹数量比值对攻击概率的影响;

$$P_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} = 1 - (1 - \rho \cdot p_{kill})^{missile_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}}$$

$$missile_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} = missile_{\bar{\alpha}}^{\bar{\alpha}} \cdot \exp(-S_{kl}^{\bar{\alpha}\alpha})$$

其中, ρ 表示环境影响因素, p_{kill} 表示导弹的理想杀伤率, $missile_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组计划对 α 方的第1个小组发射的导弹数;

$$LOSS_{base}^{\alpha} = Q_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot P_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot Value_base^{\alpha}$$

其中, $LOSS_{base}^{\alpha}$ 表示 α 方基地的损失价值, $Q_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻击 α 方军事基地的概率, $P_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻击 α 方军事基地后, α 方军事基地受到损伤的概率,Value_base $^{\alpha}$ 表示 α 方军事基地的价值;

$$LOSS_C^{\alpha} = \sum_{l=1}^{num_group} LOSS_l^{\alpha} + LOSS_{base}^{\alpha}$$

6. 根据权利要求1所述的基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,其特征在于:所述步骤S52地图和指南针算子的具体过程如下:

在该阶段,鸽子主要依靠太阳和地球磁场进行导航,在鸽群中两两鸽子任意组合,比较它们位置的优劣,胜出的鸽子只需要向整个鸽群中最优的位置学习,输的鸽子既需要向鸽群中最优的位置学习,又需要向赢的鸽子学习;

$$vel_{loser}^t = vel_{loser}^{t-1} \cdot e^{-R \cdot t} + \kappa \cdot rand \cdot (loc_{gbest} - loc_{loser}^{t-1}) + (1 - \kappa) \cdot rand \cdot (loc_{winner}^{t-1} - loc_{loser}^{t-1})$$

$$vel_{winner}^t = vel_{winner}^{t-1} \cdot e^{-R \cdot t} + rand \cdot (loc_{gbest} - loc_{winner}^{t-1})$$

其中, vel_{loser}^t 表示输的鸽子t时刻的速度, vel_{loser}^{t-1} 表示输的鸽子t-1时刻的速度,rand表示0-1间的随机数, loc_{gbest} 表示t时刻之前鸽群中最优的位置, loc_{loser}^{t-1} 表示输的鸽子t-1时刻

的位置, loc_{winner}^{t-1} 表示赢的鸽子在t-1时刻的位置, R表示地图和指南针因子, t表示迭代时刻, $t=1, 2, \dots, ncmax1$, vel_{winner}^t 表示赢的鸽子t时刻的速度, vel_{winner}^{t-1} 表示赢的鸽子t-1时刻的速度; κ 表示系数, $\kappa = \kappa_{max} - (\kappa_{max} - \kappa_{min}) \cdot t / ncmax1$, κ_{max} 表示 κ 的最大取值, κ_{min} 表示 κ 的最小取值。

$$loc_i^t = loc_i^{t-1} + vel_i^t$$

其中, loc_i^t 表示t时刻第i只鸽子的位置, loc_i^{t-1} 表示t-1时刻第i只鸽子的位置, vel_i^t 表示t时刻第i只鸽子的速度; 每只鸽子位置更新后, 计算它们的代价函数值, 和 loc_{gbest} 对应的代价函数值做对比, 小于的话, 更新 loc_{gbest} , 否则 loc_{gbest} 保持不变, 当 $t > ncmax1$ 时, 该阶段迭代结束, 进入下一阶段。

7. 根据权利要求1所述的基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法, 其特征在于: 所述步骤S53地标算子的具体过程如下:

在该阶段, 鸽子依靠鸽巢附近的地标进行导航, 鸽群中距离目的地较远的鸽子会被依次舍弃;

$$loc_{center}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N_p^{t-1}} loc_i^{t-1} FIT(loc_i^{t-1})}{N_p^{t-1} \cdot \sum_{i=1}^{N_p^{t-1}} FIT(loc_i^{t-1})}$$

其中, loc_{center}^{t-1} 表示鸽群在t-1时刻中心的位置, $FIT(loc_i^{t-1}) = \frac{1}{f(loc_i^{t-1}) + \varepsilon}$, ε 表示一个很小的数, N_p^{t-1} 表示鸽群t-1时刻的鸽子数量;

$$\bar{F}_{global}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N_p^{t-1}} FIT(loc_i^{t-1})}{N_p^{t-1}}$$

其中, \bar{F}_{global}^{t-1} 表示整个鸽群t-1时刻的平均适应度; 将鸽群中的鸽子随机排成环形拓扑形状, 每只鸽子和它左、右两边的鸽子构成小群:

$$\bar{F}_{local}^{t-1} = \frac{FIT(loc_i^{t-1}) + FIT(loc_{left}^{t-1}) + FIT(loc_{right}^{t-1})}{3}$$

其中, \bar{F}_{local}^{t-1} 表示t-1时刻小群的平均适应度值, $FIT(loc_{left}^{t-1})$ 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子左面鸽子的适应度值, $FIT(loc_{right}^{t-1})$ 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子右面鸽子的适应度值;

$$loc_{local_center}^{t-1} = \frac{loc_i^{t-1} + loc_{left}^{t-1} + loc_{right}^{t-1}}{3}$$

其中, $loc_{local_center}^{t-1}$ 表示t-1时刻小群的中心坐标, loc_{left}^{t-1} 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子左面鸽子的坐标, loc_{right}^{t-1} 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子右面鸽子的坐标;

$$\begin{cases} loc_i^t = loc_i^{t-1} + cauchy \cdot (loc_{center}^{t-1} - loc_i^{t-1}), & \bar{F}_{local}^{t-1} < \bar{F}_{global}^{t-1} \\ loc_i^t = loc_i^{t-1} + gussion \cdot (loc_{local_center}^{t-1} - loc_i^{t-1}), & \bar{F}_{local}^{t-1} \geq \bar{F}_{global}^{t-1} \end{cases}$$

其中, cauchy表示满足柯西分布的随机数, gussion表示满足高斯分布的随机数;

$$N_p^t = N_p^{t-1} / 2$$

鸽群数量减半, 按代价函数值将鸽子进行排序, 舍弃后面一半距离鸽巢远的鸽子; 当t > ncmax1+ncmax2时, 结束循环迭代, 得到最优解 loc_{gbest} ; 转到步骤六。

一种基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法

技术领域

[0001] 本发明是一种基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,属于无人机自主控制领域。

背景技术

[0002] 无人机(Unmanned Aerial Vehicle,UAV)是无人驾驶的飞行器,具有“平台无人,系统有人”的特点,在执行“枯燥、恶劣、危险、纵深”的作战任务时,能发挥具大的优势。由于无人机具有体积小、造价低、战场生存能力强、可以避免人员伤亡等优点,在民事和军事领域都有着广泛应用。但随着作战环境的日益复杂,单无人机由于获取信息量以及装配武器载荷量的不足,难以完成作战任务,因此无人机集群作战样式应运而生。无人机集群通过建立通信网络,可以进行实时的信息交互,实现协同侦查、搜索和打击,能提高无人机集群的作战效能。本发明旨在利用无人机集群对抗模式克服单架无人机对抗的技术缺陷,提出一种稳定快速的无人机集群对抗控制方法,实现无人机集群在未来智能化作战环境下的运动控制和作战目标分配。

[0003] 面对敌方无人机集群的进攻,目前我方采取的最有效的战术就是利用无人机集群对敌方无人机集群进行拦截,这必将导致双方无人机集群的缠斗。无人机集群对抗是一个复杂的非线性随机过程,空战对抗态势随着时空不断演化,每个无人机作为一个智能体必须依据不断变化的态势,分析敌方的作战意图,和友机一同进行战术决策,确定攻击目标,最大化对敌杀伤,最小化自身损失。另外,在集群对抗中,无人机个体是战术决策结果的执行者和发出者,通过不断与己方其他个体进行交互,控制自身的运动,实现在攻打敌方目标的过程中和友机的协同和避障,促使对抗过程不断演化。因此,无人机集群对抗控制可以分解为对抗运动控制和作战目标分配两个子过程。

[0004] 针对作战目标分配,在建模方面,最经典方法是运筹学中的多旅行商(Multiple Travelling Salesman Problem,MTSP)模型和混合整数线性规划(Mixed Integer Linear Programming,MILP)模型。MTSP模型的缺点是忽略了任务的异构性,没有考虑任务的执行顺序,MILP模型的问题在于仅仅适用于目标少的任务分配问题,并且计算量较大,实时性差。两个模型均不能将对方的作战目标分配考虑进去,不符合实际作战要求。在求解方面,通常分为集中式目标分配求解和分布式目标分配求解。集中式求解方法是通过将目标分配模型转化成代价函数,通过智能优化算法(粒子群优化算法、遗传算法等)进行求解,虽然计算量较大,但是求解精度高,能保证是全局最优解。分布式求解方法中,常见的有一致性理论、对策论、次梯度算法、拍卖算法,其中拍卖算法具有计算复杂性低,运行效率高的优点,被广泛应用于无人机目标分配。

[0005] 针对集群对抗运动控制,目前研究方法主要有队形可控的编队运动控制和队形不可控的群集运动控制。其中编队运动控制的方法主要分为集中式控制和分布式控制。集中式控制的原理是集群中所有无人机的状态信息汇总至集中控制中心统一处理,常见的方法有虚拟结构法、长-僚机法,当集群规模较大时,整个系统的可靠性较低,鲁棒性、灵活性较

差。分布式控制中的决策是由每架无人机自主进行的,常见的方法有人工势场法、和 α - β - γ 框架法,是一种可靠的集群编队控制方式。编队控制的优点在于编队队形可控,并且能实现突发状况下编队队形的保持和变换,具有一定的环境自适应性,缺点在于需要根据实际作战场景设计针对具体需求的编队形状,并且要对个体间的几何位置关系进行说明,不适用于未知环境下的运动控制。群集运动控制中,通过定义个体间简单的行为规则,可以在避免个体间相互碰撞的前提下,整个群体速度趋于一致,并且实现聚集,比较著名的有Reynolds模型、Viseck模型、Couzin模型和社会力模型。

[0006] 博弈论起源于对二人对弈行为的研究,经典博弈论主要研究相互依赖、相互影响的理性个体决策行为和博弈均衡结果,作为一门研究多个利益体之间的冲突和决策而产生的学科,其常被用于研究相互作用的博弈参与者之间的行为和策略选择。本发明将借鉴博弈论思想,对无人机集群对抗过程中的目标分配问题进行建模,利用基于竞争学习机制的鸽群优化算法进行求解,结合无人机集群运动控制,旨在解决无人机集群对抗控制。

发明内容

[0007] 本发明目的是提供一种基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,旨在解决复杂对抗环境下无人机集群双方的运动控制和作战目标分配问题,在符合实际作战场景、提高决策速度和系统稳定性的基础上,进一步提升无人机集群自主作水平。

[0008] 本发明是一种基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法,具体实现步骤如下:

[0009] 步骤一:初始化集群对抗环境设置

[0010] (1) 初始化对抗场景

[0011] 设定如图1所示的无人机集群对抗场景,红蓝双方分别为两个作战阵营,双方均拥有一个具有高军事价值的基地和一定数量的无人机,双方的作战目的均为对敌方的军事基地进行搜索打击,但同时也要对敌方入侵的无人机集群进行拦截,保护己方的军事基地。在设定的场景中,红蓝双方的无人机集群均为同一型号的固定翼无人机,具有相同的数量、相同的技术指标和作战能力,均配备相同数量的导弹,可以对敌方无人机集群和敌方基地进行打击。双方的军事基地不具备攻击和防御能力。

[0012] (2) 初始化无人机运动控制模型

[0013] 将无人机集群中的无人机看作质点模型,不考虑其具体姿态变化对无人机运动的影响,无人机的运动状态变量考虑位置、速度和加速度,运动学模型可以描述为:

$$[0014] \quad \begin{cases} \dot{p}_i^\alpha = v_i^\alpha \\ \dot{v}_i^\alpha = f_i^\alpha \end{cases} \quad (1)$$

[0015] 其中, α 表示对抗方, $\alpha = \{\text{red}, \text{blue}\}$, red表示红方, blue表示蓝方, i 表示 α 方的第 i 架无人机,红蓝双方无人机数量相同均为num架,所以 $i = 1, 2, \dots, \text{num}$, p_i^α 表示 α 方第 i 架无人机的位置, v_i^α 表示 α 方的第 i 架无人机的速度, f_i^α 表示 α 方的第 i 架无人机的加速度。后转步骤二。

[0016] 步骤二:建立无人机集群对抗运动控制模型

[0017] 双方无人机集群在朝着敌方基地运动过程中,一段时间内,双方无人机集群间的距离较远,不能感知到对方无人机集群的存在,所以此阶段双方无人机集群的作战目标是形成一个有序的整体,加速朝着敌方无人机集群运动。

[0018] S21、确定交互邻居集合

[0019] 自然界中,成群的欧椋鸟群聚集在巢穴上空,数量从几百只到数万只不等,表现出强烈的空间一致性,其特有的信息交互机制值得无人机集群借鉴。生物学家们通过进行实地观测实验,对数据分析得到,欧椋鸟群中个体间交互的邻居数目是相对固定的,通常和距离自己最近的7-8个个体进行交互,下面将欧椋鸟群特有的通信交互机制用于对抗运动控制中。

[0020] 在 α 方中,首先计算出任意无人机 i 和 α 方中除无人机 i 之外的无人机之间的距离,然后将除无人机 i 之外的无人机按所求距离值从小到大的顺序进行排序,用 $order_{ij}^{\alpha}$ 来表示第 j 个个体的排序, $j=1,2,\dots,num,j\neq i$,所以 α 方无人机 i 的邻居集合可以表示为:

$$[0021] \quad NEI_i^{\alpha} = \{j \mid order_{ij}^{\alpha} \leq 7\} \quad (2)$$

[0022] 其中, NEI_i^{α} 表示 α 方无人机 i 的邻居集合。

[0023] S22、共速

[0024] 为了加快对敌方无人机集群的搜索,无人机集群最终要实现速度的趋同,采用速度平均机制来设计速度协同加速度:

$$[0025] \quad f v_i^{\alpha} = -k_v (v_i^{\alpha} - \frac{1}{|NEI_i^{\alpha}|} \sum_{j \in NEI_i^{\alpha}} v_j^{\alpha}) \quad (3)$$

[0026] 其中, $f v_i^{\alpha}$ 表示 α 方无人机 i 的速度协同加速度, k_v 表示系数, $|NEI_i^{\alpha}|$ 表示 α 方无人机 i 的邻居数目,根据所述的S21确定交互邻居集合中的描述,取值为1, j 表示 α 方无人机 i 的邻居。

[0027] S23、聚集

[0028] 在对抗运动过程中,无人机集群需要凝聚成一个紧凑的整体以提高态势感知和集群作战能力,所以当 α 方无人机 i 和其邻居 j 之间的距离超过设定的阈值时,邻居 j 对 α 方无人机 i 产生聚集力,首先确定邻居集合中对无人机 i 产生聚集力的集合:

$$[0029] \quad NEI_att_i^{\alpha} = \{j \mid j \in NEI_i^{\alpha}, r_{rep} \leq \|p_i^{\alpha} - p_j^{\alpha}\| \leq r_{att}\} \quad (4)$$

[0030] 其中, $NEI_att_i^{\alpha}$ 表示对 α 方无人机 i 产生聚集力的邻居集合, p_j^{α} 表示 α 方第 j 架无人机的位置, r_{rep} 表示无人机的排斥力环半径, r_{att} 表示无人机的聚集力环半径。

[0031] 然后计算 α 方无人机 i 所受聚集加速度:

$$[0032] \quad f att_i^{\alpha} = k_{att} \sum_{j \in NEI_att_i^{\alpha}} \left(\frac{r_{rep} - \|p_i^{\alpha} - p_j^{\alpha}\|}{r_{att} - r_{rep}} \cdot \frac{p_i^{\alpha} - p_j^{\alpha}}{\|p_i^{\alpha} - p_j^{\alpha}\|} \right) \quad (5)$$

[0033] 其中, $f att_i^{\alpha}$ 表示 α 方无人机 i 所受聚集加速度, k_{att} 表示系数, $\|\cdot\|$ 表示对向量取2范数。

[0034] S24、排斥

[0035] 无人机集群在聚集过程中,同时也要考虑机间避障,即如果和邻居间的距离小于设定的阈值的话,邻居也会对其产生排斥力,首先确定邻居集合中对无人机i产生排斥力的集合:

$$[0036] \quad NEI_rep_i^\alpha = \{j | j \in NEI_i^\alpha, \|p_i^\alpha - p_j^\alpha\| \leq r_{rep}\} \quad (6)$$

[0037] 其中, $NEI_rep_i^\alpha$ 表示对 α 方无人机i产生排斥力的邻居集合,然后计算 α 方无人机i所受排斥加速度:

$$[0038] \quad f_{rep_i}^\alpha = k_{rep} \sum_{j \in NEI_rep_i^\alpha} \left(\frac{r_{rep} - \|p_i^\alpha - p_j^\alpha\|}{r_{rep}} \cdot \frac{p_i^\alpha - p_j^\alpha}{\|p_i^\alpha - p_j^\alpha\|} \right) \quad (7)$$

[0039] 其中, $f_{rep_i}^\alpha$ 表示 α 方无人机i所受排斥加速度, k_{rep} 表示系数。

[0040] S25、进攻

[0041] 双方无人机集群的作战目的均是打击敌方无人机基地,所以无人机集群是要朝着敌方无人机基地运动,无人机集群受到敌方无人机基地的引力,该引力产生的加速度表示为:

$$[0042] \quad \begin{aligned} fred_blue &= k_{red_blue} \cdot \frac{p_{base}^{blue} - p_{center}^{red}}{\|p_{base}^{blue} - p_{center}^{red}\|} \\ fblue_red &= k_{blue_red} \cdot \frac{p_{base}^{red} - p_{center}^{blue}}{\|p_{base}^{red} - p_{center}^{blue}\|} \end{aligned} \quad (8)$$

[0043] 其中, $fred_blue$ 表示蓝方基地对红方无人机的引力, k_{red_blue} 表示系数, p_{base}^{blue} 表示蓝方军事基地的位置, p_{center}^{red} 表示红方无人机集群中心的位置, $p_{center}^{red} = \sum_{i=1}^{num} p_i^{red}$ 。 $fblue_red$ 表示红方基地对蓝方无人机的引力, k_{blue_red} 表示系数, p_{base}^{red} 表示红方军事基地的位置, p_{center}^{blue} 表示蓝方无人机集群中心的位置, $p_{center}^{blue} = \sum_{i=1}^{num} p_i^{blue}$ 。

[0044] S26、状态变量更新

[0045] α 方无人机i所受到的合加速度表示为:

$$[0046] \quad \begin{cases} f_i^\alpha = f_{v_i}^\alpha + f_{att_i}^\alpha + f_{rep_i}^\alpha + fred_blue, \alpha = red \\ f_i^\alpha = f_{v_i}^\alpha + f_{att_i}^\alpha + f_{rep_i}^\alpha + fblue_red, \alpha = blue \end{cases} \quad (9)$$

[0047] 然后,采用公式(1)进行位置和速度的更新,后转步骤三。

[0048] 步骤三:建立基于动态博弈论的作战目标分配模型

[0049] S31、判断双方是否进入直接对抗模式

$$[0050] \quad DIS = \|p_{center}^{red} - p_{center}^{blue}\| \quad (10)$$

[0051] 其中,DIS表示双方无人机集群中心间的距离,如果 $DIS > r_{\text{sensor}}$, r_{sensor} 表示无人机的感知半径,双方无人机集群不能确定敌方无人机集群的存在,所以作战目标依旧是敌方的无人机基地,转到步骤二。当 $DIS \leq r_{\text{sensor}}$ 时,双方无人机集群的作战目标要进行重新分配,有一部分对敌方无人机集群进行拦截来保护己方军事基地,另外一部分继续朝着敌方无人机基地进攻。

[0052] S32、建立集群分组模型

[0053] 哈里斯鹰在非繁殖季节会形成5-8只个体的狩猎团队,这种行为提高了捕获成功率和每个个体能获得的平均能量,使得哈里斯鹰能够捕食比自己更大的猎物。哈里斯鹰的分组机制能够通过最优的个体数量捕获满足群体能量所需的猎物,减少种内食物竞争或者食物浪费的情况。对无人机集群作战具有重要启示。

[0054] 针对 α 方无人机集群,首先确定要分成 $\text{num}_{\text{group}}$ 组,在无人机集群中随机选 $\text{num}_{\text{group}}$ 个无人机作为聚类中心,然后计算剩下无人机到这 $\text{num}_{\text{group}}$ 个无人机的距离,选择和自己距离最近的聚类中心成为一组,将所有无人机分完组后,重新计算各个组的中心坐标,即为新的聚类中心,按照第一次分组的步骤再进行重新分组,直到循环时间结束。

[0055] S33、确定可选作战目标集合

[0056] 设定双方无人机集群均分为 $\text{num}_{\text{group}}$ 组,每个小组的作战目标有且只有一个,并且相互之间不能重复。将每架无人机作战目标的确定转化为每个小组作战目标的确定,对于 α 方的第 n 个小组来说,其作战目标可以是敌方无人机基地,敌方的 $\text{num}_{\text{group}}$ 个小组,共有 $\text{num}_{\text{group}} + 1$ 种情况, $n = 1, 2, \dots, \text{num}_{\text{group}}$ 。

[0057] S34、建立用于作战目标分配的博弈模型

[0058] 无人机集群对抗中的红蓝双方可以看作是博弈论中的两个局中人,双方作战目标的选择看作是局中人的具体策略,所以用于作战目标分配的博弈模型可以表示为:

[0059] $\text{Game} < \text{Drones}, \{\text{strategy}_{\text{red}}, \text{strategy}_{\text{blue}}\}, \{\text{payoff}_{\text{red}}, \text{payoff}_{\text{blue}}\} >$ (11)

[0060] 其中, $\text{Drones} = \{\text{red}, \text{blue}\}$ 表示博弈双方, $\text{strategy}_{\text{red}}, \text{strategy}_{\text{blue}}$ 分别表示红蓝双方的纯策略值, $\text{payoff}_{\text{red}}, \text{payoff}_{\text{blue}}$ 分别表示红蓝双方纯策略对应的支付矩阵。

[0061] 根据双方的可选作战目标集合,可以计算出红蓝双方的纯策略均为 $(\text{num}_{\text{group}} + 1) \cdot \text{num}_{\text{group}}!$ 个, $\text{num}_{\text{group}}!$ 表示 $\text{num}_{\text{group}}$ 的阶乘。

[0062] 步骤四:建立无人机集群作战目标分配的代价函数

[0063] S41、建立态势评估模型

[0064] 态势评估是进行作战目标分配的前提,是用来衡量作战目标分配是否合理的重要手段,红蓝双方无人机集群小组间的态势值由角度优势指标,方位优势指标、速度优势指标和距离优势指标组成,无人机小组和基地间的态势值由角度优势指标和和距离优势指标组成。

[0065] 站在己方的角度,考虑无人机小组间的态势评估:

$$[0066] \quad S_{\alpha_{nm}} = \frac{1}{k_{\text{angle}} \cdot \exp(\alpha_{nm}) + 1} \quad (12)$$

[0067] 其中, $S_{\alpha_{nm}}$ 表示己方的第 n 个小组对敌方第 m 个小组的角度优势指标, k_{angle} 表示系数, α_{nm} 是己方第 n 个小组的平均运动向量与己方第 n 个小组几何中心指向敌方第 m 个小组几何中心的向量之间的角度差,如图1所示。

$$[0068] \quad S_{\beta_{nm}} = \sin\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\beta_{nm}}{k_{orienta}}\right) \quad (13)$$

[0069] 其中, $S_{\beta_{nm}}$ 表示己方的第 n 个小组对敌方第 m 个小组的方位优势指标, $k_{orienta}$ 表示系数, β_{nm} 是敌方第 m 个小组的平均运动向量与己方第 n 个小组几何中心指向敌方第 m 个小组几何中心的向量之间的角度差, 如图1所示。

$$[0070] \quad S_{v_{nm}} = \begin{cases} 0.1 & \|v_n\| < 0.6\|v_m\| \\ -0.5 + \|v_n\|/\|v_m\| & 0.6\|v_m\| \leq \|v_n\| \leq 1.5\|v_m\| \\ 1 & \|v_n\| > 1.5\|v_m\| \end{cases} \quad (14)$$

[0071] 其中, $S_{v_{nm}}$ 表示己方的第 n 个小组对敌方第 m 个小组的速度优势指标, v_n 表示己方的第 n 个小组的速度, v_m 表示敌方的第 m 个小组的速度。

$$[0072] \quad S_{r_{nm}} = \begin{cases} 1 & dis_{nm} < r_{attack} \\ 1 - \frac{dis_{nm} - r_{attack}}{r_{sensor} - r_{attack}} & r_{attack} \leq dis_{nm} < r_{sensor} \\ 0 & dis_{nm} > r_{sensor} \end{cases} \quad (15)$$

[0073] 其中, $S_{r_{nm}}$ 表示己方的第 n 个小组对敌方第 m 个小组的距离优势指标, dis_{nm} 表示己方第 n 个小组几何中心和敌方第 m 个小组几何中心之间的距离, r_{attack} 表示双方无人机的攻击半径。

$$[0074] \quad S_{nm} = w_1 \cdot S_{\alpha_{nm}} + w_2 \cdot S_{\beta_{nm}} + w_3 \cdot S_{v_{nm}} + w_4 \cdot S_{r_{nm}} \quad (16)$$

[0075] 其中, S_{nm} 表示己方的第 n 个小组对敌方第 m 个小组的态势评估值, w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 表示各优势指标的权值系数, 满足 $\sum_{i=1}^4 w_i = 1$, $w_i > 0$ 。

[0076] 站在己方的角度, 考虑无人机小组和基地间的态势评估:

$$[0077] \quad S_{\alpha_{n_base}} = \frac{1}{k_{angle} \cdot \exp(\alpha_{n_base}) + 1} \quad (17)$$

[0078] 其中, $S_{\alpha_{n_base}}$ 表示己方的第 n 个小组对敌方基地的角度态势指标, α_{n_base} 是己方第 n 个小组的平均运动向量与己方第 n 个小组几何中心指向敌方基地的向量之间的角度差, 如图1所示。

$$[0079] \quad S_{r_{n_base}} = \begin{cases} 1 & dis_{n_base} < r_{attack} \\ 1 - \frac{dis_{n_base} - r_{attack}}{r_{sensor} - r_{attack}} & r_{attack} \leq dis_{n_base} < r_{sensor} \\ 0 & dis_{n_base} > r_{sensor} \end{cases} \quad (18)$$

[0080] 其中, $S_{r_{n_base}}$ 表示己方的第 n 个小组对敌方基地的距离优势指标, dis_{n_base} 表示第 n 个小组几何中心和敌方基地间的距离。

$$[0081] \quad S_{n_base} = \lambda_1 \cdot S_{\alpha_{n_base}} + \lambda_2 \cdot S_{r_{n_base}} \quad (19)$$

[0082] 其中, S_{n_base} 表示己方的第n个小组对敌方基地的态势评估值, λ_1, λ_2 表示各优势指标的系数, 满足 $\sum_{i=1}^4 \lambda_i = 1, \lambda_i > 0$ 。站在敌方的角度, 计算敌方之于我方的态势评估值, 计算方法相同。

[0083] S42、建立 α 方的损失值计算模型

[0084] α 方的损失是因为受到了敌方攻击造成, 所以 α 方的损失是由敌方作战目标策略决定, 和 α 方的作战目标策略无关, 在敌方任意一种策略下:

$$[0085] \quad LOSS_l^\alpha = Q_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot P_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot Value_group_l^\alpha \quad (20)$$

[0086] 其中, $LOSS_l^\alpha$ 表示 α 方第1个作战小组损失的价值, $l=1, 2, \dots, num_group$, $Q_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻击 α 方第1个小组的概率, $k=1, 2, \dots, num_group$, $P_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻击 α 方第1个小组后, α 方第1个小组受到损伤的概率, $\bar{\alpha}$ 表示 α 方的敌对方, $Value_group$ 表示 α 方第1个作战小组的价值。

$$[0087] \quad Q_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} = \eta_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot (1 - \exp(-\frac{missile_k^{\bar{\alpha}}}{missile_l^\alpha})) \quad (21)$$

$$[0088] \quad \eta_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} = \begin{cases} 1 & S_{kl} > S_{threshold} \\ \exp(S_{kl} - S_{threshold}) & \end{cases} \quad (22)$$

[0089] 其中, $\eta_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示对抗小组间的态势对攻击概率的影响, S_{kl} 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组对 α 方的第1个小组的态势, $S_{threshold}$ 表示可以攻击敌方的态势阈值, $missile_k^{\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组的导弹数量, $missile_l^\alpha$ 表示 α 方的第1个小组的导弹数量,

$$[0090] \quad 1 - \exp(-\frac{missile_k^{\bar{\alpha}}}{missile_l^\alpha}) \text{ 表示对抗小组间的导弹数量比值对攻击概率的影响。}$$

$$[0091] \quad \begin{aligned} P_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} &= 1 - (1 - \rho \cdot p_{kill})^{missile_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}} \\ missile_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}} &= missile_k^{\bar{\alpha}} \cdot \exp(-S_{kl}^{\bar{\alpha}\alpha}) \end{aligned} \quad (23)$$

[0092] 其中, ρ 表示环境影响因素, 比如天气或者是电磁干扰, p_{kill} 表示导弹的理想杀伤率, $missile_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组计划对 α 方的第1个小组发射的导弹数。

$$[0093] \quad LOSS_{base}^\alpha = Q_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot P_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}} \cdot Value_base^\alpha \quad (24)$$

[0094] 其中, $LOSS_{base}^\alpha$ 表示 α 方基地的损失价值, $Q_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻击 α 方军事基地的概率, $P_{basek}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方的第k个小组攻击 α 方军事基地后, α 方军事基地受到损伤的概率, $Value_base^\alpha$ 表示 α 方军事基地的价值。

$$[0095] \quad LOSS_C^\alpha = \sum_{l=1}^{num_group} LOSS_l^\alpha + LOSS_{base}^\alpha \quad (25)$$

[0096] 其中, $LOSS_C^{\alpha}$ 表示在 $\bar{\alpha}$ 方的第C种策略下, α 方的作战损失。

[0097] S43、建立 α 方的支付值计算模型

[0098] 无人机集群对抗中双方在尽可能加剧敌方战损程度的同时, 尽量减少己方的伤亡, 所以用敌方的损失和己方收益之比来定义支付函数值, 并且在作战目标分配进行建模时, 采用的是零和博弈, 所以一方的损失即为另一方的收益。

$$[0099] \quad \text{payoff}^{\alpha}(D, C) = \frac{LOSS_D^{\bar{\alpha}}}{LOSS_C^{\alpha}} \quad (26)$$

[0100] 其中, payoff^{α} 表示 α 方的支付矩阵, D 表示矩阵的行数, 即 α 方作战目标分配的纯策略 $D = (\text{num}_{\text{group}} + 1) \cdot \text{num}_{\text{group}}!$, C 表示矩阵的列数, $LOSS_D^{\bar{\alpha}}$ 表示 $\bar{\alpha}$ 方在 α 方第D种目标分配策略下的损失, 即 α 方在第D种策略下的收益。

[0101] S44、设计用于求解目标分配混合策略的代价函数

[0102] 无人机集群对抗中作战目标分配博弈一般不存在纯策略均衡解, 博弈的纳什均衡解通常采用混合策略构成, 博弈中红方的混合策略表示为

$\text{mix_s}_{\text{red}} = \{x_1^{\text{red}}, x_2^{\text{red}}, \dots, x_{(\text{num}_{\text{group}}+1) \cdot \text{num}_{\text{group}}!}^{\text{red}}\}$, x_D^{red} 表示红方选择第D种分配方案的概率, 蓝方的混合策略表示为 $\text{mix_s}_{\text{blue}} = \{x_1^{\text{blue}}, x_2^{\text{blue}}, \dots, x_{(\text{num}_{\text{group}}+1) \cdot \text{num}_{\text{group}}!}^{\text{blue}}\}$, x_D^{blue} 表示蓝方选择第D种分配方案的概率。纳什均衡的充要条件可以写为:

$$[0103] \quad \begin{cases} \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{red}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' \geq \text{payoff}_D^{\text{red}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' \\ \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{blue}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' \geq \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}_C^{\text{blue}} \end{cases} \quad (27)$$

[0104] 其中, $\text{payoff}_D^{\text{red}}$ 表示矩阵 $\text{payoff}^{\text{red}}$ 的第D个行向量, $\text{payoff}_C^{\text{blue}}$ 表示矩阵 $\text{payoff}^{\text{blue}}$ 的第C个列向量。如果设定我方为红方, 要实现我方大概率获胜的条件是:

$$[0105] \quad \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{red}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' \geq \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{blue}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' \quad (28)$$

[0106] 用于求解目标分配混合策略的代价函数可以写为:

$$[0107] \quad \begin{aligned} F(x) = & \max \{ \max \{ \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{red}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' - \text{payoff}_D^{\text{red}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})', 0 \} \\ & + \max \{ \max \{ \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{blue}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' - \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}_C^{\text{blue}}, 0 \} \\ & + \max \{ \max \{ \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{red}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})' - \text{mix_s}_{\text{red}} \cdot \text{payoff}^{\text{blue}} \cdot (\text{mix_s}_{\text{blue}})', 0 \} \} \end{aligned} \quad (29)$$

[0108] 步骤五: 设计基于竞争学习机制的鸽群优化算法

[0109] 鸽群优化算法是一种通过模拟鸽群在归巢过程中特殊导航行为的优化算法, 过程中, 地图、指南针算子和地标算子在不同阶段指导鸽子飞行。传统的鸽群优化算法由于在第一阶段仅仅依靠全局最优位置进行学习, 收敛速度过快, 易陷入局部最优解, 种群多样性差。引入竞争学习机制对传统鸽群优化算法进行改进, 在保证收敛速度的前提下, 提高搜索精度, 防止过早收敛。

[0110] S51、初始化优化算法参数

[0111] 设定有 N_p 只鸽子在 Dim 维搜索空间中, 第 i 只鸽子的位置表示为 $\text{loc}_i = [\text{loc}_{i1}, \text{loc}_{i1}, \dots, \text{loc}_{i\text{Dim}}]$, 速度表示为 $\text{vel}_i = [\text{vel}_{i1}, \text{vel}_{i1}, \dots, \text{vel}_{i\text{Dim}}]$, $i = 1, 2, \dots, N_p$, 改进鸽群优化算法分为两个独立环节, 第1个环节的最大迭代次数为 ncmax1 , 第2个环节的最大迭

代次数为ncmax2,用鸽子的位置表示代价函数的自变量,即红蓝双方作战目标分配的混合策略,将每只鸽子的位置代入公式(29)中,得到的值表示每只鸽子到鸽巢的距离,用来评价解的优劣。

[0112] S52、地图和指南针算子

[0113] 在该阶段,鸽子主要依靠太阳和地球磁场进行导航,在鸽群中两两鸽子任意组合,比较它们位置的优劣,胜出的鸽子只需要向整个鸽群中最优的位置学习,输的鸽子既需要向鸽群中最优的位置学习,又需要向赢的鸽子学习。

$$[0114] \quad \begin{aligned} vel_{loser}^t &= vel_{loser}^{t-1} \cdot e^{-R \cdot t} + \kappa \cdot rand \cdot (loc_{gbest} - loc_{loser}^{t-1}) + (1 - \kappa) \cdot rand \cdot (loc_{winner}^{t-1} - loc_{loser}^{t-1}) \\ vel_{winner}^t &= vel_{winner}^{t-1} \cdot e^{-R \cdot t} + rand \cdot (loc_{gbest} - loc_{winner}^{t-1}) \end{aligned} \quad (30)$$

[0115] 其中, vel_{loser}^t 表示输的鸽子t时刻的速度, vel_{loser}^{t-1} 表示输的鸽子t-1时刻的速度, rand表示0-1间的随机数, loc_{gbest} 表示t时刻之前鸽群中最优的位置, loc_{loser}^{t-1} 表示输的鸽子t-1时刻的位置, loc_{winner}^{t-1} 表示赢的鸽子在t-1时刻的位置, R表示地图和指南针因子, t表示迭代时刻, $t=1, 2, \dots, ncmax1$, vel_{winner}^t 表示赢的鸽子t时刻的速度, vel_{winner}^{t-1} 表示赢的鸽子t-1时刻的速度。κ表示系数, $\kappa = \kappa_{max} - (\kappa_{max} - \kappa_{min}) \cdot t / ncmax1$, κ_{max} 表示κ的最大取值, κ_{min} 表示κ的最小取值。

$$[0116] \quad loc_i^t = loc_i^{t-1} + vel_i^t \quad (31)$$

[0117] 其中, loc_i^t 表示t时刻第i只鸽子的位置, loc_i^{t-1} 表示t-1时刻第i只鸽子的位置, vel_i^t 表示t时刻第i只鸽子的速度。每只鸽子位置更新后,计算它们的代价函数值,和 loc_{gbest} 对应的代价函数值做对比,小于的话,更新 loc_{gbest} , 否则 loc_{gbest} 保持不变,当 $t > ncmax1$ 时,该阶段迭代结束,进入下一阶段。

[0118] S53、地标算子

[0119] 在该阶段,鸽子依靠鸽巢附近的地标进行导航,鸽群中距离目的地较远的鸽子会被依次舍弃。

$$[0120] \quad loc_{center}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N_p^{t-1}} loc_i^{t-1} FIT(loc_i^{t-1})}{N_p^{t-1} \cdot \sum_{i=1}^{N_p^{t-1}} FIT(loc_i^{t-1})} \quad (32)$$

[0121] 其中, loc_{center}^{t-1} 表示鸽群在t-1时刻中心的位置,针对本问题,

$$FIT(loc_i^{t-1}) = \frac{1}{f(loc_i^{t-1}) + \varepsilon}, \varepsilon \text{ 表示一个很小的数, } N_p^{t-1} \text{ 表示鸽群t-1时刻的鸽子数量。}$$

$$[0122] \quad \bar{F}_{global}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N_p^{t-1}} FIT(loc_i^{t-1})}{N_p^{t-1}} \quad (33)$$

[0123] 其中, \bar{F}_{global}^{t-1} 表示整个鸽群t-1时刻的平均适应度。将鸽群中的鸽子随机排成环形拓扑形状, 每只鸽子和它左、右两边的鸽子构成小群:

$$[0124] \quad \bar{F}_{local}^{t-1} = \frac{FIT(loc_i^{t-1}) + FIT(loc_{left}^{t-1}) + FIT(loc_{right}^{t-1})}{3} \quad (34)$$

[0125] 其中, \bar{F}_{local}^{t-1} 表示t-1时刻小群的平均适应度值, $FIT(loc_{left}^{t-1})$ 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子左面鸽子的适应度值, $FIT(loc_{right}^{t-1})$ 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子右面鸽子的适应度值。

$$[0126] \quad loc_{local_center}^{t-1} = \frac{loc_i^{t-1} + loc_{left}^{t-1} + loc_{right}^{t-1}}{3} \quad (35)$$

[0127] 其中, $loc_{local_center}^{t-1}$ 表示t-1时刻小群的中心坐标, loc_{left}^{t-1} 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子左面鸽子的坐标, loc_{right}^{t-1} 表示在拓扑结构中, 第i只鸽子右面鸽子的坐标。

$$[0128] \quad \begin{cases} loc_i^t = loc_i^{t-1} + cauchy \cdot (loc_{center}^{t-1} - loc_i^{t-1}), & \bar{F}_{local}^{t-1} < \bar{F}_{global}^{t-1} \\ loc_i^t = loc_i^{t-1} + gussion \cdot (loc_{local_center}^{t-1} - loc_i^{t-1}), & \bar{F}_{local}^{t-1} \geq \bar{F}_{global}^{t-1} \end{cases} \quad (36)$$

[0129] 其中, cauchy表示满足柯西分布的随机数, gussion表示满足高斯分布的随机数。

$$[0130] \quad N_p^t = N_p^{t-1} / 2 \quad (37)$$

[0131] 鸽群数量减半, 按代价函数值将鸽子进行排序, 舍弃后面一半距离鸽巢远的鸽子。当 $t > ncmax1 + ncmax2$ 时, 结束循环迭代, 得到最优解 loc_{gbest} 。转到步骤六。

[0132] 步骤六: 输出无人机集群对抗结果

[0133] 输出红蓝双方无人机集群对抗过程中的运动控制和作战目标分配的仿真结果。

[0134] (1) 无人机集群对抗中运动控制仿真结果

[0135] (2) 无人机集群对抗中作战目标分配仿真结果

[0136] 本发明的基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法, 其优点及功效在于: 一、提供了一种融合集群对抗运动控制和作战目标分配的无人机集群对抗控制架构, 符合实际作战流程, 可实施性强; 二、提出了一种仿欧椋鸟群信息交互方式的集群对抗运动控制方法, 支持无人机集群快速从散乱状态到聚集; 三、借鉴博弈论思想, 提出了一种用于解决无人机集群作战目标分配的博弈模型, 考虑了敌方作战目标的选择情况, 更具应用价值; 四、提出了一种基于竞争学习机制的鸽群优化算法, 该改进算法能有效避免迭代过程陷入局部最优解, 提高了作战目标分配情况的求解速度和求解精度, 实时性强, 提高无人机集群对抗的高效性和成功率。

附图说明

- [0137] 图1红蓝双方无人机集群对抗示意图
- [0138] 图2基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法流程图
- [0139] 图3红蓝双方无人机集群对抗运动轨迹图
- [0140] 图4a、b红方对抗运动中x、y轴方向速度变化曲线图
- [0141] 图5a、b蓝方对抗运动中x、y轴方向速度变化曲线图
- [0142] 图6红、蓝双方对抗运动中序参量变化曲线图
- [0143] 图7红、蓝双方对抗运动中平均机间距离变化曲线图
- [0144] 图8红蓝双方作战小组分布图
- [0145] 图9代价函数变化曲线图
- [0146] 图10a、b红蓝双方作战目标分配方案结果展示图
- [0147] 图中标号和符号说明如下：
- [0148] n——红方作战小组的序号
- [0149] m——蓝方作战小组的序号
- [0150] base——蓝方军事基地
- [0151] v_n ——红方第n个小组的平均运动向量
- [0152] v_m ——蓝方第m个小组的平均运动向量
- [0153] dis_{nm} ——红方第n个小组几何中心和蓝方第m个小组几何中心间的距离
- [0154] dis_{n_base} ——红方第n个小组几何中心和蓝方军事基地间的距离
- [0155] α_{nm} ——红方第n个小组的平均运动向量与第n个小组几何中心指向蓝方第m个小组的向量之间的角度差
- [0156] α_{n_base} ——红方第n个小组的平均运动向量与第n个小组几何中心指向蓝方基地的向量之间的角度差

具体实施方式

[0157] 下面通过具体的实例来验证本发明所提无人机集群对抗的有效性。在本实例中，设定红、蓝双方无人机集群各有30架，具有高价值的军事基1个，双方的作战目标均为攻击敌方军事基地，保护己方军事基地。本实例的仿真环境为intel i7-9750处理器，2.60GHz主频，8G内存，软件为MATLAB 2019b版本。

[0158] 基于鸽群智能竞争学习的无人机集群对抗控制方法，其实现流程如图2所示，该实例的具体实践步骤如下：

[0159] 步骤一：初始化集群对抗环境设置

[0160] (1) 初始化对抗场景

[0161] 红方军事基地位于 $(0, 0)_m$ ，红方无人机集群的初始位置在红方基地附近随机生成，服从在 $[0, 1000]_m$ 上的均匀分布。蓝方军事基地位于 $(10000, 10000)_m$ ，蓝方无人机集群的初始位置在蓝方基地附近随机生成，服从在 $[9000, 10000]_m$ 上的均匀分布。红蓝双方每架无人机均配有5枚导弹。

[0162] (2) 初始化无人机运动控制模型

[0163] 红方无人机集群的速度随机生成，服从在 $[50, 100]_m/s$ 上均匀分布，蓝方无人机集

群的速度随机生成,服从在 $[-100, -50]$ m/s上均匀分布,仿真时间间隔 $\Delta t=0.1$ s。

[0164] 步骤二:建立无人机集群对抗运动控制模型

[0165] (1) 确定交互邻居集合

[0166] 根据公式(2),可以求解出任意时刻双方每架无人机的邻居集合 NEI_i^α ,每架无人机和其邻居集合进行交互。

[0167] (2) 共速

[0168] 求解完邻居集合后,双方每架无人机按公式(3)计算所受速度协同加速度 $f v_i^\alpha$,实现和邻居速度保持一致,系数 $k_v=1$ 。

[0169] (3) 聚集

[0170] 设定双方每架无人机周围的排斥环半径 r_{rep} 为200m,无人机周围吸引环的半径 r_{att} 为500m,无人机和其邻居进行信息交互,按公式(4)确定邻居集合中哪些个体位于吸引环,这些邻居对该无人机产生聚集力,按公式(5)计算无人机所受的聚集角速度 $f att_i^\alpha$,系数 k_{att} 取值为5。

[0171] (4) 排斥

[0172] 无人机和其邻居进行信息交互,按公式(6)确定邻居集合中哪些个体位于排斥环,这些邻居对该无人机产生排斥力,按公式(7)计算无人机所受的排斥加速度 $f rep_i^\alpha$,系数 k_{rep} 取值为5。

[0173] (5) 进攻

[0174] 按公式(8)计算出红方和蓝方所受敌方基地的引力加速度 $f red_blue$ 、 $f blue_red$ 。系数 k_{red_blue} 、 k_{blue_red} 均取值为5。

[0175] (6) 状态变量更新

[0176] 按公式(9)计算出红方双方各架无人机所受的合加速度 f_i^α ,然后按公式(1)进行运动状态的更新,后转步骤三。

[0177] 步骤三:建立基于动态博弈论的作战目标分配模型

[0178] (1) 判断双方是否进入直接对抗模式

[0179] 首先计算出红蓝双方无人机集群的几何中心位置 p_{center}^{red} 、 p_{center}^{blue} ,然后可以得到两方几何中心间的距离DIS,无人机的感知半径 r_{sensor} 为5000m,如果 $DIS > 5000$,转到步骤二继续进行对抗运动控制,如果 $DIS < 5000$,则认为双方进入直接对抗模式,需要进一步确定作战目标。

[0180] (2) 建立集群分组模型

[0181] 设定双方均分为 $num_{group}=3$ 组,所以聚类中心有3个,聚类迭代次数设置为1000次。经过循环迭代,双方均分为了3个小组。

[0182] (3) 确定可选作战目标集合

[0183] 对于任何一方的任意一个作战小组,其作战目标可以是敌方的3个作战小组或者是敌方的无人机基地,所以任何一个小组作战目标的选择情况为4种。

[0184] (4) 建立用于作战目标分配的博弈模型

[0185] 因为任何一方本身的作战小组有3个,每个小组作战目标的选择情况为4种,所以

任何一方整体作战目标分配的情况有24种。后转步骤四。

[0186] 步骤四:建立无人机集群作战目标分配的代价函数

[0187] (1) 建立态势评估模型

[0188] 以红方为例,计算红方各个作战小组之于蓝方各个作战小组和军事基地的态势评估值,首先计算出红方第n个小组的平均运动向量与红方第n个小组几何中心指向蓝方第m个小组几何中心的向量之间的角度差 α_{nm} ,按公式(12)得到角度优势指标,系数 k_{angle} 取值为0.1。接下来,按同样的方法,计算出蓝方第m个小组的平均运动向量与红方第n个小组几何中心指向蓝方第m个小组几何中心的向量之间的角度差 β_{nm} ,按公式(13)得到方位优势指标。然后,计算出红方第n个小组的平均速度大小和蓝方第m个小组的平均速度大小,按公式(14)得到速度优势指标。然后,计算红方第n个小组几何中心和敌方第m个小组几何中心之间的距离 dis_{nm} ,按公式(18)得到距离优势指标。最后,按公式(16)得到第n个小组对第m个小组的态势评估值,系数 $w_1=w_2=w_3=w_4=0.25$ 。

[0189] 以红方为例,计算红方各个作战小组之于蓝方军事基地的态势评估值,首先计算出红方第n个小组的平均运动向量与蓝方第n个小组几何中心指向蓝方基地的向量之间的角度差 α_{n_base} ,按公式(17)计算出角度优势指标。然后计算出第n个小组几何中心和蓝方基地间的距离 dis_{n_base} ,按公式(18)计算出距离优势指标,最后按公式(19)得到第n个小组对敌方基地的态势评估值,系数 $\lambda_1=\lambda_2=0.5$

[0190] 按上述方法可以依次计算出红蓝双方之于对方的态势矩阵。

[0191] (2) 建立a方的损失值计算模型

[0192] 以红方为例,计算红方作战小组在受到蓝方攻击后的损失,设定态势阈值 $S_{threshold}=0.9$,按公式(22)可以得到双方之间的态势对是否攻击的影响概率,综合双方作战小组之间导弹数量比,按公式(21)得到红方某个作战小组被攻击的概率 $Q_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$,然后按公式(23)得到作战目标为红方该小组的蓝方小组实际用于攻击的导弹数量 $missile_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$,进而得到红方小组受到攻击后的损伤概率 $P_{lk}^{\alpha\bar{\alpha}}$ 。设定双方每架无人机的价值为1,所以作战小组的价值等于小组成员数,按公式(20)得到在蓝方某种作战目标分配的情况下,红方一个小组的损失。

[0193] 按公式(24)计算出红方军事基地的损失,双方军事基地的价值为 $Value_base^a=10$,综上,按公式(25)可以得到红方在蓝方某种作战目标分配的情况下的作战损失 $LOSS_C^{red}$ 。按同样的方式可以计算出蓝方在红方方某种作战目标分配的情况下的作战损失 $LOSS_D^{blue}$ 。

[0194] (3) 建立a方的支付值计算模型

[0195] 因为红蓝双方作战目标的分配情况均有24种,所以双方的支付矩阵是 24×24 ,按公式(26)得到红蓝双方支付矩阵 $payoff^{red}$ 、 $payoff^{blue}$ 。

[0196] (4) 设计用于求解目标分配混合策略的代价函数

[0197] 按公式(29)可以得到用于求解目标分配混合策略的代价函数 $F(x)$ 。后转步骤五。

[0198] 步骤五:设计基于竞争学习机制的鸽群优化算法

[0199] (1) 初始化优化算法参数

[0200] 设定有 $N_p=200$ 只鸽子,用鸽子的位置表示要求解代价函数的自变量 $\Pi = \{mix_$

$s_{red, mix_s_{blue}}$ }, 因为红蓝双方均为24种作战目标分配方案, 所以搜索空间的维数 $Dim=24+24=48$ 。要求解的混合策略是用选取各个纯策略的概率表示的, 所以鸽子的初始位置在 $[0, 1]$ 之间均匀分布, 并且在飞行过程中也不能超过这个限制。鸽子的初始速度在 $[-0.25, 0.25]$ 之间均匀分布, 并且在飞行过程中也不能超过这个限制。第1个环节的最大迭代次数为 $ncmax1=40$, 第2个环节的最大迭代次数为 $ncmax2=10$, 用鸽子的位置表示代价函数的自变量, 将每只鸽子的位置代入公式 (29) 中, 得到的值表示每只鸽子到鸽巢的距离, 用来评价解的优劣, 得到初始时刻全局最优位置。

[0201] (2) 地图和指南针算子

[0202] 在鸽群中两两鸽子任意组合, 比较它们位置的优劣, 胜出的鸽子只需要向整个鸽群中最优的位置学习, 输的鸽子既需要向鸽群中最优的位置学习, 又需要向赢的鸽子学习。按公式 (30) 进行每只鸽子速度的更新, 地图和指南针因子 $R=0.02$, 系数 κ 的最大值 $\kappa_{max}=2$, 最小值 $\kappa_{min}=1$ 。按公式 (31) 更新每只鸽子的位置。每只鸽子位置更新后, 计算它们的代价函数值, 和 loc_{gbest} 对应的代价函数值做对比, 小于的话, 更新 loc_{gbest} , 否则 loc_{gbest} 保持不变。当迭代次数 $t>40$ 时, 该阶段迭代结束, 进入下一阶段。

[0203] (3) 地标算子

[0204] 首先按公式 (32) 计算整个鸽群的加权中心位置, 按公式 (33) 计算鸽群的平均适应度值。然后将鸽群中的鸽子随机排成环形拓扑形状, 每只鸽子和它左、右两边的鸽子构成小群, 按公式 (34) 计算各个小群的局部平均适应度值, 按公式 (35) 计算各个小群的局部中心坐标。对每只鸽子的位置进行更新时, 需要将局部平均适应度值和全局平均适应度值做比较, 按公式 (36) 更新, $cauchy$ 表示满足柯西分布的随机数, $gussion$ 表示满足高斯分布的随机数, 均值为0, 方差为1。然后按公式 (37) 将鸽群数量减半, 按代价函数值将鸽子进行排序, 舍弃后面一半距离鸽巢远的鸽子。当 $t>40+10$ 时, 结束循环迭代, 得到最优解 loc_{gbest} 。转到步骤六。

[0205] 步骤六: 输出无人机集群对抗结果

[0206] (1) 无人机集群对抗中运动控制仿真结果

[0207] 图3到图7给出了红蓝双方无人机集群对抗中运动控制仿真结果。其中图3给出了红蓝双方无人机集群对抗运动轨迹图, 可以看出在对抗初始阶段, 双方的无人机集群均从散乱状态形成一个凝聚的整体, 朝着敌方的军事基地运动。图4a、b给出红方对抗运动中 x 、 y 轴方向速度变化曲线图, 图5a、b给出蓝方对抗运动中 x 、 y 轴方向速度变化曲线图, 可以看出双方无人机集群的速度经过一段时间后趋于一致。图6选取序参量作为指标来衡量双方运

动方向趋于一致的程度, 序参量 $\phi^\alpha = \frac{1}{num} \left\| \sum_{i=1}^{num} \frac{vel_i^\alpha}{\|vel_i^\alpha\|} \right\|$, $0 \leq \phi \leq 1$, ϕ 值越大, 表示集群的

有序程度越高。图7选取机间平均距离来衡量无人机集群的聚集程度, 可以看出双方无人机集群的机间平均距离不断下降, 最后保持相对稳定。图6和图7可以定性说明该对抗运动控制方法的有效性。

[0208] (2) 无人机集群对抗中作战目标分配仿真结果

[0209] 图8到图10a、b给出了红蓝双方无人机集群对抗中作战目标分配控制仿真结果。图8给出了红蓝双方无人机集群对抗中分组情况, 为双方进行作战目标分配奠定基础。图9给

出了在求解作战目标分配方案时代价函数的变化曲线,可以看出代价函数在迭代38次的时候保持不变,值大概在 $10^{-0.2}$ 左右,满足精度要求。图10a、b给出了红蓝双方作战目标分配方案结果,可以看出,为实现作战目标,红、蓝双方以一定的概率选择各种作战目标分配方案。红方选择第23种方案,红方第1个小组的作战目标为蓝方第3个小组,红方第2个小组的作战目标为蓝方第2个小组,红方第3个小组的作战目标为蓝方第1个小组。蓝方选择第4种方案,蓝方第1个小组的作战目标为红方第3个小组,蓝方第2个小组的作战目标为红方军事基地,蓝方第3个小组的作战目标为红方第2个小组。

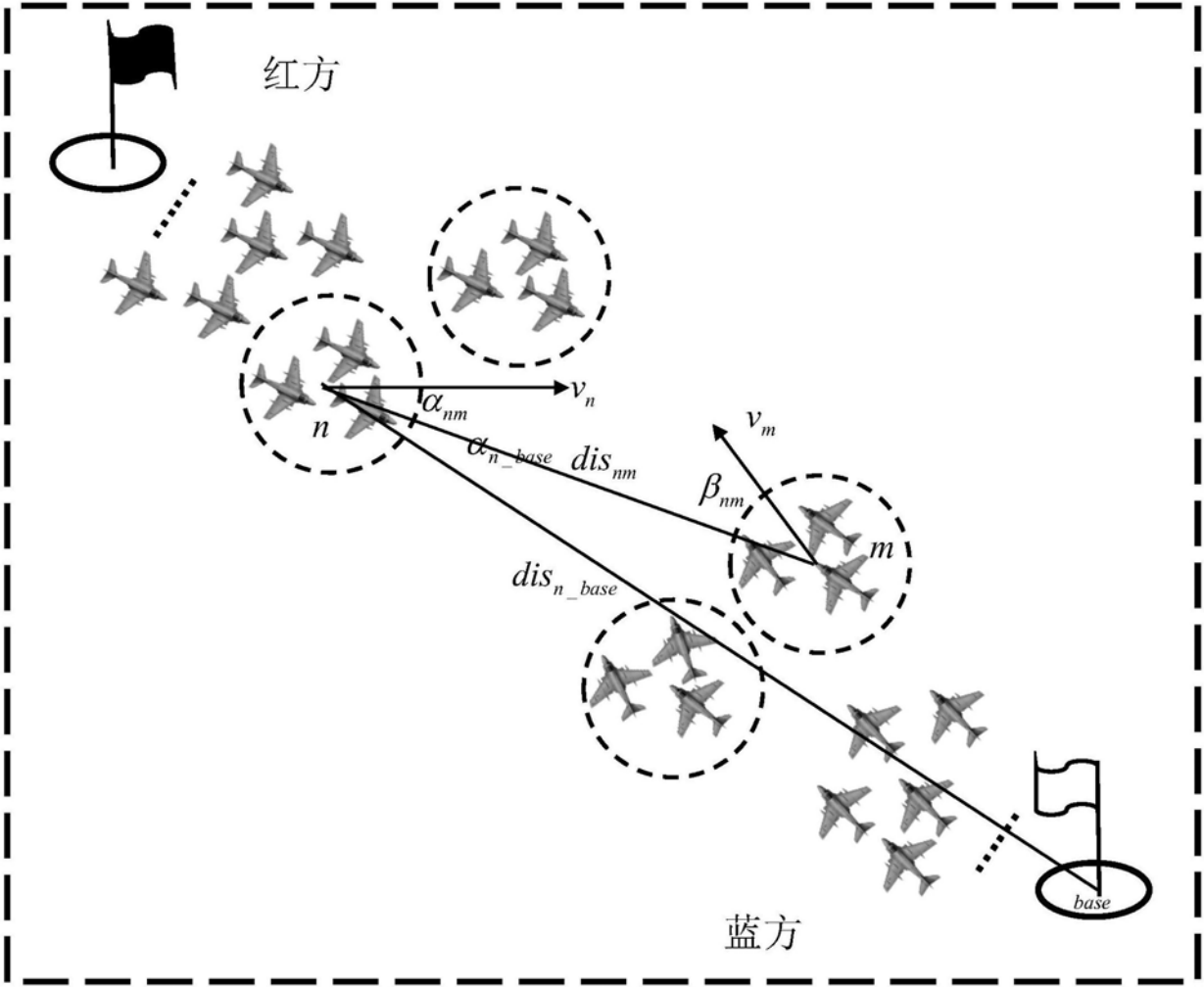


图1

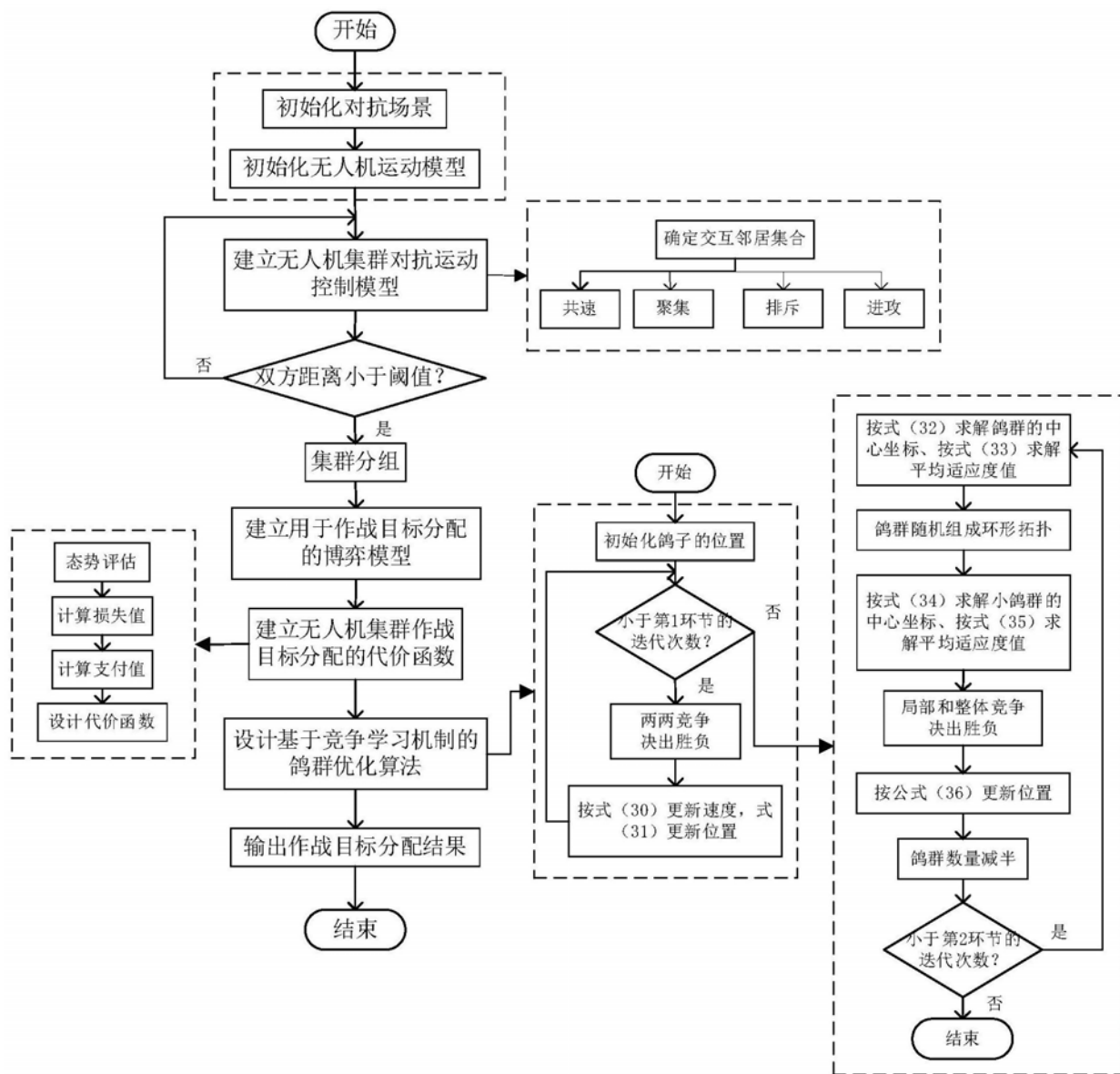


图2

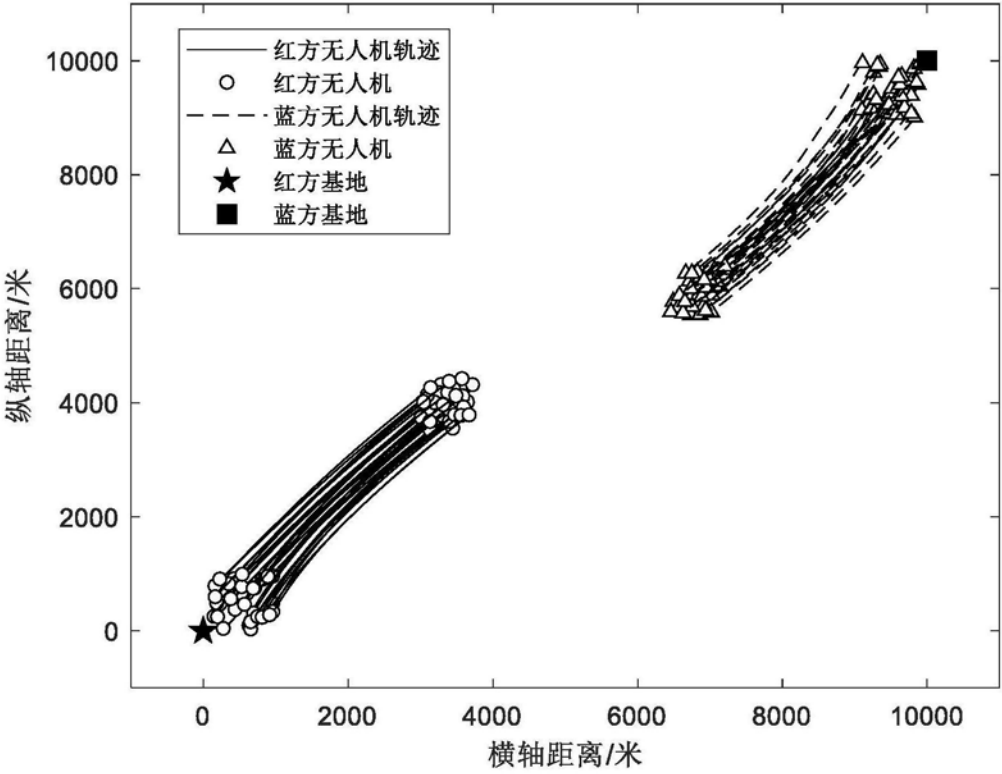


图3

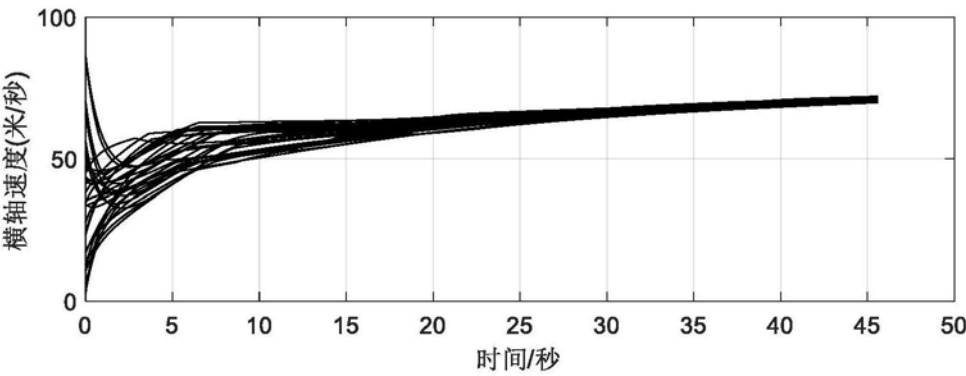


图4a

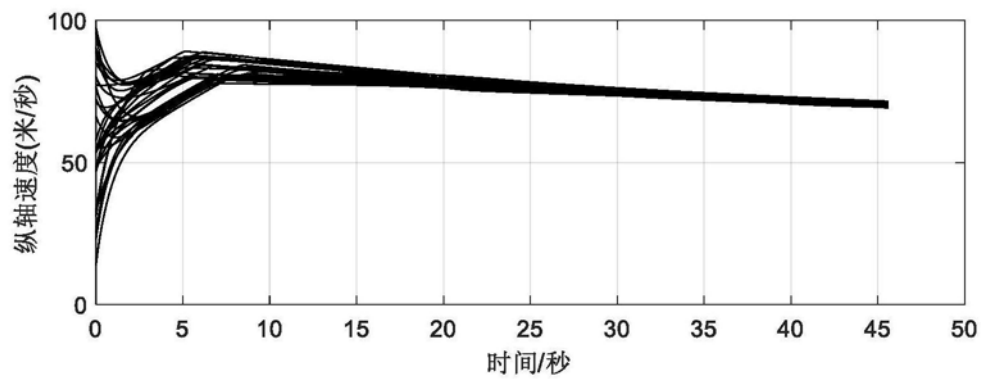


图4b

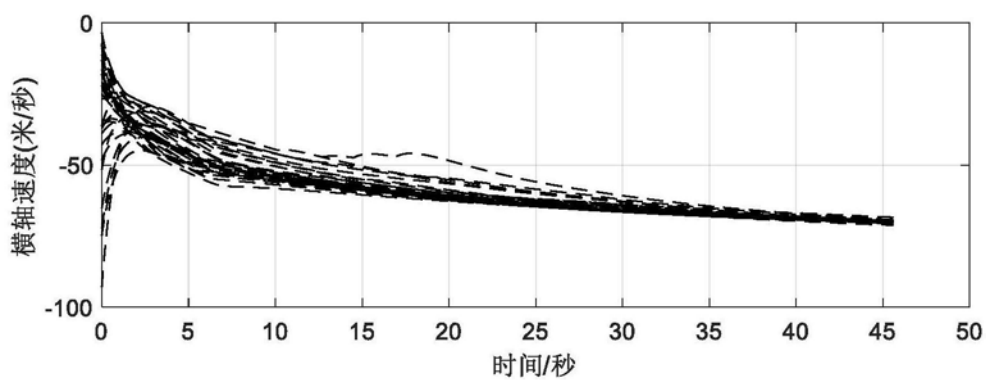


图5a

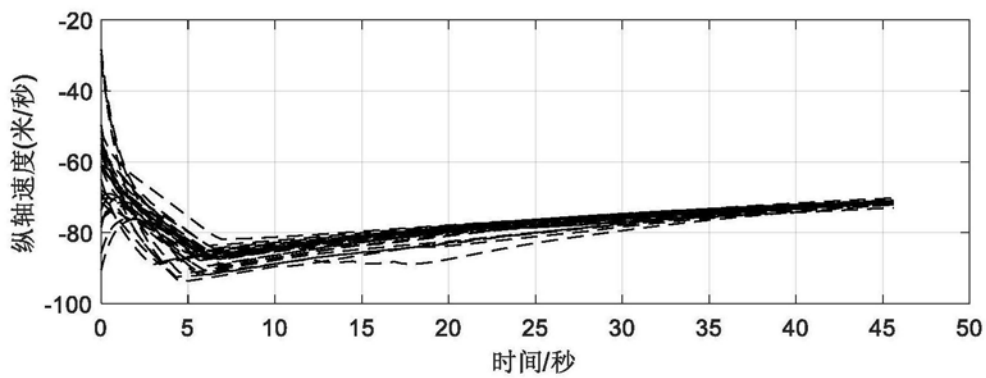


图5b

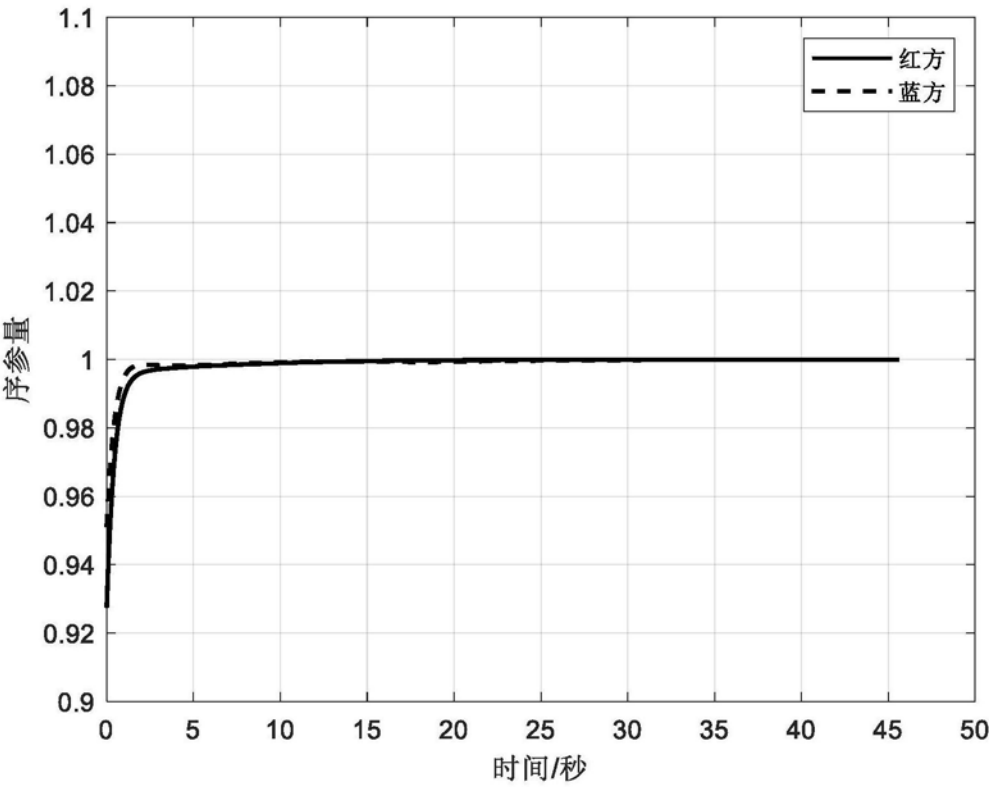


图6

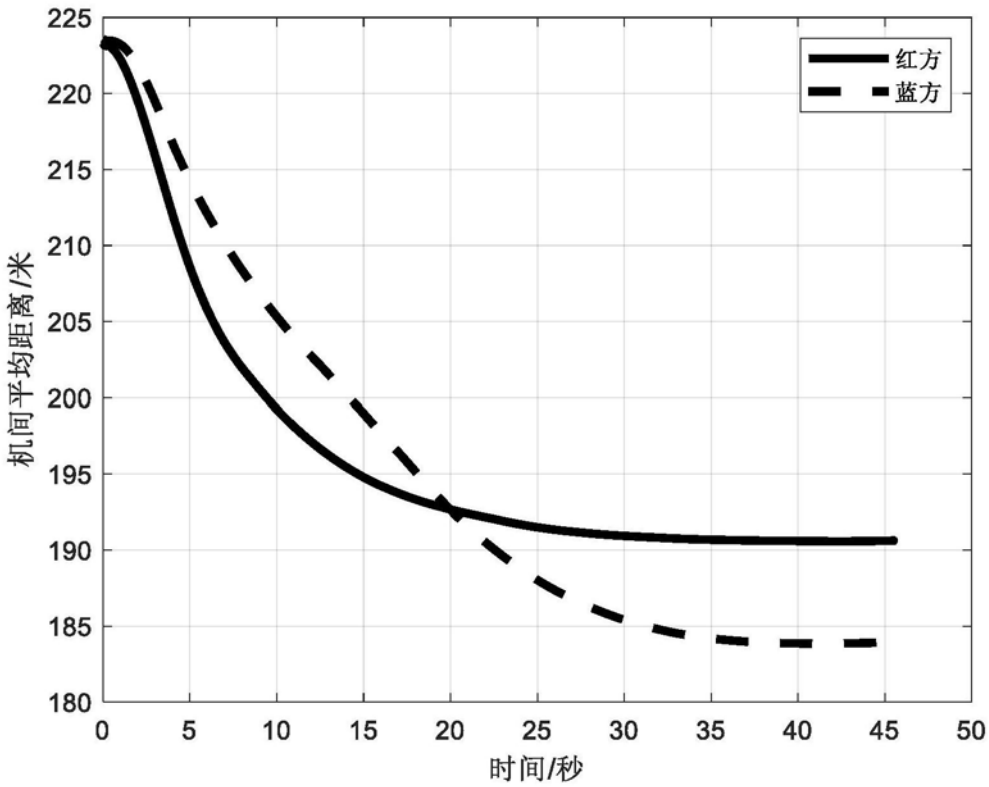


图7

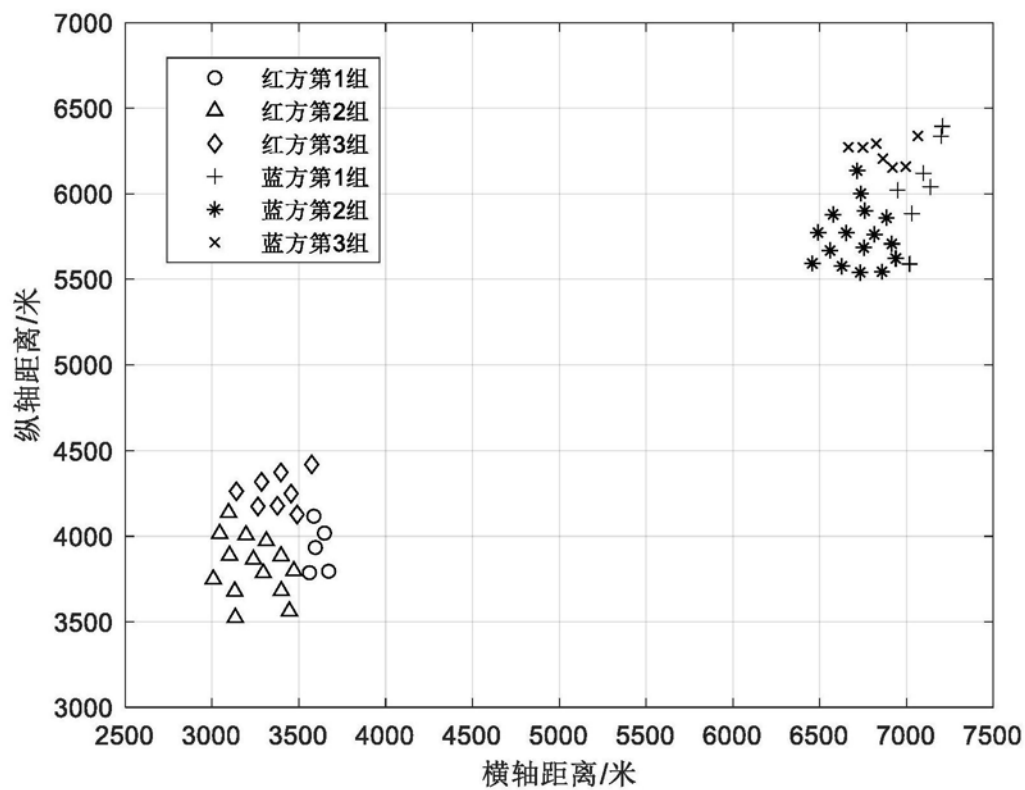


图8

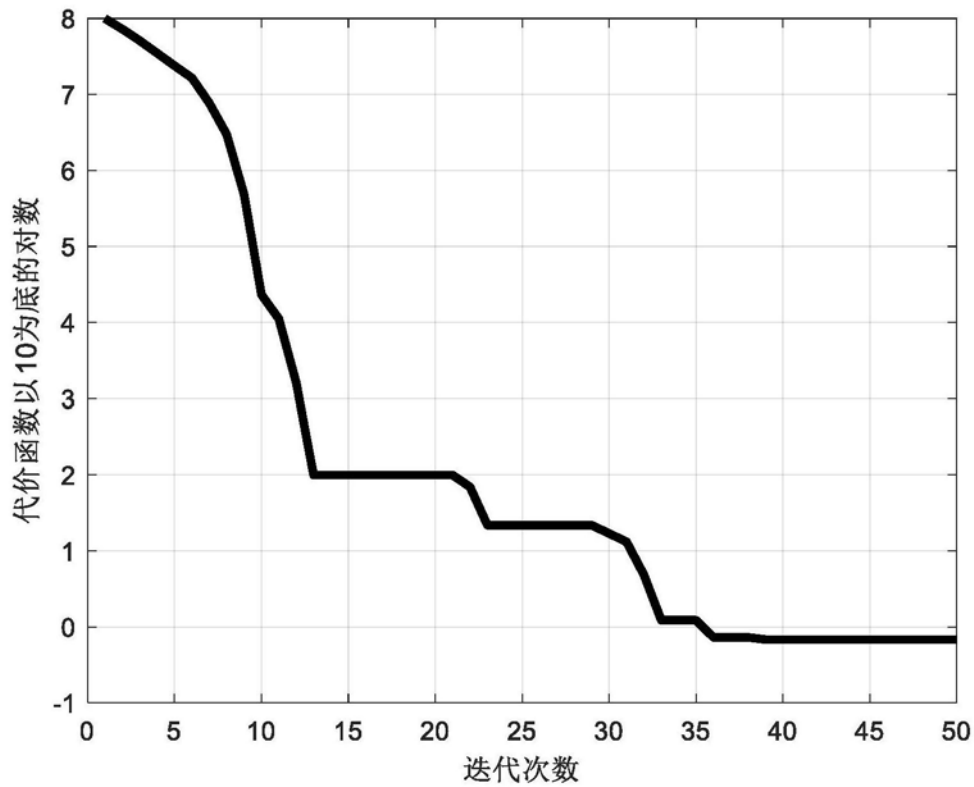


图9

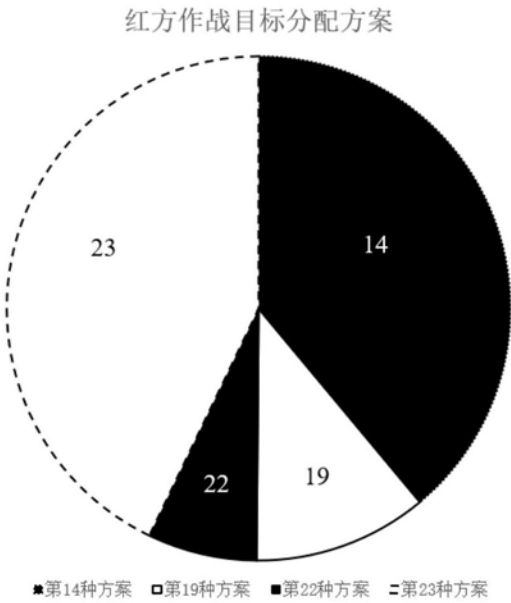


图10a

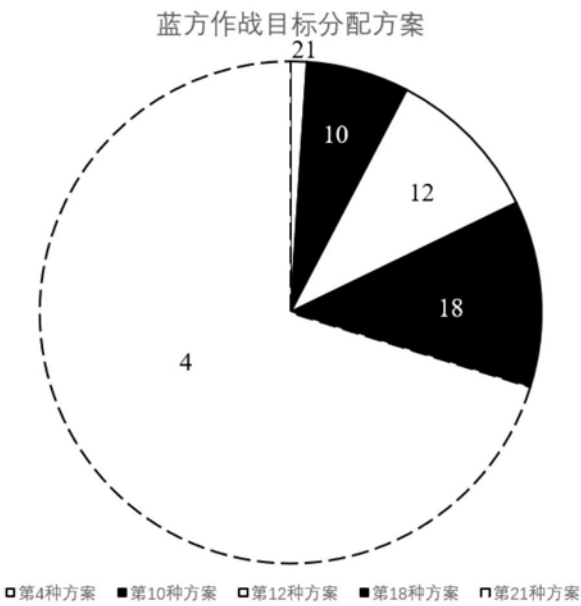


图10b