

基于多策略融合粒子群的无人机对地攻击模糊博弈决策

赵玉亮^{1†}, 宋业新¹, 张建军¹, 康丽文²

(1. 海军工程大学 基础部, 湖北 武汉 430000; 2. 海图信息中心, 天津 300450)

摘要: 针对无人机协同对地攻击的复杂性和不确定性, 联合防空火力压制与对地目标打击任务, 引入存活因子、摩擦因子和状态因子等概念, 考虑目标威胁度的模糊性, 结合生存概率和武器消耗等因素, 建立一种多阶段的模糊多目标任务分配规划模型. 为更好地描述攻击任务的对抗性和多策略性, 以博弈论为框架, 将规划模型转化为模糊多目标双矩阵博弈综合集结模型. 利用必要性理论将集结模型中的不确定性目标清晰化处理, 进而运用熵权法对多个目标进行加权求和, 将其转化为单目标双矩阵博弈模型. 提出基于多策略融合粒子群算法的纳什均衡求解方法, 通过引入自适应惯性权重、动态反向学习与局部变异策略, 在增强种群多样性的同时, 保证粒子群局部精确搜索能力. 算例仿真结果验证了所提模型和方法的有效性.

关键词: 无人机; 协同对地攻击; 不确定性; 博弈论; 可能性理论; 熵权法; 粒子群

引用格式: 赵玉亮, 宋业新, 张建军, 等. 基于多策略融合粒子群的无人机对地攻击模糊博弈决策. 控制理论与应用, 2019, 36(10): 1644 – 1652

DOI: 10.7641/CTA.2019.80437

Fuzzy game decision-making of unmanned aerial vehicles air-to-ground attack based on the particle swarm optimization integrating multiply strategies

ZHAO Yu-liang^{1†}, SONG Ye-xin¹, ZHANG Jian-jun¹, KANG Li-wen²

(1. Department of Basic, Naval University of Engineering, Wuhan Hubei 430000, China;
2. Marine Map Information Center, Tianjin 300450, China)

Abstract: In view of the complexity and uncertainty of cooperative air-to-ground attack for unmanned air vehicles (UAVs), a multi-stages and fuzzy multi-objective programming is proposed by jointing the mission of suppression of enemy air defense and the mission of ground target attack, introducing the concepts of survival factor, friction factor and state factor and combining the factors of survival probability, weapon consumption and fuzzy target threat. In order to better describe the antagonism and multi-strategic nature of the attack task, the game theory is used to transform the planning model into a synthetic aggregation model of fuzzy multi-objective bi-matrix game. Using the theory of necessity, the uncertainty objective in the aggregation model is clarified. And then using the entropy weight method, the aggregation model can be solved by transforming it into a single-target bi-matrix game model. A method of solving Nash equilibrium based on the particle swarm optimization algorithm integrating multiply strategies is proposed. By introducing adaptive inertia weight, dynamic inverse learning and local mutation strategy, the local precise search capability of particle swarms can be guaranteed while enhancing population diversity. The simulation results of the example verify the validity of the proposed model and method.

Key words: UAVs; cooperative air-to-ground attack; uncertainty; game theory; necessity theory; entropy weight method; particle swarm optimization

Citation: ZHAO Yuliang, SONG Yexin, ZHANG Jianjun, et al. Fuzzy game decision-making of unmanned aerial vehicles air-to-ground attack based on the particle swarm optimization integrating multiply strategies. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(10): 1644 – 1652

收稿日期: 2018–06–13; 录用日期: 2019–01–22.

[†]通信作者. E-mail: yl.zhao0811@gmail.com; Tel.: +86 18872282067.

本文责任编辑: 潘泉.

国家自然科学基金项目(71171198, 41631072, 41771487)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (71171198, 41631072, 41771487).

1 引言

多无人机协同对地攻击作战系统是一个涉及多架无人机执行空中军事行动的任务系统^[1], 对无人机进行有效地目标-武器分配是无人机协同对地攻击作战系统的关键技术之一^[2], 目前已有大量的研究成果涌现^[3-6].

目前已有的研究大多是在确定信息条件下进行的, 然而, 由于战场环境的复杂性、隐蔽性以及瞬时性, 大多数无人机操作所需的信息往往是不确定的. Evers L 等^[7]讨论了飞行和侦查时间随机并带时间窗及时间敏感目标的定向问题, 以解决无人机在线随机任务分配问题. Jia Z 等^[8]则利用两阶段随机规划理论研究了一类具有随机速度和时间窗的多任务协同分配问题的组合优化问题. Hooshangi N 等^[9]和 Li B 等^[10]分别利用区间值理论处理无人机任务分配过程中的不确定信息, 计算不确定多属性决策问题的权值向量. 上述研究主要通过基于概率分布的随机规划理论和区间理论来描述不确定环境下的无人机任务规划问题, 应用概率论的前提是估计概率必须与实际概率足够接近, 但有些情况下, 这些不确定性事件发生的概率分布是难以获得的, 而模糊规划则在解决缺少参数真实值的不确定问题上具有优势, 仅需要根据先验知识选取不确定变量的隶属函数即可, 因此, 在掌握较少信息的情况下, 在无人机协同对地攻击过程中考虑信息的模糊性符合实际作战需求.

另一方面, 现有无人机协同对地攻击任务分配问题的研究大多只关注单方行动策略, 但由于作战环境的对抗性, 攻击时还要考虑到对方可能的防御策略, 这非常适用于通过博弈论来进行建模分析. 而针对博弈模型纳什均衡的求解, 传统的智能优化算法仍然存在全局搜索能力不强, 容易陷入局部最优的缺点, 亟待进一步优化.

此外, 目前大多数文献中的目标函数多为费效比函数或者是联合毁伤概率和火力资源消耗的主观线性加权^[11-13]. 由于无人机协同对地攻击的多个目标往往是相互冲突的, 依靠专家决策偏好信息的多目标处理方法较难适应客观的战场环境.

基于上述讨论, 本文将结合模糊规划理论与博弈论, 研究一类具有不确定信息的无人机协同对地攻击任务分配问题. 首先, 为创建一个更贴近真实战场的任务场景, 本文将联合防空火力压制与对地目标打击等复杂军事任务, 构造复杂多任务场景: 引入存活因子、摩擦因子和状态因子等概念, 以更准确地刻画各单元在本阶段的状态及下阶段的交战意愿; 利用模糊数刻画目标威胁度, 加入剩余存活价值作为目标, 并结合武器消耗, 构建无人机协同对地攻击多目标模糊规划模型. 然后, 将规划模型与博弈论相结合, 构建

模糊多目标双矩阵博弈综合集结模型, 并通过必要性理论对模糊博弈模型进行确定性转化. 接着, 利用熵权法对各目标进行自适应客观赋权, 将多目标问题转化为单目标问题. 最后, 针对博弈模型纳什均衡的求解, 提出一种多策略融合粒子群算法 (particle swarm optimization algorithm integrating multiply strategies, IMSPSO), 引入自适应惯性权重策略, 体现个体粒子对权重需求的差异, 在算法更新停滞时, 引入全局反向学习策略, 增加种群多样性以跳出局部极值, 同时引入局部变异策略, 增强算法的局部搜索能力.

2 模糊多目标动态任务分配规划模型建立

多无人机协同对地攻击作战系统一般包含空中进攻与地面防御两种力量, 分别记为红方 RED 和蓝方 BLUE. 红方的进攻力量由无人机 (UAV, RU) 编队组成, 主要遂行对敌防空火力压制 (suppression of enemy air defences, SEAD) 任务; 蓝方的防御力量由防空火力单元 (air defense units, BD) 组成, 执行区域防空 (area air defense, AAD) 任务. 此外, 考虑到无人机是深入敌区作战, 本文还假设红方需要执行对地目标打击 (ground target attack, GTA) 任务, 摧毁蓝方阵地上的重要固定目标 (fixed target, BF), 如桥梁、油库等.

假设在一次作战任务中, 红方有 N_{RU} 架无人机, 蓝方有 N_{BD} 个防空火力单元, N_{BF} 个固定目标参与作战. 通过离散化时间要素, 将作战过程划分为 K 个阶段, 每一阶段的决策输出取决于前一个阶段的战斗结果与该阶段的作战条件.

2.1 决策变量分析

定义决策变量 $x_{ij}^{XY}(k)$ (若 X 为 BD, 则 Y 为 RU; X 为 RU, 则 $Y \in \{BD, BF\}$) 为第 k 阶段平台 X 的单元 i 向平台 Y 的单元 j 发射的武器数目. 本文假定 RU 执行 SEAD 任务采用突防能力较强的空对地导弹 (air-to-ground missiles, AGM), 执行 GTA 任务则采用成本较低的航空炸弹 (aerial bomb, AB), 而 BD 执行 AAD 任务采用地对空导弹 (surface-to-air missiles, SAM). 由于作战资源的有限性及装备性能约束, $x_{ij}^{XY}(k)$ 需满足如下条件:

1) 武器总数量约束:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{N_{BD}} x_{ij}^{RU BD}(k) \leq W_i^{RU1}, \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{h=1}^{N_{BF}} x_{ih}^{RU BF}(k) \leq W_i^{RU2}, \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N_{RU}} x_{ji}^{BD RU}(k) \leq W_j^{BD}, \quad (3)$$

其中: W_i^{RU1} , W_i^{RU2} 分别为无人机 i 携带的 AGM, AB 的总数量, W_j^{BD} 为防空火力单元 j 装配 SAM 的总数量.

2) 武器通道约束:

$$\sum_{j=1}^{N_{BD}} x_{ij}^{RU BD}(k) \leq w_i^{RU1}, \quad (4)$$

$$\sum_{h=1}^{N_{BF}} x_{ih}^{RU BF}(k) \leq w_i^{RU2}, \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{N_{RU}} x_{ji}^{BD RU}(k) \leq w_j^{BD}, \quad (6)$$

其中: w_i^{RU1}, w_i^{RU2} 分别为每个战斗步中无人机 i 能同时发射 AGM, AB 的数量, w_j^{BD} 为每个战斗步中防空火力单元 j 能同时发射 SAM 的数量.

3) 目标通道约束:

$$\sum_{j=1}^{N_{BD}} \text{sgn}(x_{ij}^{RU BD}(k)) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} \text{sgn}(x_{ih}^{RU BF}(k)) \leq m_i^{RU}, \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^{N_{BD}} \text{sgn}(x_{ji}^{BD RU}(k)) \leq m_j^{BD}, \quad (8)$$

其中: m_i^{RU}, m_j^{BD} 分别为每个战斗步中 RU 和 BD 能同时攻击的目标数量, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数.

由 $x_{ij}^{XY}(k)$ 的定义及约束条件可知, 该模型适用于单平台同时攻击多个目标以及多平台协同攻击同一目标的场景, 具有广泛的适用性.

2.2 状态变量分析

定义 $P_i^X(k)$ 为第 k 阶段攻防对抗结束后平台 $X(X \in \{RU, BD, BF\})$ 的第 i 个单元的剩余存活概率, 则 k 阶段结束后平台 RU, BD, BF 的各单元剩余存活概率的计算函数为

$$P_i^{RU}(k) = P_i^{RU}(k-1) \prod_{j=1}^{N_{BD}} [A_{ji}^{BD RU}(k) \cdot B_{ji}^{BD RU}(k)]^{S_j^{BD}(k) S_i^{RU}(k)}, \quad (9)$$

$$P_j^{BD}(k) = P_j^{BD}(k-1) \prod_{i=1}^{N_{RU}} [A_{ij}^{RU BD}(k) \cdot B_{ij}^{RU BD}(k)]^{S_i^{RU}(k) S_j^{BD}(k)}, \quad (10)$$

$$P_h^{BF}(k) = P_h^{BF}(k-1) \prod_{i=1}^{N_{RU}} [A_{ih}^{RU BF}(k)]^{S_i^{RU}(k) S_h^{BF}(k)}. \quad (11)$$

模型中的参数定义如下:

1) $A_{ij}^{XY}(k)$ (若 X 为 BD, 则 Y 为 RU; X 为 RU, 则 $Y \in \{BD, BF\}$) 为存活因子, 表示第 k 阶段平台 Y 的单元 j 被平台 X 的单元 i 攻击后的剩余存活概率, 其计算公式为

$$A_{ij}^{XY}(k) = [1 - \alpha_\omega PK_{ij}^{XY} P_i^X(k-1)]^{x_{ij}^{XY}(k)}, \quad (12)$$

其中: α_ω 为环境影响因子 ($0 \leq \alpha_\omega \leq 1$), 即温度、湿度、气压、风力、降水等环境因素对单发武器毁伤概率的影响, 1 对应理想环境条件, 0 对应最坏的环境条

件, PK_{ij}^{XY} 为理想环境下单发武器的毁伤概率, $x_{ij}^{XY}(k)$ 为 k 阶段 i 向 j 发射的武器数目;

2) $B_{ij}^{XY}(k)$ (若 X 为 BD, 则 Y 为 RU; X 为 RU, 则 Y 为 BD) 为摩擦因子, 表示第 k 阶段平台 X 的单元 i 可以选择平台 Y 的单元 j 作为攻击目标的概率. 若攻击单元的剩余存活概率大于或等于被攻击单元, 则摩擦因子为 1; 若攻击单元的剩余存活概率小于被攻击单元, 则摩擦因子将被一个指数因子修正. 当攻击单元的剩余存活概率比被攻击单元小得多时, 该指数因子接近于 0, 并且随着被攻击单元的剩余存活概率相对于攻击单元的剩余存活概率的减少呈指数级上升而趋近于 1. $B_{ij}^{XY}(k)$ 的具体计算公式如下:

$$B_{ij}^{XY}(k) = \begin{cases} 1, & P_i^X - P_j^Y \geq 0, \\ \exp\left(\frac{-P_j^Y(k-1)}{P_i^X(k-1)}\right), & P_i^X - P_j^Y < 0. \end{cases} \quad (13)$$

3) $S_i^X(k)$ ($X \in \{RU, BD, BF\}$) 为状态因子, 表示第 k 阶段初平台 X 的单元 i 的状态, 取值为 1 或 0 (1 表示继续战斗, 0 表示退出战斗序列). 该因子的取值可以通过指挥官根据战场形势做出动态调整, 也可以根据各单元的生存状态进行自动调整, 即当平台 X 的单元 i 未达到指定程度的毁伤时, 取值为 1, 当达到指定程度的毁伤时, 取值为 0. 因此, $S_i^X(k)$ 可记为

$$S_i^X(k) = \begin{cases} 1, & P_i^X(k-1) \geq 1 - P^X, \\ 0, & P_i^X(k-1) < 1 - P^X. \end{cases} \quad (14)$$

其中 P^X 为平台 X 各单元的预设毁伤门限.

2.3 决策目标分析

双方作战目的是在尽可能地消灭对方有生力量的同时最大限度地减少己方装备损耗和武器消耗, 即: 最小化剩余威胁度、最大化剩余存活价值和最小化的武器消耗.

敌方目标威胁度是敌方作战能力的主要评价指标及影响作战效果的关键因素. 由于战场环境的复杂性、隐蔽性和对抗性, 敌方目标威胁度的获取具有很强的不确定性, 可描述为模糊变量. 因此, 本文用模糊数表示敌方目标威胁度. 记 \tilde{v}_j^{BD} 为 BD 的第 j 个单元相对于红方的威胁度, \tilde{v}_h^{BF} 为 BF 的第 h 个单元相对于红方的威胁度, \tilde{u}_i^{RU} 为 RU 的第 i 个单元相对于蓝方的威胁度. 另外, 记 v_i^{RU} 为 RU 的第 i 个单元对于红方的价值, u_j^{BD} 为 BD 的第 j 个单元对于蓝方的价值, u_h^{BF} 为 BF 的第 h 个单元相对于蓝方的价值. v^{w1} 为单发 AGM 的对于红方的价值, v^{w2} 为单发 AB 的对于红方的价值, u^w 为单发 SAM 的对于蓝方的价值, 则红蓝双方的目标函数为:

对于红方:

最大化剩余存活价值为

$$\min J_1^R = \sum_{i=1}^{N_{RU}} v_i^{RU} P_i^{RU}(K) S_i^{RU}(K), \quad (15)$$

最小化剩余威胁度为

$$\min \tilde{J}_2^R = \sum_{j=1}^{N_{BD}} \tilde{v}_j^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} \tilde{v}_h^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K), \quad (16)$$

最小化武器消耗为

$$\min J_3^R = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N_{RU}} \sum_{j=1}^{N_{BD}} v^{w1} x_{ij}^{RU BD}(k) + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N_{RU}} \sum_{h=1}^{N_{BF}} v^{w2} x_{ih}^{RU BF}(k); \quad (17)$$

对于蓝方:

最大化剩余存活价值为

$$\max J_1^B = \sum_{j=1}^{N_{BD}} u_j^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} u_h^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K), \quad (18)$$

最小化剩余威胁度为

$$\min \tilde{J}_2^B = \sum_{i=1}^{N_{RU}} \tilde{u}_i^{RU} P_i^{RU}(K) S_i^{RU}(K), \quad (19)$$

最小化武器消耗为

$$\min J_3^B = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{N_{BD}} \sum_{i=1}^{N_{RU}} u^w x_{ji}^{BD RU}(k). \quad (20)$$

3 基于必要性理论的模糊博弈分析

3.1 模糊多目标双矩阵博弈综合集结模型

基于上述分析, 无人机协同对地攻击作战系统中作战双方属于完全敌对的状态, 其作战目标是相互冲突的, 双方所实现的战斗结果不仅取决于自身状态和采取的行动策略, 同时也依赖于敌方状态和所实施的行动策略, 是参战双方行动策略组合的函数. 因此, 可以利用非合作双矩阵博弈理论来解决无人机协同对地攻击任务分配问题, 构建如下多目标双矩阵博弈综合集结模型:

设 $G^l = \{S_R, S_B, C^l, D^l\}$, 其中: $S_R = \{S_R^1, S_R^2, \dots, S_R^{N_R}\}$ 为红方可采取的纯行动策略集合, $S_B = \{S_B^1, S_B^2, \dots, S_B^{N_B}\}$ 为蓝方可采取的纯行动策略集合. $C^l = (c_{ij}^l)_{N_R \times N_B}$ 为红方对于目标 $l (l \in \{1, 2, 3\})$ 的收益矩阵, $D^l = (d_{ij}^l)_{N_R \times N_B}$ 为蓝方对于目标 l 的收益矩阵. 其中 $l = 1$ 为剩余存活价值, $l = 2$ 为剩余威胁度, $l = 3$ 为武器消耗. 例如: $l = 2$ 时, c_{ij}^2 表示红方采取策略 S_R^i , 蓝方采取策略 S_B^j 时, 蓝方对于红方的剩余威胁度.

由于目标 $l = 2$ 是模糊的, 则 $G^2 = \{S_R, S_B, C^2, D^2\}$ 为模糊博弈模型, 需要将其转化为确定性博弈模型, 才能求解纳什均衡.

3.2 基于必要性理论的模糊目标清晰化处理

由于目标函数(16)(19)含有模糊参数, 需要转化成清晰等价形式进行计算. 必要性测度是对事件发生的可能程度的悲观描述, 应用必要性测度解决模糊任务分配问题能够增强决策成功的确定性^[15]. 下面从必要性的角度来讨论模糊目标函数的清晰化处理方法. 基于必要性理论^[14], 依据分位数的思想, 可以将目标函数(16)转化为

$$\begin{cases} \min J_2^R, \\ \text{s.t. Nec}\left\{ \sum_{j=1}^{N_{BD}} \tilde{v}_j^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} \tilde{v}_h^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K) \leq J_2^R \right\} \geq \theta, \end{cases} \quad (21)$$

其中 θ 为必要度, 它反映了决策者对于模糊事件

$$\sum_{j=1}^{N_{BD}} \tilde{v}_j^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} \tilde{v}_h^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K) \leq J_2^R$$

发生的肯定程度的下界. 上式表示决策者应该在既定的程度上, 保证剩余威胁度达到最小, 其取值主要依据于决策者的经验或者心理承受程度.

本文中的目标威胁度的隶属函数较贴近于梯形分布, 固用梯形模糊数表示不确定变量, 对于梯形模糊数 $\tilde{v} = (v_1, v_2, v_3, v_4)$, 其必要性分布为^[15]

$$\text{Nes}\{\tilde{v} \leq v\} = \begin{cases} 0, & v \in (-\infty, v_3), \\ \frac{v - v_3}{v_4 - v_3}, & v \in (v_3, v_4), \\ 1, & v \in (v_4, +\infty). \end{cases} \quad (22)$$

由式(22)可知

$$\begin{aligned} & \text{Nec}\left\{ \sum_{j=1}^{N_{BD}} \tilde{v}_j^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} \tilde{v}_h^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K) \leq J_2^R \right\} = \\ & (J_2^R - (\sum_{j=1}^{N_{BD}} v_{j3}^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} v_{h3}^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K))) / \\ & ((\sum_{j=1}^{N_{BD}} v_{j4}^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} v_{h4}^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K)) - \\ & (\sum_{j=1}^{N_{BD}} v_{j3}^{BD} P_j^{BD}(K) S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} v_{h3}^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K))). \end{aligned}$$

则式(21)可以转化为

$$\begin{cases} \min J_2^R, \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^{N_{BD}} [v_{j3}^{BD} + \theta(v_{j4}^{BD} - v_{j3}^{BD})] P_j^{BD}(K) \cdot \\ S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} [v_{h3}^{BF} + \theta(v_{h4}^{BF} - v_{h3}^{BF})] \cdot \\ v_{h4}^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K) \leq J_2^R. \end{cases} \quad (23)$$

易知式(23)的最优解为

$$\begin{aligned} J_2^R &= \sum_{j=1}^{N_{BD}} [v_{j3}^{BD} + \theta(v_{j4}^{BD} - v_{j3}^{BD})] P_j^{BD}(K) \cdot \\ &S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} [v_{h3}^{BF} + \theta(v_{h4}^{BF} - v_{h3}^{BF})] \cdot \\ &v_{h4}^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K), \end{aligned}$$

则目标函数最终可转化为

$$\begin{aligned} \min J_2^R &= \sum_{j=1}^{N_{BD}} [v_{j3}^{BD} + \theta(v_{j4}^{BD} - v_{j3}^{BD})] P_j^{BD}(K) \cdot \\ &S_j^{BD}(K) + \sum_{h=1}^{N_{BF}} [v_{h3}^{BF} + \theta(v_{h4}^{BF} - \\ &v_{h3}^{BF})] v_{h4}^{BF} P_h^{BF}(K) S_h^{BF}(K). \end{aligned} \quad (24)$$

这样就将模糊目标函数转化为了清晰形式.

同理, 目标函数(19)也可清晰化为

$$\begin{aligned} \min J_2^B &= \sum_{i=1}^{N_{RU}} [u_{i3}^{RU} + \theta(u_{i4}^{RU} - u_{i3}^{RU})] \\ &P_i^{RU}(K) S_i^{RU}(K). \end{aligned} \quad (25)$$

3.3 基于熵权法的博弈模型转换

首先运用极差变换法将模型中的各单目标下的支付矩阵变成标准化矩阵, 针对第 $l(l = 1, 2, 3)$ 个目标下的支付矩阵 C^l 和 D^l , 取

$$\begin{aligned} \bar{\theta}^l &= \max_{1 \leq i \leq N_R, 1 \leq j \leq N_B} \{c_{ij}^l, d_{ij}^l\}, \\ \underline{\theta}^l &= \min_{1 \leq i \leq N_R, 1 \leq j \leq N_B} \{c_{ij}^l, d_{ij}^l\}. \end{aligned}$$

对于正向目标 $l = 1$, 令

$$\begin{aligned} e_{ij}^l &= (c_{ij}^l - \underline{\theta}^l) / (\bar{\theta}^l - \underline{\theta}^l), \\ f_{ij}^l &= (d_{ij}^l - \underline{\theta}^l) / (\bar{\theta}^l - \underline{\theta}^l); \end{aligned}$$

对于负向目标 $l = 2, 3$, 令

$$\begin{aligned} e_{ij}^l &= (\bar{\theta}^l - c_{ij}^l) / (\bar{\theta}^l - \underline{\theta}^l), \\ f_{ij}^l &= (\bar{\theta}^l - d_{ij}^l) / (\bar{\theta}^l - \underline{\theta}^l). \end{aligned}$$

将 C^l 和 D^l 分别标准化后的矩阵记为 E^l 和 F^l .

下面基于 E^l 和 F^l , 运用熵权法确定目标权重^[16].

首先计算第 l 个目标的熵值:

$$\begin{aligned} \psi^l &= -\delta \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [(e_{ij}^l / T^l) \ln(e_{ij}^l / T^l) + \\ &(f_{ij}^l / T^l) \ln(f_{ij}^l / T^l)], \end{aligned}$$

式中: $\delta = 1 / \ln(2nm)$; $T^l = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (e_{ij}^l + f_{ij}^l)$, 当 $e_{ij}^l = 0$

或 $f_{ij}^l = 0$ 时, $(e_{ij}^l / T^l) \ln(e_{ij}^l / T^l) = 0$ 或 $(f_{ij}^l / T^l) \ln(f_{ij}^l / T^l) = 0$.

计算第 l 个目标的差异指数 $\xi^l = 1 - \psi^l$.

对于某个目标, 其差异指数越大, 可认为该目标的作用越大, 因此, 令第 l 个目标的权重为 $\mu^l = \xi^l / \sum_{l=1}^3 \xi^l$.

将博弈模型中红蓝双方在所有单目标下的 E^l 和 F^l 进行加权, 即令

$$\begin{cases} E = (e_{ij})_{n \times m} = \sum_{l=1}^3 \mu^l E^l, \\ F = (f_{ij})_{n \times m} = \sum_{l=1}^3 \mu^l F^l, \end{cases}$$

式中: $e_{ij} = \sum_{l=1}^3 \mu^l e_{ij}^l$, $f_{ij} = \sum_{l=1}^3 \mu^l f_{ij}^l$.

通过加权和, 第3.1节多目标双矩阵博弈模型就转化为单目标博弈模型 $G^* = \{S_1, S_2, E, F\}$.

4 基于多策略融合粒子群的纳什均衡求解

对于非合作博弈模型纳什均衡的智能算法求解, 前人已做了很多相关工作. 研究结果表明PSO算法在寻找纳什均衡时表现优异^[17], 因此本文采用PSO算法进行纳什均衡的求解. 针对经典PSO算法易早熟收敛、精度低等缺点, 提出一种多策略融合粒子群优化算法, 具体改进策略如下:

1) 自适应惯性权重. 个体粒子适应度与种群平均适应度的比值可用来描述个体粒子在种群中的相对位置. 比值较大时, 说明个体粒子离群体最佳位置较远, 可适当增大惯性权重, 提高“勘探能力”; 反之, 可适当减小惯性权重, 提高“开采能力”. 基于此, 本文利用个体适应度与种群平均适应度的比值构建自适应惯性权重, 具体描述如下:

第 i 个粒子的自适应惯性权重为

$$\omega_i = \omega_{\text{start}} - (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \times \left(\frac{t}{T_{\text{max}}}\right)^{\lambda_i}, \quad (26)$$

其中: ω_{start} 为初始权重, ω_{end} 为结束权重, 通常取 $\omega_{\text{start}} = 0.9$, $\omega_{\text{end}} = 0.4$; T_{max} 为最大进化代数; λ_i 为自适应指数因子, 计算方法为

$$\lambda_i = 1.8 + 3.6 \times \frac{\arctan(\log \frac{\text{fitness}(z_i)}{\text{fitness}_{\text{avg}}})}{\pi}, \quad (27)$$

式中: $\text{fitness}(z_i)$ 表示第 i 个粒子的适应度; $\text{fitness}_{\text{avg}}$ 表示所有粒子适应度的平均值.

2) 动态反向学习. 当群体最优解在最近 C_t 次(更新停滞代数)迭代中保持不变且适应度不为零时, 则认为算法已陷入局部最优. 动态反向学习通过对粒子每一维的搜索变量实施反向操作而显著地改变个体的位置结构, 从而远离局部极值的解点, 引导算法逃逸局部极值. 因此本文在算法陷入局部最优时采用动态

反向学习的方式增加种群多样性, 以增强粒子对全局空间的“勘探能力”. 具体描述如下:

首先, 根据式(28)判断算法是否陷入局部最优, 若成立, 则根据式(29)对粒子各维进行反向学习, 若反向解某些维跳出边界 $[0, 1]$ 成为非可行解, 则根据式(30)进行重置, 然后根据式(31)对每一维进行归一化处理. 判断是否满足 $f(z_i''(t)) < f(z_i(t))$, 若满足, 则令 $z_i(t) = z_i''(t)$, 否则 $z_i(t)$ 保留原值.

$$U(\{f(p_g(t)), f(p_g(t-1)), \dots, f(p_g(t - C_t + 1))\}), f(p_g(t)) > 0, r_i \leq C_g, \quad (28)$$

$$z'_{i,j} = r(da_j + db_j) - z_{i,j}, \quad (29)$$

其中: $da_j = \min(z_{i,j})$, $db_j = \max(z_{i,j})$;

$$z'_{i,j} = \text{rand}(0, 1), \text{ 如果 } z'_{i,j} < 0 \text{ 或 } z'_{i,j} > 1, \quad (30)$$

$$z''_{i,j}(t) = (1 / \sum_{j=1}^{N_R+N_B} z'_{i,j}) z'_{i,j}, \quad (31)$$

式中: $U(\cdot)$ 判断内部所有元素是否相同; $f(\cdot)$ 为粒子适应度; $p_g(i)$ 为 i 代时的全局最优解; r_i, r 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; C_g 为 $(0, 1)$ 间的常数, 控制变异频率; C_t 为更新停滞代数阈值, 一般取较小值, 以使算法在有限的迭代次数内进行更多次的有向学习, 有助于更大概率的找到最优解; da_j, db_j 为粒子群第 j 维上的最小值和最大值.

3) 局部变异搜索. 动态反向学习提升了粒子群对新解的搜索能力和对局部最优解的逃逸能力. 然而, 变异粒子向当前最优解运动时, 其单一运动轨迹上的可行解极有可能并非其局部邻域内最优位置, 而各粒子位置仅当其局部最优解, 然后才可能是全局最优解. 为此, 提出一种个体局部邻域小尺度变异搜索操作, 对粒子迭代位置进行局部邻域优化, 以增强粒子对局部空间的“开采能力”. 具体描述如下:

首先, 在每个粒子 z_i 局部邻域内随机生成 k 个粒子 $z_i^l(t+1), l = 1, 2, \dots, k$: 首先在可行域内随机生成 k 个粒子 $z_i'(t+1)$, 根据式(32)生成 $z_i^l(t+1)$. 然后, 选取 $k+1$ 个粒子(包括了 $z_i(t+1)$)中具有最优适应度值的位置为 $k+1$ 次迭代后 $z_i(t+1)$ 的位置: $z_i(t+1) = \min[f(\{z_i(t+1), z_i^l(t+1), l = 1, 2, \dots, k\})]$.

$$z_i^l(t+1) = \begin{cases} z_i(t+1) + \frac{\alpha}{\beta}(z_i'(t+1) - z_i(t+1))rd_t, & \alpha < \beta \\ z_i(t+1) + (z_i'(t+1) - z_i(t+1))rd_t, & \alpha \geq \beta \end{cases} \quad (32)$$

式中:

$$\alpha = \|z_i(t+1) - z_i(t)\|, \\ \beta = \|z_i(t+1) - z_i'(t+1)\|,$$

α 决定生成随机样本的邻域半径; r 为 $[0, 1]$ 之间的随

机数; $d_t = 1 - \frac{t}{T_{\max}}$, $r \in U(0, 1)$, d_t 为第 t 代时的局

域缩放因子, 随着进化代数的增加而线性递减, 逐步缩小搜索半径, 前期以较大的半径进行局部开采, 加快收敛速度, 在后期以较小的半径使其更精细化的开采.

注 1 理论上, 在保持其他参数不变的情况下, 当更新停滞代数 C_t 取值过大时, 若问题本身容易陷入局部最优, 则大概率会使得最小迭代次数也随之增大; 而若 C_t 取值过小, 则会进行过多的反向学习, 影响算法的局部“开采能力”. 而增大参数 k 能使得各粒子对其邻域内更多的可行解进行分析, 但参数 k 增大将增加算法单次迭代内的计算量. 为避免人为因素的干扰, 可事先针对不同的情形建立改进策略中的 C_t, k 的取值数据库, 在战时可直接利用.

本文采用文献[18]给出的求解非合作双矩阵博弈纳什均衡的适应度函数:

$$f(x, y) = \max\left\{\max_{1 \leq i \leq n} (E_i Y^T - X E Y^T), 0\right\} + \max\left\{\max_{1 \leq j \leq m} (X F_j - X F Y^T), 0\right\}. \quad (33)$$

易知当且仅当混合策略为纳什均衡解时适应度函数取得最小值0, 即 $f(x, y) = 0$. 因此使得适应度为0的混合策略就是双矩阵对策的纳什均衡解.

IMSPSO算法整体流程描述如下:

1) 确定粒子群参数: 种群规模 N , 最大迭代次数 T_{\max} , 参数 c_1, c_2, C_t, C_g 等.

2) 初始化: 随机产生规模为 N 的初始种群, 第 $i(i = 1, 2, \dots, N)$ 个粒子的位置向量为 $z_i = (x_i, y_i)$,

其中 $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,N_R})$ 满足 $\sum_{j=1}^{N_R} x_{i,j} = 1, y_i$

$= (y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,N_B})$ 满足 $\sum_{j=1}^{N_B} y_{i,j} = 1$, 且初始速度

$v_i^z = (v_i^x, v_i^y)$, 其中 $v_i^x = (v_{i,1}^x, v_{i,2}^x, \dots, v_{i,N_R}^x)$ 满足

$\sum_{j=1}^{N_R} v_{i,j}^x = 0$, 而 $v_i^y = (v_{i,1}^y, v_{i,2}^y, \dots, v_{i,N_B}^y)$ 满足 $\sum_{j=1}^{N_B} v_{i,j}^y = 0$.

3) 根据式(33)计算粒子的适应度值, 根据适应度函数越小越优, 获取粒子个体历史最优解 p_i 及全局最优解 p_g .

4) 对各粒子判断式(28)中条件是否成立, 如果成立转到步骤5), 否则转到步骤6).

5) 对各粒子进行动态反向学习, 转步骤8).

6) 依据式(34)–(35)更新粒子 z_i 搜索速度及位置.

$$v_i^z(t+1) = w_i(t)v_i^z(t) + c_1 r_1 (p_i(t) - z_i(t)) + c_2 r_2 (p_g(t) - z_i(t)), \quad (34)$$

$$z_i(t+1) = z_i(t) + v_i^z(t+1). \quad (35)$$

7) 依次检验第*i*个粒子各维是否满足 $z_{i,j}(t+1) \geq 0$, 若不满足, 依据式(36)计算控制步长 α_i , 使得 $z_i(t+1) = z_i(t) + \alpha_i v_i^z(t+1) \geq 0$.

$$\alpha_i = \min_j \{ \alpha_i^j \geq 0 | \alpha_i^j = -\frac{z_{i,j}(t)}{v_{i,j}^z(t+1)} \}. \quad (36)$$

8) 对各粒子进行局部变异搜索.

9) 计算各粒子适应度值, 更新粒子群个体最优, 全局最优位置信息.

10) 检验迭代次数是否达到最大迭代次数, 若满足则终止迭代, 转步骤2), 否则转下步.

11) 判断适应度函数是否为0, 若满足则直接跳出迭代, 输出粒子群最优解, 否则返回步骤3).

5 仿真与分析

为验证IMSPSO算法求解多无人机协同对地攻击任务分配双矩阵博弈模型的可行性和有效性, 简单起

见, 且不失一般性, 本文进行如下仿真实验.

设各平台数量为: $N^{RU} = 2, N^{BD} = 1, N^{BF} = 1$; 总阶段 $K = 2$; 携带武器总数量为: $W_1^{RU1} = W_2^{RU1} = W_1^{RU2} = W_2^{RU2} = 1, W^{BD} = 4$; 武器通道数为: $w_1^{RU1} = w_2^{RU1} = w_1^{RU2} = w_2^{RU2} = 1, w^{BD} = 2$; 目标通道数为: $m_1^{RU} = m_2^{RU} = 1, m^{BD} = 2$; 必要度 $\theta = 0.8$; 单发武器理想毁伤概率如表1所示; 各单元和武器的价值或威胁度如表2所示; 各单元的毁伤门限均取0.9.

表1 单发武器理想毁伤概率

Table 1 Damage probability of single-shot weapon

红方	蓝方		蓝方	红方	
	BD	BF		RU1	RU2
RU1	0.5	0.7	BD	0.9	0.7
RU2	0.4	0.9			

表2 各单元和武器的价值或威胁度

Table 2 Value or threat of each unit and weapon

	RU1	RU2	BD	BF	AGM	AB	SAM
R	0.6	0.5	(0.78, 0.79, 0.81, 0.83)	(0.37, 0.4, 0.41, 0.44)	0.1	0.1	
B	(0.59, 0.61, 0.62, 0.64)	(0.48, 0.49, 0.5, 0.51)	0.8	0.4			0.15

根据第2节的分析, 红方可采取6种策略, 分别为: (1, 2; 0, 1), (1, 1; 2, 0), (1, 1; 0, 2), (1, 1; 2, 2), (2, 1; 1, 2), (2, 1; 1, 0), 其中 $(i, j; k, l) (i, j, k, l \in \{BD, BF\})$ 表示第1阶段RU1向*i*发射一枚武器, RU2向*j*发射一枚武器, 第2阶段RU1向*k*发射一枚武器, RU2向*l*发射一枚武器; 蓝方可采取4种策略, 分别为: (1, 1; 0, 1), (1, 1; 0, 2), (0, 2; 2, 0), (0, 2; 1, 0), 其中 $(i, j; k, l)$ 表示第1阶段BD向RU1发射*i*枚SAM, BD向RU2发射*j*枚SAM, 第2阶段BD向RU1发射*k*枚SAM, BD向RU2发射*l*枚SAM. 然后, 根据熵权法计算得到各目标权值为 $\mu^1 = 0.33613, \mu^2 = 0.34009, \mu^3 = 0.32378$, 将多目标双矩阵博弈转化为单目标双矩阵博弈, 进而计算得红蓝双方的收益矩阵如表3-4所示.

表3 红方博弈收益

Table 3 Game income of red side

红方策略	蓝方策略			
	(1, 1; 0, 1)	(1, 1; 0, 2)	(0, 2; 2, 0)	(0, 2; 1, 0)
(1, 2; 0, 1)	0.14755	0.14755	0.23759	0.23759
(1, 1; 2, 0)	0.37943	0.37943	0.22569	0.22569
(1, 1; 0, 2)	0.33957	0.33957	0.32901	0.32901
(1, 1; 2, 2)	0.37195	0.37195	0.25807	0.25807
(2, 1; 1, 2)	0.21226	0.21226	0.25807	0.25807
(2, 1; 1, 0)	0.19183	0.19183	0.22569	0.22569

表4 蓝方博弈收益

Table 4 Game income of blue side

红方策略	蓝方策略			
	(1, 1; 0, 1)	(1, 1; 0, 2)	(0, 2; 2, 0)	(0, 2; 1, 0)
(1, 2; 0, 1)	0.19753	0.24609	0.32872	0.28015
(1, 1; 2, 0)	0.41266	0.46122	0.31528	0.26671
(1, 1; 0, 2)	0.37635	0.42492	0.40939	0.36083
(1, 1; 2, 2)	0.37635	0.42492	0.31528	0.26671
(2, 1; 1, 2)	0.22698	0.27554	0.31528	0.26671
(2, 1; 1, 0)	0.23787	0.28644	0.31528	0.26671

下面使用IMSPSO算法求解上述非合作双矩阵博弈的纳什均衡, 算法参数设置如下: 种群规模 $N = 30$, 最大迭代次数 $T_{max} = 100$; 学习因子的通常取值范围为[1, 2], 这里取 $c_1 = c_2 = 1.5$; 进化停滞代数阈值 $C_t = 7; C_g = 0.5$, 以保证在种群陷入局部最优时, 总体上始终有约一半的粒子能够参与反向学习; $k = 10$; 精度设置 $\varepsilon = 10^{-4}$.

对IMSPSO运行5次, 计算结果如下表所示: 由表5可以看出, IMSPSO可以求出多组双矩阵博弈模型在混合策略意义下的纳什均衡. 各解的含义为, 红方分别以其混合策略各维的概率选择表3中对应的攻击方案, 而蓝方分别以其混合策略各维的概率选择表4中对应的攻击方案. 纳什均衡状态下, 攻防双方都达到

一种平衡状态, 任何一方如果打破这种状态, 就会受到更大的整体损失. 以第2次运行结果为例, 红方应选择策略2: (1, 1; 2, 0), 即第1阶段RU1向BD发射一枚AGM, RU2向BF发射一枚AGM, 第2阶段RU1向BF发射一枚AB; 蓝方应选择策略2: (1, 1; 0, 2), 即第1阶段BD向RU1发射1枚SAM, BD向RU2发射1枚SAM, 第2阶段BD向RU2发射2枚SAM. 红方的收益为

0.37943, 蓝方的收益为0.46122. 该策略说明, 在目标威胁度相差较大的情况下, 红方在第1阶段应集中力量攻击威胁度高的目标, 在第2阶段应集中力量攻击剩余威胁较大的目标; 在目标威胁度相差不大的情况下, 蓝方在第1阶段应尽量利用目标通道攻击多个目标, 以争取第1阶段的更大收益, 在第2阶段应集中力量攻击剩余威胁较大的目标.

表 5 纳什均衡解

Table 5 Nash equilibrium solution

序号	迭代	红方混合策略	蓝方混合策略	适应度值
1	2	(0.1058, 0.2576, 0.3505, 0.1543, 0.1973, 0.1872)	(0.5012, 0.1197, 0.3023, 0.1551)	0
2	3	(0, 1, 0, 0, 0, 0)	(0, 1, 0, 0)	0
3	3	(0.0513, 0.0907, 0.1661, 0.3178, 0.2424, 0.1316)	(0.4666, 0.1238, 0.4096, 0)	0
4	2	(0, 1, 0, 0, 0, 0)	(0, 1, 0, 0)	0
5	4	(0.3989, 0.317, 0.01687, 0, 0.1401, 0.1271)	(0.0087, 0.2605, 0.0842, 0.6465)	0

为检验 IMSPSO 的性能, 对 IMSPSO 算法与经典 PSO 算法分别取种群规模为 20, 50 和 100 各进行 30 次仿真, 迭代次数均为 100, 对两种算法的实时性和收敛性进行分析, 结果如表 6 所示.

表 6 算法性能比较

Table 6 Comparison of algorithm performance

种群规模	平均运行时间		收敛次数		平均收敛代数	
	IMSPSO	PSO	IMSPSO	PSO	IMSPSO	PSO
20	3.1293	0.4464	29	21	5.43	14.53
50	7.4843	1.1073	30	25	3.37	11.46
100	15.432	2.1685	30	27	2.16	8.57

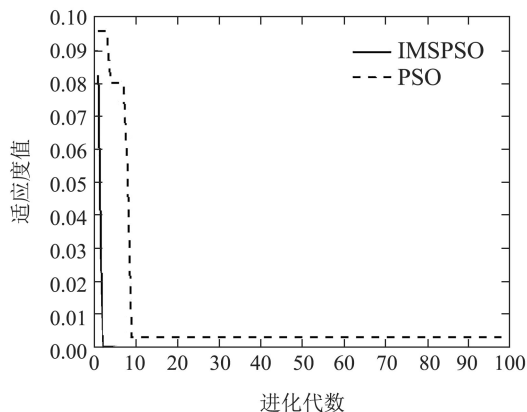


图 1 最优迭代过程比较

Fig. 1 Comparison of optimal iterative processes

从表6可以看出, IMSPSO算法的平均运行时间较 PSO 长, 这主要是由于反向学习与局部变异增加了计算量, 但其仍能有效满足无人机任务分配对算法的实时性需求; PSO 算法在收敛过程中常常陷入局部最优,

而 IMSPSO 算法在种群规模较大时, 每次仿真都能找到全局最优解, 且收敛时迭代次数也明显较传统 PSO 算法小, 并随着种群规模的增大而不断减小(某次种群规模为 50 时的算法迭代过程如图 1 所示). 通过比较可以看出, IMSPSO 有效地避免了传统 PSO 算法容易陷入局部最优的问题, 具有更强的全局寻优能力和局部搜索能力.

6 结论

本文综合考虑无人机对地攻击过程中的不确定性、对抗性、动态复杂性以及多策略多目标性, 建立一种模糊多目标动态任务分配规划模型, 并将规划模型与博弈论相结合, 构造模糊多目标双矩阵博弈综合集结模型. 随后, 通过必要性理论将博弈模型的博弈目标清晰化, 接着利用熵权法将多目标问题转化为单目标问题. 最后, 提出一种多策略融合粒子群算法进行纳什均衡的求解, 仿真算例验证了所提模型和方法的可行性和有效性.

参考文献:

- [1] JUNG S, ARIYUR K B. Enabling operational autonomy for unmanned aerial vehicles with scalability. *Journal of Aerospace Computing Information & Communication*, 2013, 10(11): 517 – 529.
- [2] SHEN Lincheng, CHEN Jing, WANG Nan. Overview of air vehicle mission planning techniques. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(3): 593 – 606.
(沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述. *航空学报*, 2014, 35(3): 593 – 606.)
- [3] SCHWARZROCK J, ZACARIAS I, BAZZAN A L C, et al. Solving task allocation problem in multi unmanned aerial vehicles systems using swarm intelligence. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2018, 72(6): 10 – 20.
- [4] LUO Delin, ZHANG Haiyang, XIE Rongzeng, et al. Decentralized dynamic task allocation for uavs with limited communication range.

- Control Theory & Applications*, 2015, 32(11): 1498 – 1504.
(罗德林, 张海洋, 谢荣增, 等. 基于多agent系统的大规模无人机集群对抗. 控制理论与应用, 2015, 32(11): 1498 – 1504.)
- [5] PUJOL-GONZALEZ M, CERQUIDES J, MESEGUER P, et al. Decentralized dynamic task allocation for uavs with limited communication range. *arXiv preprint arXiv*: 1809.07863, 2018.
- [6] WANG Yu, ZHANG Weiguo, FU Li, et al. Nash equilibrium strategies approach for aerial combat based on elite re-election particle swarm optimization. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(7): 857 – 865.
(王昱, 章卫国, 傅莉, 等. 基于精英改选机制的粒子群算法的空战纳什均衡策略逼近. 控制理论与应用, 2015, 32(7): 857 – 865.)
- [7] EVERS L, BARROS A I, MONSUUR H, et al. Online stochastic UAV mission planning with time windows and time-sensitive targets. *European Journal of Operational Research*, 2014, 238(1): 348 – 362.
- [8] JIA Z, YU J, AI X, et al. Cooperative multiple task assignment problem with stochastic velocities and time windows for heterogeneous unmanned aerial vehicles using a genetic algorithm. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 76(5): 112 – 125.
- [9] HOOSHANGI N, ALESHEIKH A A. Agent-based task allocation under uncertainties in disaster environments: an approach to interval uncertainty. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2017, 24(4): 160 – 171.
- [10] LI B, WANG Y, ZHANG Y, et al. Cooperative task assignment algorithm of manned/unmanned aerial vehicle in uncertain environment. *Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*. Chengdu, China: IEEE, 2017: 1119 – 1123.
- [11] DUAN H, LI P, YU Y. A predator-prey particle swarm optimization approach to multiple ucav air combat modeled by dynamic game theory. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2015, 2(1): 11 – 18.
- [12] ÖZPALA A, EFE M Ö, SEVER H. Multiple UAV engagement decision by game theory. *International Journal of Computer Electrical Engineering*, 2017, 9(1): 384 – 392.
- [13] LI Qiuni, YANG Rennong, LI Haoliang et al. Research on the non-cooperative game strategy of suppressing IADS for multiple fighters cooperation. *Journal of Xidian University*, 2017, 44(6): 129 – 137.
(李秋妮, 杨任农, 李浩亮, 等. 非合作博弈的多机协同压制IADS攻防策略分析. 西安电子科技大学学报, 2017, 44(6): 129 – 137.)
- [14] LIU Baoding. *Uncertainty Planning and Application*. Beijing: Tsinghua University Press, 2003: 138 – 163.
(刘宝碇. 不确定规划及应用. 北京: 清华大学出版社, 2003: 138 – 163.)
- [15] INUIGUCHI M, RAMIK J. Possibilistic linear programming: a brief review of fuzzy mathematical programming and a comparison with stochastic programming in portfolio selection problem. *Fuzzy Sets & Systems*, 2000, 111(1): 3 – 28.
- [16] SONG Yexin, QU Yong, WU Yanjie. Integration model of multi-objective bimatrix games in multiconflict situations. *Journal of Huazhong University of Science & Technology*, 2009, 37(6): 32 – 35.
(宋业新, 瞿勇, 吴艳杰. 多冲突环境下的多目标双矩阵对策集结模型. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2009, 37(6): 32 – 35.)
- [17] PAVLIDIS N G, PARSOPOULOS K E, VRAHATIS M N. Computing nash equilibria through computational intelligence methods. *Journal of Computational & Applied Mathematics*, 2005, 175(1): 113 – 136.
- [18] QU Yong, ZHANG Jianjun, SONG Yexin. Particle swarm optimization algorithm for solving multiple nash equilibrium solutions. *Operations Research & Management Science*, 2010, 19(2): 52 – 55.
(瞿勇, 张建军, 宋业新. 多重纳什均衡解的粒子群优化算法. 运筹与管理, 2010, 19(2): 52 – 55.)

作者简介:

赵玉亮 博士研究生, 目前研究方向为无人机任务规划与控制、不确定性理论, E-mail: yl.zhao0811@gmail.com;

宋业新 教授, 博士生导师, 目前研究方向为不确定系统建模、优化与决策、对策理论, E-mail: yxsong@21cn.com;

张建军 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为决策和对策理论、并行计算、数据挖掘, E-mail: wahn0912@163.com;

康丽文 助理工程师, 目前研究方向为导航与控制、智能优化, E-mail: kanglw0599@163.com.