

文章编号: 1674-8190(2023)06-063-10

有人-无人机协同空战机动决策研究

刘波¹, 魏潇龙², 屈虹², 甘旭升², 刘飞²

(1. 西京学院 管理技术系, 西安 710123)

(2. 空军工程大学 空管领航学院, 西安 710051)

摘要: 目前, 有关无人机空战的研究主要考虑无人机的完全自主决策机动算法, 关于有人机有限监督决策下的空战机动决策的研究鲜有报道, 更缺乏对有人-无人机协同作战的研究。为实现无人机协同空战过程中的自主机动, 设计一种基于路径规划技术的有人-无人机协同空战机动决策模型。首先, 引入动态栅格环境, 自适应调整栅格规模和分辨率, 以弥补静态栅格环境规划空间越大规划效率越低的缺陷; 然后, 将A star算法规划路径作为参考路径, 提出ACO-A star混合路径规划算法, 以提升ACO算法的寻优效能; 最后, 基于均值聚类算法设计有人-无人机协同空战机动决策算法。进行空战对抗仿真模拟, 结果表明: 所提出的算法具有更好的决策正确性, 可有效提升空战胜率。

关键词: 无人机; 空战对抗; 协同决策; 蚁群算法; A star算法

中图分类号: V271.4; E926.3

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.06.07

Research on MAV-UAV cooperative air combat maneuver decision

LIU Bo¹, WEI Xiaolong², QU Hong², GAN Xusheng², LIU Fei²

(1. Department of Management Technology, Xijing University, Xi'an 710123, China)

(2. Air Traffic Control and Navigation School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: At present, the research on UAV air combat mainly considers the fully autonomous decision-making maneuver algorithm of UAV, and the research on the air combat maneuver decision-making under the limited supervision decision of UAV is rare, let alone the research on manned aerial vehicle and unmanned aerial vehicle (MAV-UAV) cooperative combat. In order to realize the autonomous maneuver of UAV in the process of cooperative air combat, a maneuver decision model for MAV-UAV cooperative air combat is designed on the basis of path planning technology. First, the dynamic grid environment is introduced to adaptively adjust the grid scale and resolution, so as to make up for the defect that, the larger the static grid environment planning space is, the lower the planning efficiency will be. Then, by taking the path planned using A star algorithm as the reference path, the ACO-A star hybrid path planning algorithm is proposed to improve the optimization efficiency of ACO algorithm. Finally, based on the mean clustering algorithm, a maneuver decision algorithm for MAV-UAV cooperative air combat is designed. The air combat simulation result shows that the proposed model has better decision correctness and can effectively improve the air combat victory rate.

Key words: UAV; air combat; cooperative decision-making; ACO (ant colony optimization); A star algorithm

收稿日期: 2022-08-21; 修回日期: 2022-12-03

通信作者: 魏潇龙, xiaolong3494@163.com

引用格式: 刘波, 魏潇龙, 屈虹, 等. 有人-无人机协同空战机动决策研究[J]. 航空工程进展, 2023, 14(6): 63-72.

LIU Bo, WEI Xiaolong, QU Hong, et al. Research on MAV-UAV cooperative air combat maneuver decision[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(6): 63-72. (in Chinese)

0 引言

当前无人作战系统发展迅猛,谱系已覆盖陆、海、空、网电等多个领域,运用无人机在空战场上构成相互协作、优势互补、效能倍增的协同作战系统,已成为世界上各军事强国竞相研究的热点^[1]。有人—无人机协同作战是最新型的作战样式之一,其中典型的在研项目是“忠诚僚机”项目,当前已有僚机原型机开展了试飞验证工作^[2-4]。但目前无人机自主决策能力仍有不足,在与有人机开展协同作战的过程中仍需依赖人的决策能力,特别是空战领域,人的决策功能对作战编组的效能发挥起到关键作用。但人在操控无人机的同时还需要操控有人机,工作负荷加大,会使其自身无暇顾及周围的威胁,一旦有人机被对方击落,整个作战编组的效能将严重折损。因此,需要研究一种空战决策技术架构,合理分配人的工作负荷,争取最大化发挥有人—无人机协同作战编组的作战效能。

国内外对无人机空战机动决策的研究较多,可作为有人机的辅助决策技术支撑。S. J. Levulis 等^[5]使用多模态控制方法对有人—无人机编队进行控制,取得了较好的效果,但适用范围较小,仅局限于队形的变换与控制;牛轶峰等^[6]对有人—无人机协同作战的控制架构进行了研究论证,即在有人机的监督下,通过集群的配合,加快“观察—判断—决策—行动”过程,但其对无人机的辅助决策算法并未进行研究;Huang C Q 等^[7]提出了一种将贝叶斯推理和滚动时域优化相结合的无人机机动决策算法;张宏鹏等^[8]在构建 36 种无人机机动动作的基础上,使用深度神经网络算法训练无人机的机动决策能力,但未考虑有人—无人机或无人机之间的协同方法问题;左家亮等^[9]使用启发式强化学习算法训练无人机的空战机动决策能力,通过引入启发式因子,加速收敛原有 Q-Learning 学习过程,缩短学习时间,并通过目标分配算法实现了无人机之间的协同,但其四对二的仿真验证是在我方巨大的兵力优势下进行的,对算法决策优势的体现不够明显;Li S Y 等^[10]则是基于博弈理论,通过构建态势判断矩阵现实无人机之间协同目标分配的决策,但在实际空战过程中,敌我双方

的攻防策略是变化的,基于同一博弈准则可能会使我方失去优势;刘昊天等^[11]、陈侠等^[12]同样基于博弈论对多无人机之间的对抗进行仿真模拟,但这样的模拟空战过程忽略了大量因素,且对敌我双方人的决策因素未加考虑,可能脱离实战情景;朱星宇等^[13]基于 Q-Learning 算法构建路径规划模型,实现无人机的机动决策,基于博弈论实现无人机的协同目标分配,其空战模拟过程具有一定的参考性;孙丰础等^[14]采用 A star 算法对无人机双机对抗机动决策进行研究,但目标分配仅基于距离,缺乏对空中态势的评估。

综上,当前有关无人机空战的研究主要考虑无人机的完全自主决策机动算法,距离实战应用还有较大距离;对有人机有限监督决策下的空战机动决策研究较少;对有人—无人机之间的协同技术架构研究尚不够清晰,要想实现有人—无人机之间的协同作战还有较大的技术差距。为此,本文以美国“忠诚僚机”作战概念为设定背景,提出一种有人机有限决策下的协同作战模式,通过有人机的决策优势和高技术集成的平台优势提升混合编组的作战效能,依托无人机的自主决策技术分担有人机的工作负荷,放大人的系统功能,以期有人—无人机的协同作战提供技术支持。

1 有人—无人机协同空战建模

有人—无人机协同空战样式较多,通过武器平台的相互补充,可发挥出更为出色的作战性能。此时,无人机作为主要制空作战力量与敌机展开作战,有人机作为作战编组的高价值目标位于阵位后方,为无人机编队提供力量支援。

1.1 有人—无人机协同空战战术设计

有人—无人机的协同作战样式丰富多样,不同情景下的协同方法与决策依据会有差异,因此,本文针对制空作战场景设计有人—无人机协同作战战术。

有人机是编队作战的决策核心,一旦失去了有人机的决策支撑,编队的作战能力将会严重折损,因此,有人机应当始终保持在敌机有效攻击范围之外。同时,有人机通常都具备较好的负载能

力,可以装载性能强大的电子干扰设备,在阵位后方操控无人机的同时提供伴随电子干扰,降低敌机的作战效能。当敌机被实施干扰后,火控雷达对我方的探测能力显著下降,能够成功实施目标锁定和命中的概率也会显著下降。

无人机是制空作战的主要攻击力量,应当通过积极的机动转弯,使用火控雷达照射敌机。但敌我双方的无人机本身也会携带有电子干扰设备,假设均为前向干扰设备,若我机与敌机实施相互锁定与干扰,则双方的命中概率都会降低,并非最佳的攻击策略。因此,无人机的机动策略应当积极从敌机的侧方或后方实施雷达照射并发射武器弹药。为表述方便,后文将我方无人机作为红方,敌方无人机作为蓝方,有人机为红方编队领队长机。有人-无人机协同空战战术策略如图1所示。

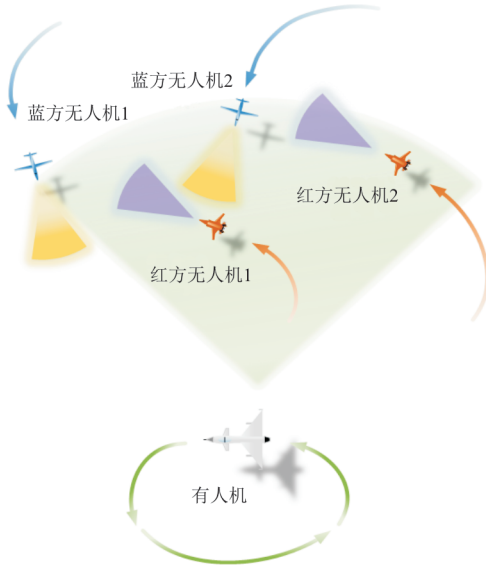


图1 有人-无人机协同空战战术策略
Fig. 1 Tactical strategy of MAV-UAV cooperative air combat

1.2 态势判断方法

无人机对态势的判断是机动决策的依据,也是有人机采取不同战术策略的依据。在已有研究中,对态势的判断主要基于速度、距离、角度、高度等因素^[13,15]。但目前对高度势能的影响分析及权重分配并不清晰,特别是在超视距空战过程中,速度与高度因素的影响都被弱化,最关键的因素仍

是距离和角度。因此,本文对态势的计算主要基于距离和相对角度,距离和相对角的计算公式为

$$\begin{cases} d = \sqrt{(x_r - x_b)^2 + (y_r - y_b)^2} \\ \theta_{rb} = \arccos \frac{\mathbf{v}_r \cdot \mathbf{v}_{rb}}{|\mathbf{v}_r| |\mathbf{v}_{rb}|} \end{cases} \quad (1)$$

式中:\$(x_r, y_r)\$和\$(x_b, y_b)\$分别为红蓝方无人机的大地坐标位置;\$\theta_{rb}\$为红方与蓝方的相对角(如图2所示);\$\mathbf{v}_r\$为红方的航向向量;\$\mathbf{v}_{rb}\$为红方无人机指向蓝方无人机的向量。

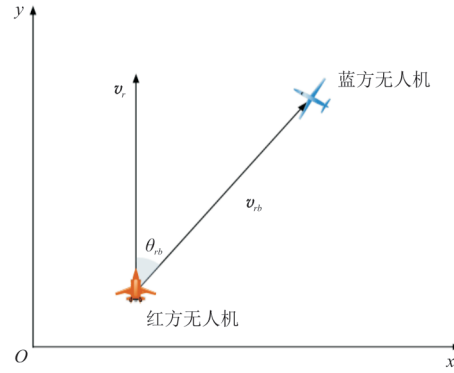


图2 无人机角度关系
Fig. 2 Angle relationship of UAVs

根据无人机之间构成角度的不同,可把态势分为优势态势与威胁态势。优势态势指我对敌可能形成毁伤的程度,计算方法为

$$c_{rij} = \frac{\Delta_{rij}}{d_{ij}} \cdot G \quad (2)$$

式中:\$c_{rij}\$为红方第\$i\$架无人机对蓝方第\$j\$架无人机的优势态势;\$d_{ij}\$为红方第\$i\$架无人机与蓝方第\$j\$架无人机的距离;\$\Delta_{rij}\$为根据红蓝方相对角变化的数;\$G\$为根据红蓝方无人机距离变化的数。

$$\Delta_{rij} = \begin{cases} \Delta_1 & (\theta_{rb} < \theta_{rf}, \theta_{br} < \theta_{bf}) \\ \Delta_2 & (\theta_{rb} < \theta_{rf}, \theta_{br} \geq \theta_{br} \geq \theta_{bf}) \\ \Delta_3 & (\theta_{rb} < \theta_{rf}, \theta_{br} > \theta_{bf}) \\ \Delta_4 & (\theta_{rb} \geq \theta_{rf}) \end{cases} \quad (3)$$

$$G = \begin{cases} G_1 & (d_{ij} < d_i^{rf}) \\ G_2 & (\text{else}) \end{cases} \quad (4)$$

式中:\$\theta_{rf}\$为红方火控雷达辐射角度的二分之一;\$\theta_{br}\$为蓝方的相对角;\$\theta_{bf}\$为蓝方火控雷达辐射角度的二分之一;\$\theta_{bt}\$为蓝方尾后角的二分之一;\$d_i^{rf}\$为红方第\$i\$架无人机火控雷达的作用距离。

角度关系如图3所示。

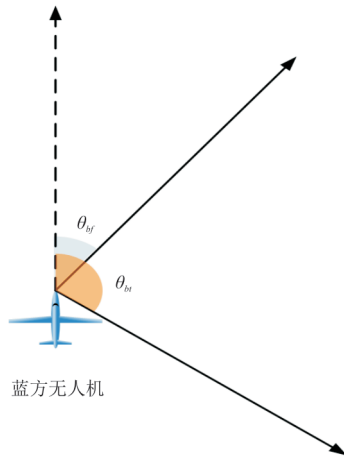


图 3 角度关系
Fig. 3 Angle relation

威胁态势指蓝方对红方构成可能形成毁伤的程度,同样可通过距离和角度判断,计算方法为

$$\tau_{rij} = -\frac{U_{rij}}{d_{ij}} \cdot G \quad (5)$$

式中: τ_{rij} 为蓝方第 j 架无人机对红方第 i 架无人机形成的威胁态势; U_{rij} 为根据红蓝方相对角变化的数。

$$U_{rij} = \begin{cases} U_1 & (\theta_{ri} \geq \theta_{rb} \geq \theta_{rf}, \theta_{br} \leq \theta_{bf}) \\ U_2 & (\theta_{rb} > \theta_{ri}, \theta_{br} \leq \theta_{bf}) \\ U_3 & (\theta_{rb} > \theta_{rf}, \theta_{br} > \theta_{bf}) \end{cases} \quad (6)$$

基于计算的优势和威胁,可构成优势和威胁的判断矩阵为

$$C_r = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & c_{mn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\tau_r = \begin{bmatrix} \tau_{11} & \tau_{12} & \cdots & \tau_{1n} \\ \tau_{21} & \tau_{22} & \cdots & \tau_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tau_{m1} & \tau_{m2} & \cdots & \tau_{mn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: m 为红方无人机的数量; n 为蓝方无人机的数量。

若空战过程中,红方无人机 i 被击落,则式(7)所在行第 i 行变为0,式(8)第 i 列变为0。若将式(7)~式(8)相加,则可得到综合判断矩阵:

$$M_r = C_r + \tau_r \quad (9)$$

1.3 动态栅格环境建模

本文对机动决策的实现基于路径规划算法,

为加快规划速度,提高决策效率,需要对规划空间进行离散化处理。空间栅格化是最常见的做法,但传统栅格规划方法都具有静态特性,是相对大地坐标固定不变的栅格空间。无人机需要在执行任务前加载地图栅格数据,且无人机的任务执行区域必须要限制在栅格空间内,超出该区域就会导致路径规划无法实施。若无人机在静态的栅格空间内进行路径规划,则规划时间与栅格的分辨率具有较大的关联性,当作战区域较大时,不得不降低栅格分辨率以维持原有规划速率。对此,设计动态自适应的栅格规划空间,栅格空间如图4所示。

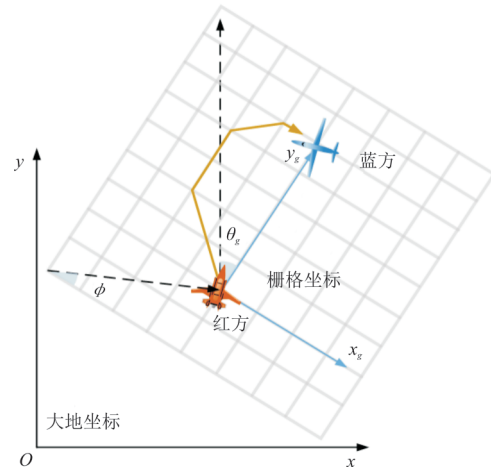


图 4 动态栅格环境
Fig. 4 Dynamic grid environment

在使用了动态栅格以后,无人机的空战机动路径规划与地图无关,只与敌机相对位置有关。在与敌机距离较远时,态势争夺并不激烈,可以使用较低分辨率的栅格环境;随着红蓝方距离接近,动态栅格的分辨率自适应增加,就可以满足空战机动决策的准确性需求。图4中 θ_g 为栅格坐标与大地坐标的交角,规定顺时针为负,则坐标转换公式为^[14]

$$\begin{cases} x' = \cos \theta_g \cdot \cos \phi \cdot r - \sin \theta_g \cdot \sin \phi \cdot r \\ y' = \sin \theta_g \cdot \cos \phi \cdot r + \cos \theta_g \cdot \sin \phi \cdot r \\ r = (x_g^2 + y_g^2)^{\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (10)$$

式中: (x_g, y_g) 为任一栅格坐标; (x', y') 为对应的大地坐标; θ_g 为栅格坐标与大地坐标所成的角度; ϕ 为无人机在栅格坐标中的位置向量与 x 轴形成的夹角,规定逆时针旋转为正。

2 机动决策算法

2.1 机动控制算法

对于固定翼无人机控制算法的研究已较为成熟,应用较多的有三自由度的控制模型,但因为垂直方法与水平方法的控制律具有弱耦合特性^[16],因此本文只对水平方向的控制算法进行设计,以满足无人机超视距空战中水平机动的控制需求。

$$\begin{cases} \dot{x}_i = v_i \cos \varphi_i \\ \dot{y}_i = v_i \sin \varphi_i \\ \dot{v}_i = a_i \\ \dot{\varphi}_i = \omega_i \end{cases} \quad (11)$$

式中:\$(x_i, y_i)\$为无人机\$i\$的位置坐标;\$v_i\$为无人机\$i\$的速度;\$\varphi_i\$为无人机\$i\$的航向角;\$a_i\$为无人机\$i\$的加速度;\$\omega_i\$为无人机\$i\$的转弯角速度。

此外,无人机的速度、加速度、转弯角速度都会受到性能限制,因此还应该满足:

$$\begin{cases} v_i \in [v_{\min}, v_{\max}] \\ a_i \in [a_{\min}, a_{\max}] \\ \omega_i \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \end{cases} \quad (12)$$

式中:\$\min\$和\$\max\$均表示相应变量的最小和最大值。

根据当前空中对抗的常用战术,通常在无人机进入交战区前,航空器都会保持巡航速度飞行,当编队进入交战区后,则需要积极变换队形,抢占有利态势。可假设无人机以最小速度进行巡航,进入交战区后以最大加速度加速,直至达到最大速度进行机动;当无人机脱离交战区后,以最小加速度减速,直至达到最小速度巡航。有人机或无人机的水平机动方式均只有3种:左转、右转或直飞。当生存的路线下一节点为左转时,航空器就实施左转机动转弯,在单位时间间隔内控制指令不发生变化,直至新的指令生成。右转或直行指令执行方法类似。

2.2 基于ACO的路径规划算法

蚁群算法(Ant Colony Algorithm,简称ACO)是一种典型的群智能仿生进化算法,通过启发式因子的引入,可在全局范围内进行较快的求解,寻优效果较好^[17]。本文使用蚁群算法构建路径规划算法是因为其具有一定随机搜索特性,可为空战机动决策引入一定不确定性因素,避免机动原则

过于单一而被破解。智能体的概率搜索基本公式为

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_j(t) \times \eta_j^\lambda}{\sum_{s \in \text{allowed}} \tau_s(t) \times \eta_s^\lambda} & (j \in \text{allowed}) \\ 0 & (\text{else}) \end{cases} \quad (13)$$

式中:\$p_{ij}^k(t)\$为\$t\$时刻智能体\$k\$从栅格点\$i\$转移至栅格点\$j\$的概率;\$\tau_j(t)\$为栅格点\$j\$的信息素浓度;\$\eta_j\$为节点\$j\$的启发式因子;\$\lambda\$为系数,能够控制启发式因子的作用强度。

为加快智能体的搜索速度,ACO中加入了启发式因子,利用距离能见度引导智能体向目标点移动,可表示为

$$\eta_j = \frac{1}{d_j} \quad (14)$$

式中:\$d_j\$为节点\$j\$至目标点的欧式距离。

在所有智能体完成一次路径寻优之后,需要对路径节点进行一次信息素更新,计算公式为

$$\tau_j(t+1) = \rho \times \tau_j(t) + \Delta\tau_j^* + \sum_{k=2}^n \Delta\tau_j^k \quad (15)$$

式中:\$\rho\$为节点信息素的挥发率;\$\Delta\tau_j^*\$为当前最优路径节点信息素浓度变化量;\$\Delta\tau_j^k\$为本次迭代中路径排名第\$k\$的智能体路过的节点留下的信息素。

但式(15)中并非所有路径都会留下信息素,本文只对排名前\$k\$的路径释放信息素,以加快寻优的收敛。排名不同的蚂蚁添加的信息素浓度不同,计算方法为

$$\Delta\tau_j^* = \frac{F^*}{L^*} \quad (16)$$

$$\Delta\tau_j^k = \frac{F}{L_k} \quad (17)$$

式中:\$F^*\$和\$F\$均为常数;\$L^*\$和\$L_k\$分别为最优路径和排名为\$k\$的次优路径的长度。

完成信息素更新后,单次迭代结束,开启新一轮智能体搜索,完成规定迭代次数后,记录的最优路径为输出路径。

2.3 ACO-A star混合路径规划算法

研究表明,蚁群算法存在寻优速度慢,易陷入局部最优的缺陷,使用时需要引入更为有效的启发式因子以提高其规划性能,为此,提出一种ACO-A star混合算法以提高其规划能力。A star算法同样是一种经典的启发式搜索算法,具有较

快的规划速度与较好的准确度^[18]。该算法将Dijkstra算法和BFS算法的搜索策略相结合,从而实现快速寻优。但A star算法在搜索过程中仅使用了局部搜索信息,对全局信息的利用程度很低,且每一步的规划寻优都只基于当前信息,因此省去了迭代过程,具有较快的计算速度,但规划结果也是次优解。

使用A star算法规划的路径作为启发式因子,以参考路径的形式加快ACO的迭代过程,帮助剔除ACO算法规划路径过程的冗余路段,可有效提升ACO算法的规划效率。此外,ACO算法是一种概率性搜索算法,具有一定概率优化A star规划路径的品质,且在机动决策中加入不确定因子更适用于空战情景。相对于孙丰础等^[14]的研究,本文的研究使得决策具有一定的不确定性,不易被对方战术破解。混合算法规划流程如图5所示。

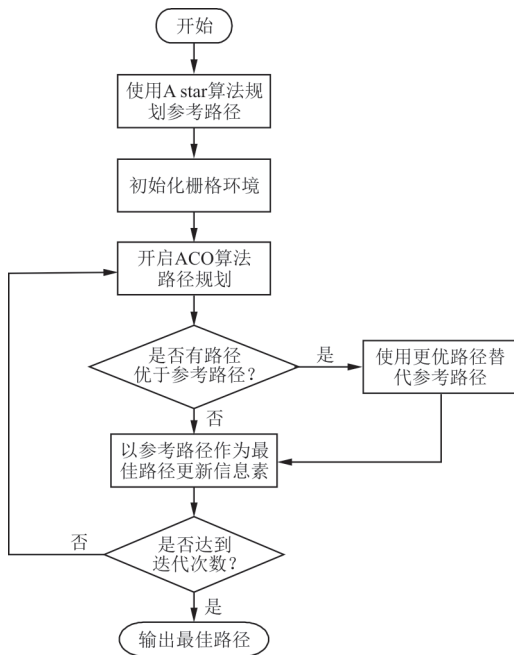


图5 混合算法规划流程

Fig. 5 Path planning process of mixed algorithm

3 有人—无人机协同策略

3.1 无人机协同算法

对于多无人机的空战,必然需要有一定的协同准则,以合理分配兵力与火力。本文对目标的分配基于式(7)~式(9),由有人机决策执行。每一架无人机根据有人机采取的分配策略选取对应的最大或最小值。依据优势准则选取目标的计算

方法为

$$N_i^{\text{red}} = \max_j [c_{ij}] \quad (18)$$

式中: N_i^{red} 为红方第*i*架无人机选取的蓝方无人机优势最大的无人机序号。

根据威胁准则选取目标的计算方法为

$$N_i^{\text{red}} = \min_j [\tau_{ij}] \quad (19)$$

式中: N_i^{red} 为红方第*i*架无人机选取的蓝方无人机威胁最大的无人机序号。

此外,也可基于式(9)按综合态势选取目标,此处不再赘述。

3.2 有人机机动准则

有人机需要时刻位于交战区的后方,为无人机提供伴随电子干扰,并发挥决策中心的作用。此时,有人机活动区域应当已取得制空权,否则其安全无法得到保障,需要先进行阵位转移。这一战术适用于有人机/无人机协同空战、对地打击等任务,但本文只探讨协同空战情景。由于需要密切观测空中态势,适时对无人机战术做出调整,有人机自身的飞行控制主要由自动驾驶仪完成。为能够充分发挥电子干扰的效能,有人机需要不断调整飞行位置实施干扰。基于红蓝双方的位置点计算有人机的飞行目标点,计算方法为

$$\begin{cases} x_h = X_{\text{UAV}} + L_e \cdot \cos \vartheta \\ y_h = Y_{\text{UAV}} + L_e \cdot \sin \vartheta \end{cases} \quad (20)$$

式中: (x_h, y_h) 为有人机的目标点位置; $(X_{\text{UAV}}, Y_{\text{UAV}})$ 为红蓝方存活的均值聚类中心; L_e 为常数,与有人机的电子干扰距离有关; ϑ 为向量 $\mathbf{v}_c$ 与大地坐标*x*轴单位基坐标向量所构成的角度,逆时针为正。

$\mathbf{v}_c$ 的计算方法为

$$\mathbf{v}_c = (X_R, Y_R) - (X_{\text{UAV}}, Y_{\text{UAV}}) \quad (21)$$

式中: (X_R, Y_R) 为红方存活无人机的均值聚类中心。

均值聚类中心计算方法为

$$\begin{cases} X_{\text{UAV}} = \frac{\sum_{k=1}^n \sigma_k \cdot x_k}{n} \\ Y_{\text{UAV}} = \frac{\sum_{k=1}^n \sigma_k \cdot y_k}{n} \end{cases} \quad (22)$$

式中: (x_k, y_k) 为第 k 架无人机的大地坐标; σ_k 为常数, 当无人机 k 存活时取值为 1, 否则为 0; n 为红蓝方无人机的总数。

当无人机距离目标点距离大于 L_H 时, 则基于 ACO-A star 算法机动至目标点; 当距离小于或等于 L_H 时, 则进行盘旋飞行实施电子干扰。

3.3 空战胜负及算法性能评价准则

当无人机使用火控雷达对目标机实施照射时, 有一定概率锁定敌机并将其击落, 显然与敌机距离越近, 雷达照射强度越高, 具有更高的命中率。假设命中概率为

$$p_{ij}^r = \delta_r \cdot e^{-b \cdot d_{ij} + w} \quad (23)$$

式中: p_{ij}^r 为红方无人机 i 对蓝方无人机 j 的攻击命中概率; b 和 w 为常数; δ_r 根据红蓝方相对角和距离变化。

δ_r 的计算方法为

$$\delta_r = \begin{cases} \delta_1 & (\theta_{rb} < \theta_{rf}, \theta_{br} < \theta_{bf}, d_{ij} < d_i^{rf}, d_{ij} < d_j^{bf}) \\ \delta_2 & (\theta_{rb} < \theta_{rf}, d_{ij} < d_i^{rf}, \theta_{br} > \theta_{bf} \text{ 或 } d_{ij} > d_j^{bf}) \\ \delta_3 & (\theta_{e\min} < \theta_{hb} < \theta_{e\max}, d_{hj} < d_e) \\ 0 & (\text{else}) \end{cases} \quad (24)$$

式中: $[\theta_{e\min}, \theta_{e\max}]$ 为有人机电干扰吊舱的辐射角度范围; d_e 为电子干扰距离; d_{hj} 为有人机与蓝方无人机 j 的距离; θ_{hb} 为有人机航向与蓝方无人机 j 的相对角。

当某一方的无人机全部被击落, 则认为本次任务失败。由于有人机在阵位后方, 因此不考虑有人机参与作战的情况。由于单次对局胜负无法判断算法性能的优劣, 机动决策算法的品质以多次对局的胜负比判定。计算方法为

$$B_r = \frac{R_w^r}{R} \quad (25)$$

式中: B_r 为红方取胜的比率; R_w^r 为红方对局取胜的局数; R 为对局总数。

4 仿真验证

首先对算法的有效性进行验证, 以一对一空战对抗场景考察蚁群算法的有效性。算法基本参

数设置如表 1 所示。

表 1 算法参数设置
Table 1 Parameter setting of ACO algorithm

参数	数值
λ	120
F	6 000
F^*	1 200
ρ	0.2
蚂蚁数	50
迭代次数	25
红方栅格坐标	(50, 40)
红方初始坐标	(200 km, 200 km)
蓝方栅格坐标	(50, 60)
蓝方初始坐标	(300 km, 300 km)
蓝方火控雷达辐射角度 $2\theta_{bf}/\text{rad}$	$\pi/3$
红方火控雷达辐射角度 $2\theta_{rf}/\text{rad}$	$\pi/3$
离散时间间隔 $\Delta t/\text{s}$	3
红方航向角/ rad	$\pi/4$
蓝方航向角/ rad	$-3\pi/4$
红方无人机武器工作距离 d_i^{rf}/km	60
蓝方无人机武器工作距离 d_j^{bf}/km	60
δ_1	0.5
δ_2	1

红方使用 ACO-A star 算法进行机动决策, 蓝方使用 ACO 算法进行机动决策, 空战对抗过程如图 6 所示。

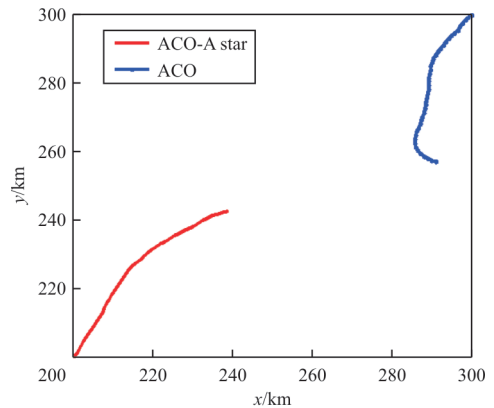


图 6 单机对抗过程

Fig. 6 UAV air combat process of one to one

空战过程中算法决策耗时如图 7 所示。

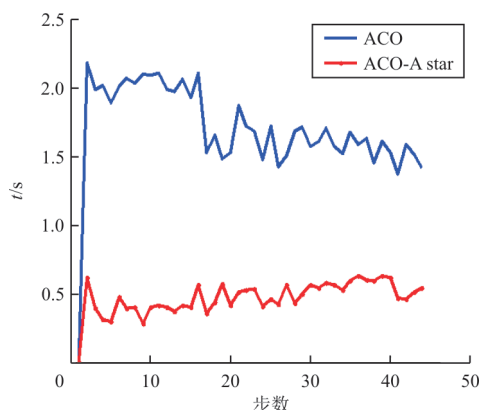


图 7 算法规划耗时对比

Fig. 7 Comparison of planning time cost

通过单机空战对抗可验证改进算法的有效性,再通过多机对抗验证有人—无人机协同决策算法的有效性和战术的优越性,模拟对抗参数设置如表 2 所示。

表 2 多机对抗参数设置

Table 2 Parameter setting of multi-UAV air combat

参数	数值
红方最大速度 $v_{\max}/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	0.28
红方最小速度 $v_{\min}/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	0.18
蓝方最大速度 $v_{\max}/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	0.26
蓝方最小速度 $v_{\min}/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	0.19
有人机最大速度 $/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	0.24
有人机最小速度 $/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	0.18
红方无人机 1 位置	(200 km, 200 km)
红方无人机 2 位置	(200 km, 220 km)
红方无人机 3 位置	(200 km, 240 km)
红方无人机 4 位置	(200 km, 260 km)
蓝方无人机 1 位置	(300 km, 200 km)
蓝方无人机 2 位置	(300 km, 220 km)
蓝方无人机 3 位置	(300 km, 240 km)
蓝方无人机 4 位置	(300 km, 260 km)
有人机位置	(180 km, 230 km)
红方无人机航向角/rad	0
蓝方无人机航向角/rad	π
δ_3	0.1

首先查看在没有伴随干扰下的多机对抗过程,红蓝双方的机动决策均基于 ACO-A star 算

法,如图 8 所示,可以看出:本轮对抗中,红方 2、3 号无人机被蓝方击落,蓝方四架无人机被击落,最终红方胜出。

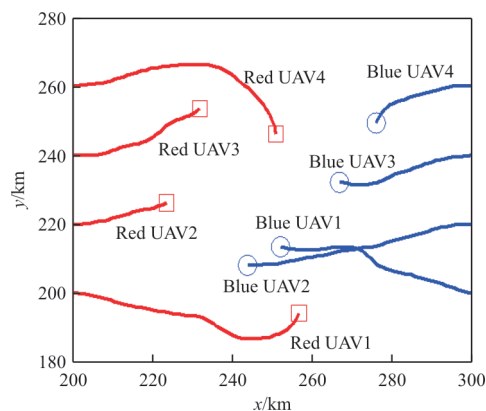


图 8 红蓝方无人机对抗过程

Fig. 8 Multi-UAV air combat process between red and blue

进行 20 次红蓝对抗模拟,最终的胜负比如图 9 所示,可以看出:此时红蓝双方胜负比例相当。

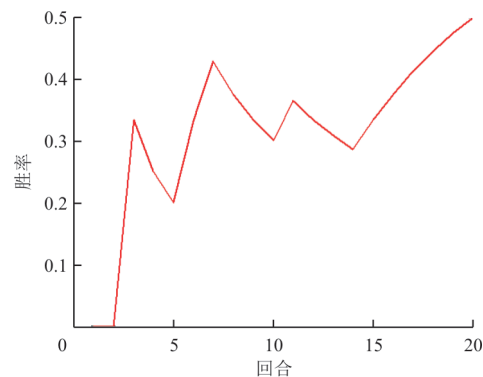
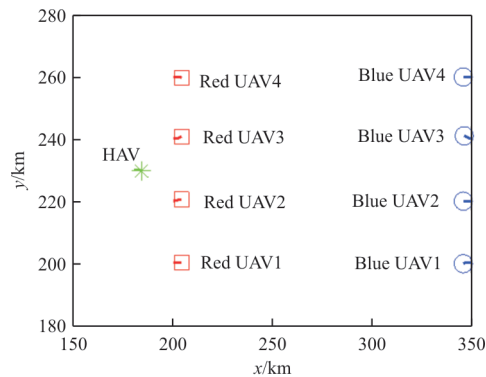


图 9 红方胜率曲线

Fig. 9 Winning ratio curve of red

再查看有人机加入后的空战对抗过程,如图 10 所示。



(a) $t=5 \times \Delta t$ 初始态势

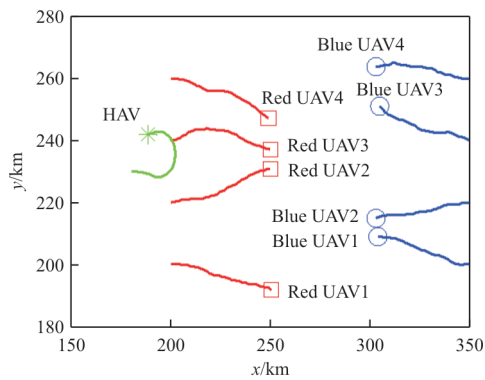
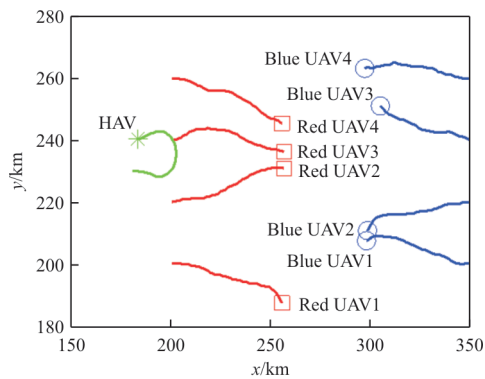
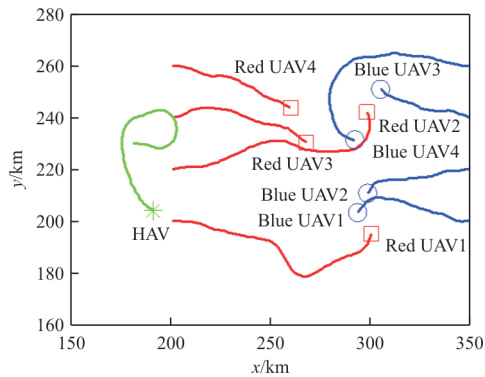
(b) $t=47 \times \Delta t$ (c) $t=53 \times \Delta t$ (d) $t=100 \times \Delta t$

图10 有人-无人机协同空战过程

Fig. 10 MAV-UAV cooperative air combat process

从图10可以看出:在 $47 \times \Delta t$ 时刻蓝色3号机被击落,在 $53 \times \Delta t$ 时刻蓝色2号机被击落, $57 \times \Delta t$ 时刻红色4号机被击落, $59 \times \Delta t$ 时刻蓝色1号机被击落, $64 \times \Delta t$ 时刻红色3号机被击落, $100 \times \Delta t$ 时刻蓝色4号机被击落。

进行20局空战对抗仿真,查看协同战术对作战效能的提升作用,效果如图11所示。

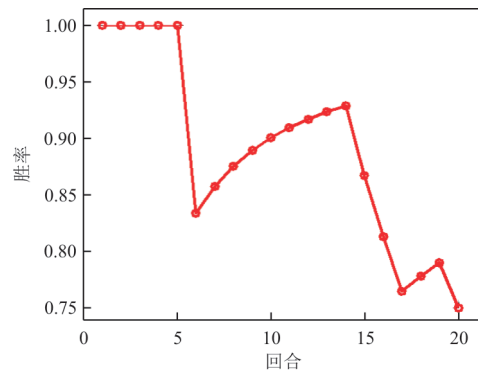


图11 有人-无人机协同作战胜率曲线

Fig. 11 winning ratio of MAV-UAV cooperative air combat

通过图9与图11的对比,可以看出:本文设计的有人-无人机协同作战机动决策算法有效,可显著提升作战编组的作战效能,提升胜率。

5 结 论

1) 使用动态栅格进行空战过程建模可有效控制规划空间,避免因空战场过于庞大而降低规划速度的问题。

2) 针对ACO算法规划速度慢,易陷入局部最优的缺陷,提出了ACO-A star混合机动决策算法,算法可有效加快规划速度,提升解的品质。

3) 本文搭建的有人-无人协同空战平台可实现多机空战仿真模拟。通过有人机提供辅助决策和电子干扰支援的协同战术,可有效提升无人机空战的胜率。

参考文献

- [1] 黄汉娇, 白俊强, 周欢, 等. 智能空战体系下无人协同作战发展现状及关键技术[J]. 导航与控制, 2019, 18(1): 10-18.
HUANG Hanjiao, BAI Junqiang, ZHOU Huan, et al. Present situation and key technologies of unmanned cooperative operation under intelligent air combat system[J]. Navigation and Control, 2019, 18(1): 10-18. (in Chinese)
- [2] 黄长强. 未来空战过程智能化关键技术研究[J]. 航空兵器, 2019, 26(1): 11-19.
HUANG Changqiang. Research on key technology of future air combat process intelligentization[J]. Aero Weaponry, 2019, 26(1): 11-19. (in Chinese)
- [3] University of Cincinnati. New artificial intelligence beats tactical experts in combat simulation[EB/OL]. (2016-06-27) [2022-08-21]. http://magazine.uc.edu/editors_picks/recent_features/alpha.Html.

- [4] 陈杰, 辛斌. 有人/无人系统自主协同的关键科学问题[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(9): 1270-1274.
CHEN Jie, XIN Bin. Key scientific problems in the autonomous cooperation of manned-unmanned systems[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2018, 48(9): 1270-1274. (in Chinese)
- [5] LEVULIS S J, KIM S Y, DELUCIA P R. Effects of touch, voice, and multimodal input on multiple-UAV monitoring during simulated manned-unmanned teaming in a military helicopter[J]. Human Factors, 2018, 60(8): 1117-1129.
- [6] 牛轶峰, 沈林成, 李杰, 等. 无人-有人机协同控制关键问题[J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 49(5): 538-554.
NIU Yifeng, SHEN Lincheng, LI Jie, et al. Key scientific problems in cooperation control of unmanned-manned aircraft systems[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2019, 49(5): 538-554. (in Chinese)
- [7] HUANG C Q, DONG K S, HUANG H Q, et al. Autonomous air combat maneuver decision using Bayesian inference and moving horizon optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(1): 86-97.
- [8] 张宏鹏, 黄长强, 轩永波, 等. 基于深度神经网络的无人作战飞机自主空战机动决策[J]. 兵工学报, 2020, 41(8): 1613-1622.
ZHANG Hongpeng, HUANG Changqiang, XUAN Yongbo, et al. Maneuver decision of autonomous air combat of unmanned combat aerial vehicle based on deep neural network[J]. Acta Armamentarii, 2020, 41(8): 1613-1622. (in Chinese)
- [9] 左家亮, 杨任农, 张滢, 等. 基于启发式强化学习的空战机动智能决策[J]. 航空学报, 2017, 38(10): 321168.
ZUO Jialiang, YANG Rennong, ZHANG Ying, et al. Intelligent decision-making in air combat maneuvering based on heuristic reinforcement learning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(10): 321168. (in Chinese)
- [10] LI S Y, WU Q X. Air combat situation assessment of multiple UCAVs with incomplete information[C]// Proceedings of Chinese Intelligent Systems Conference. Shenzhen: Springer, 2020: 1-15.
- [11] 刘昊天, 王玉惠, 陈谋, 等. 基于对局迭代的无人机空战博弈研究[J]. 电光与控制, 2022, 29(2): 1-6.
LIU Haotian, WANG Yuhui, CHEN Mou, et al. Research on UAV air combat game based on iteration method[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(2): 1-6. (in Chinese)
- [12] 陈侠, 刘敏, 胡永新. 基于不确定信息的无人机攻防博弈策略研究[J]. 兵工学报, 2012, 33(12): 1510-1515.
CHEN Xia, LIU Min, HU Yongxin. Study on UAV offensive/defensive game strategy based on uncertain information [J]. Acta Armamentarii, 2012, 33(12): 1510-1515. (in Chinese)
- [13] 朱星宇, 艾剑良. 多对多无人机空战的智能决策研究[J]. 复旦学报(自然科学版), 2021, 60(4): 410-419.
ZHU Xingyu, AI Jianliang. Research on intelligent decision making of many to many unmanned aerial vehicle air combat [J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2021, 60(4): 410-419. (in Chinese)
- [14] 孙丰础, 甘旭升. 无人机双机空战对抗侧向机动路径规划[J]. 现代防御技术, 2022, 50(3): 109-118.
SUN Fengchu, GAN Xusheng. Lateral maneuver path planning of two UAV formation air combat[J]. Modern Defence Technology, 2022, 50(3): 109-118. (in Chinese)
- [15] 徐康发. 多机协同空战智能决策与评估方法[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020.
XU Kangfa. Intelligent decision-making and evaluation method for multi-aircraft cooperative air combat [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020. (in Chinese)
- [16] 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(10): 23848.
WU Yu, LIANG Tianjiao. An improved consensus-based algorithm for unmanned aerial vehicle (UAV) formation control[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(10): 23848. (in Chinese)
- [17] 魏潇龙, 姚登凯, 戴喆, 等. 基于路径规划的无人机飞行冲突解脱技术[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(10): 48-58.
WEI Xiaolong, YAO Dengkai, DAI Zhe, et al. UAV flight conflict resolution technology based on path planning [J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(10): 48-58. (in Chinese)
- [18] 吴健. 基于A-star改进路径规划算法研究[D]. 合肥: 安徽工业大学, 2019.
WU Jian. Research on improved path planning algorithm based on A-star [D]. Hefei: Anhui University of Technology, 2019. (in Chinese)

作者简介:

刘 波(1985—),男,硕士,副教授。主要研究方向:计算机数值模拟。

魏潇龙(1989—),男,硕士,讲师。主要研究方向:航空管制。

屈 虹(1982—),女,博士,副教授。主要研究方向:航空管制。

甘旭升(1971—),男,博士,副教授。主要研究方向:航空管制,飞行器防相撞,非线性系统建模。

刘 飞(1995—),男,硕士,讲师。主要研究方向:航管英语。

(编辑:马文静)