

基于灰双矩阵博弈的舰载无人机编队协同对海突击目标分配

韩玉龙, 严建钢, 杨士锋, 陈榕, 孙守福

(海军航空工程学院, 山东烟台 264001)

摘要: 针对舰载无人机编队协同对海突击目标分配问题中, 由于预警探测水平限制、信息的不完全、人的偏好、有限理性等因素导致的灰色情形, 建立了攻防对抗双方的分配策略集和支付矩阵, 构建了基于灰双矩阵博弈的舰载无人机编队协同对海突击目标分配模型, 并设计了新的粒子位置更新公式对粒子群算法进行改进。分别用遗传算法、传统粒子群算法和改进的粒子群算法进行仿真, 对比结果表明, 改进后的粒子群算法能够跳出局部最优解, 快速收敛到全局最优解, 所建立的模型能够较好地解决目标分配决策中的灰色问题, 是灰双矩阵博弈理论在目标分配领域的重要应用, 仿真结果证明了模型的实用有效性和算法的高效性。

关键词: 舰载无人机; 目标分配; 协同攻击; 灰双矩阵; 博弈论

中图分类号: V279

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2016)04-0012-05

Grey Bi-Matrix Game Theory Based Target Assignment for Ship-Based UAV Formation in Coordinated Air-to-Sea Attacking

HAN Yu-long, YAN Jian-gang, YANG Shi-feng, CHEN Rong, SUN Shou-fu

(Commanding Department, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Grey situation commonly exists in target assignment of ship-based UAV formation in coordinated air-to-sea attacking due to limit of early-warning and detection level, incomplete information, and favor and bounded rationality of decision-makers. Aiming at the problem, the target assignment strategy set and payoff matrix of UAV formation and surface ship formation were established. Then, a model of target assignment of ship-based UAV formation for coordinated air-to-sea attacking was constructed based on grey bi-matrix game theory. An improved PSO algorithm was designed to solve the problem with reformed particle location updating formula. Simulations were carried out by using GA, traditional PSO and the improved PSO algorithm respectively. The results indicate that: 1) The improved PSO algorithm can avoid local optimum solution and converge to the globally optimum solution; and 2) The grey bi-matrix game theory based target assignment model can well solve the grey problem in target assignment. The results prove the practicability of the model and the effectiveness of the algorithm.

Key words: ship-based UAV; target assignment; cooperative attacking; grey bi-matrix; game theory

0 引言

舰载无人机编队协同对海突击是指舰载无人机使用机载武器打击敌海面目标以完成近距离的对空支援、战场隔断、纵深遮断, 以及压制防空作战的任务。

现代海战是网络化协同作战, 舰载无人机编队利用数据链交换和共享作战信息, 协同完成多目标攻击是未来海战发展的必然趋势。为提高舰载无人机编队协同对海多目标突击的效率, 有必要深入研究舰载无人机协同对海突击目标分配的相关技术。

1 基本概念和研究现状

目标分配问题是火力运用的重要课题, 也是作战决策中的重要一环, 其核心是如何把具有不同杀伤力和经济价值的武器分配到攻击不同的目标, 构成整体

收稿日期: 2015-04-20

修回日期: 2015-12-29

基金项目: 国家社会科学基金(11GJ003074); 军事学博士研究生基金(2014JY473)

作者简介: 韩玉龙(1987—), 男, 山东潍坊人, 博士生, 研究方向为海军武器装备攻防体系对抗和信息化、舰载无人机作战使用。

的火力打击体系。舰载无人机编队协同对海突击目标分配是在满足战术和技术指标、作战任务要求、舰载无人机及其武器系统性能等约束的前提下,将不同位置、价值和威胁的水上目标,按照一定的原则和策略,科学合理地分配给类型、价值和战斗力各不相同的舰载无人机,使得舰载无人机编队整体以最小代价获得最大作战效能。

无人机协同作战目标分配作为热点研究领域,受到各国研究人员重视。国外通过组建有人机、无人机实验环境,研究有人机、有人机和无人机、无人机的协同目标分配技术。如美国空军^[1]、Stanford 大学^[2]、California 大学^[3]等机构在多无人机协同目标分配、协同控制、路径规划等方面取得了大量的研究成果;以色列技术工程学院和韩国科学技术院等机构在无人机协同侦察、跟踪,任务划分研究方面也比较突出^[4]。国内很多院校和科研院所所在无人机协同目标分配领域进行了十分有益的探索。由于受数据链、机载计算机、火控任务系统等限制,对复杂环境下的舰载无人机协同对海突击目标分配的研究不多,也不够深入。

灰色问题是很多目标分配模型无法回避的问题,博弈论作为运筹学的一个重要分支,在军事领域得到了重要的应用。要利用博弈论解决现实问题,需要掌握博弈支付的精确值。由于预警探测水平限制、信息的不完全,再加上人的偏好、有限理性等因素,导致双方无法对博弈结果值作出精确判断,于是产生了灰矩阵博弈^[5]。本文在此基础上构建了基于灰双矩阵博弈的舰载无人机编队协同对海突击目标分配模型,并设计了改进的粒子群算法对模型进行了求解。

2 舰载无人机编队协同对海突击目标分配模型

2.1 基本双矩阵博弈目标分配建模

2.1.1 构造双方的行动策略集

设有 m 架舰载无人机, n 个敌方水面舰艇目标。假设每架舰载无人机一次只分配一个目标,且目标不能重复分配,水面舰艇选择反击目标时也只选择一个,且不重复选择。当 $m > n$ 时,舰载无人机编队共有 $p = C_m^{m-n} \cdot A_n^n$ 个分配策略,水面舰艇有 $q = A_n^n$ 个分配策略;当 $m \leq n$ 时,舰载无人机编队共有 $p = A_m^m$ 个分配策略,水面舰艇有 $q = C_n^{n-m} \cdot A_m^m$ 个分配策略。用 I 和 J 表示舰载无人机编队和舰艇编队的所有行动策略集合,则有 $I = \{1, 2, \dots, p\}$, $J = \{1, 2, \dots, q\}$ 。对 $\forall i \in I, j \in J$, 有 $i = (c_{kl}^i)_{m \times n}$, $j = (d_{kl}^j)_{m \times n}$, 决策变量

$$c_{kl}^i = \begin{cases} 1 & \text{舰载无人机 } A_k \text{ 在第 } i \text{ 个策略中突击目标 } M_l \\ 0 & \text{否则} \end{cases},$$

$$d_{kl}^j = \begin{cases} 1 & \text{目标 } M_l \text{ 在第 } j \text{ 个策略中反击舰载无人机 } A_k \\ 0 & \text{否则} \end{cases},$$

其中, $k = 1, 2, \dots, m, l = 1, 2, \dots, n$ 。

2.1.2 构造双方的支付矩阵

舰载无人机归一化的综合属性价值为 $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)$;水面舰艇编队归一化的综合属性价值为 $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$;水面舰艇各目标对各舰载无人机的毁伤矩阵 $G = (g_{kl})_{m \times n}$, g_{kl} 为目标 M_l 反击舰载无人机 A_k 时对 A_k 的毁伤概率;舰载无人机编队各成员对各目标毁伤矩阵 $H = (h_{kl})_{m \times n}$, h_{kl} 为舰载无人机 A_k 突击目标 M_l 时对 M_l 的毁伤概率。定义双方的支付矩阵 $A = \{a_{ij}\}_{m \times n}$ 和 $B = \{b_{ij}\}_{m \times n}$, 即当舰载无人机编队和舰艇编队分别采用策略 $i \in I$ 和 $j \in J$ 时,双方的收益分别为 a_{ij} 和 b_{ij} 。

$$a_{ij} = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n (\xi_a \cdot c_{kl}^i \cdot v_l \cdot h_{kl} - \omega_a \cdot d_{kl}^j \cdot s_i \cdot g_{kl}) \quad (1)$$

$$b_{ij} = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n (\xi_b \cdot d_{kl}^j \cdot s_i \cdot g_{kl} - \omega_b \cdot c_{kl}^i \cdot v_l \cdot h_{kl}) \quad (2)$$

式中: a_{ij} 和 b_{ij} 分别表示舰载无人机编队选择纯策略 i 和水面舰艇编队选择纯策略 j 的情况下舰载无人机编队和水面舰艇编队的收益; ξ_a, ω_a 和 ξ_b, ω_b 分别是舰载无人机编队和水面舰艇编队的进攻和防御系数,反映了双方对“保存自己”还是“消灭敌人”的偏好情况。非合作 n 人对策不一定存在平衡点,因为作为非合作 n 人对策的特例,矩阵对策不一定存在平衡局势(鞍点),为此引进混合策略。

$$X = x \mid x = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p) \quad (3)$$

$$x_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, p, \quad \sum_{i=1}^p x_i = 1。$$

$$Y = y \mid y = (y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_n) \quad (4)$$

$$y_j > 0, \quad j = 1, 2, \dots, q, \quad \sum_{j=1}^q y_j = 1。$$

X, Y 分别表示舰艇编队和舰载无人机编队的判断集合。其中: $(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p)$ 表示舰艇编队判断舰载无人机编队以概率 x_i 选择策略 $i \in I$; $(y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_n)$ 表示舰载无人机编队判断舰艇编队以概率 y_j 选择策略 $j \in J$ 。

舰载无人机编队协同对海突击目标分配的基本双矩阵博弈记为 $G = (X, Y, A, B)$ 。基本双矩阵博弈的均衡解、Nash 存在定理和等价定理等性质参考文献[6]。

2.2 灰双矩阵博弈目标分配模型

舰载无人机编队协同对海突击,受预警探测、信息不完备、人的有限理性等因素的影响,攻防对抗双方的支付矩阵是灰色的。同时,约束条件也是灰色的,并且具有一定的弹性。基于上述考虑,在基本的双矩阵博弈目标分配模型的基础上,结合灰色系统理论,建立舰

载无人机编队协同对海突击目标分配的灰色双矩阵博弈模型。

$G = (X, Y, A(\otimes), B(\otimes))$, 其中, X, Y 分别是舰载无人机编队和水面舰艇编队的判断集合。 $B(\otimes), A(\otimes)$ 分别是双方的灰色支付矩阵。约束条件是带有灰色参数的灰色不等式组 $x^T A(\otimes) y^* \leq_{\varepsilon(\otimes)}^{\circ} v(\otimes)$, $x^{*T} B(\otimes) y^* \leq_{\delta(\otimes)}^{\circ} w(\otimes)$, 其中, $\varepsilon(\otimes)$ 和 $\delta(\otimes)$ 是适当选择的弹性指标, $v(\otimes)$ 和 $w(\otimes)$ 是舰载无人机编队和舰艇编队的理想博弈值。

定义 1 (灰双矩阵博弈均衡解) 策略 $(x^*, y^*) \in X \times Y$, 为灰双矩阵 $G = (X, Y, A(\otimes), B(\otimes))$ 的 Nash 平衡点, 若满足

$$\begin{cases} x^{*T} A(\otimes) y^* \leq_{\varepsilon(\otimes)}^{\circ} v(\otimes), \forall x \in X \\ x^{*T} B(\otimes) y^* \leq_{\delta(\otimes)}^{\circ} w(\otimes), \forall y \in Y \\ x^{*T} A(\otimes) y^* \geq_{\varepsilon'(\otimes)}^{\circ} v(\otimes) \\ x^{*T} B(\otimes) y^* \geq_{\delta'(\otimes)}^{\circ} w(\otimes) \end{cases} \quad (5)$$

定理 1 (灰双矩阵博弈均衡解等价定理) 策略 $(x^*, y^*) \in X \times Y$, 为灰双矩阵 $G = (X, Y, A(\otimes), B(\otimes))$ 的均衡解, 等价于 (x^*, y^*, λ^*) , 是式(5)所示非线性规划的解。

其中, F 为某一去灰化的序函数, $F: F(\otimes) \rightarrow R$, $F(A_i(\otimes))$ 是 $F(A(\otimes))$ 的第 i 行, $F(B_j(\otimes))$ 是 $F(B(\otimes))$ 的第 j 列。证明过程参见文献[5]。

灰双矩阵博弈的均衡解可以通过求解式(6)非线性规划问题得到。同时, 如果 (x^*, y^*, λ^*) 是式(6)的最优解, 则 (x^*, y^*) 是灰双矩阵博弈的均衡解, λ^* 是满足博弈人双方的满意水平 $F(v(\otimes))$ 和 $F(w(\otimes))$ 的度。

$$\begin{aligned} & \max \lambda & (6) \\ \text{s. t. } & \begin{cases} x^T F(A_i(\otimes)) y \leq F(v(\otimes)) + F(\varepsilon(\otimes))(1 - \lambda) \\ & i = 1, 2, \dots, m \\ x^T F(B_j(\otimes)) y \leq F(w(\otimes)) + F(\delta(\otimes))(1 - \lambda) \\ & j = 1, 2, \dots, n \\ x^T F(A(\otimes)) y \geq F(v(\otimes)) + F(\varepsilon'(\otimes))(1 - \lambda) \\ x^T F(B(\otimes)) y \geq F(w(\otimes)) + F(\delta'(\otimes))(1 - \lambda) \\ x \in X, y \in Y, \lambda \in [0, 1] \end{cases} \end{aligned}$$

3 基于改进的快速粒子群算法的求解

文献[5]给出了求解灰双矩阵博弈的均衡解的基本方法。在实际操作过程中, 非线性规划的求解问题还没有很好解决, 许多专家学者在灰色非线性规划问题的求解领域进行了研究^[7-10]。本文提出一种改进的粒子群寻优算法, 通过引入自适应惯性权重、动态学习因子和边界震荡参数, 使粒子的学习概率随迭代不断

变化, 有效地防止粒子在移动过程中快速趋同效应所导致的陷入局部极值的问题, 较好地克服了传统粒子群算法收敛速度慢、健壮性差等缺点, 迅速实现目标函数的寻优求解。

粒子群算法的核心即粒子速度和位置的更新。 d 维目标搜索空间中第 i 个粒子的位置和速度分别为 $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}]$ 和 $V_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d}]$, 在每一次迭代中, 评价各粒子的适应度, 确定 t 时刻每个微粒所经过的最佳位置 P_{best} 以及群体所发现的最佳位置 g_{best} , 通过跟踪这两个最佳位置, 按照式(7)、式(8)分别更新各粒子的速度和位置。

$$v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + \alpha r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + \beta r_2 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] \quad (7)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \quad (8)$$

式中: ω 为惯性权重系数; α, β 为正的学习因子, 或称加速常数; r_1 和 r_2 为 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数。

算法的改进主要体现在以下 3 方面。

1) 自适应惯性权重。由于较大的权重因子有利于跳出局部最小点, 便于全局搜索, 而较小的惯性因子则有利于对当前的搜索区域进行精确局部搜索, 以利于算法收敛。为平衡该算法的全局搜索和局部改良能力, 采用非线性的动态惯性权重系数公式, 即

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) * (f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}} & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max} & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别表示 ω 的最大值和最小值; f 表示粒子的适应度; f_{avg}, f_{\min} 分别表示当前所有粒子的平均适应度和最小适应度。该惯性权重随粒子的适应度而自动改变, 故称自适应权重。

2) 动态学习因子。为了使粒子在优化初期具有较强的自我学习能力和较弱的社会学习能力, 提高全局搜索能力, 而在后期具有较强的社会学习能力和较弱的自我学习能力, 有利于收敛到全局最优, 通过改进, 使两个学习因子在优化过程中随时间进行不同变化, 如式(10)和式(11)所示。

$$\alpha = \alpha_{\text{ini}} + \frac{\alpha_{\text{fin}} - \alpha_{\text{ini}}}{t_{\text{max}}} \cdot t \quad (10)$$

$$\beta = \beta_{\text{ini}} + \frac{\beta_{\text{fin}} - \beta_{\text{ini}}}{t_{\text{max}}} \cdot t \quad (11)$$

式中: $\alpha_{\text{ini}}, \beta_{\text{ini}}$ 分别代表 α 和 β 的初始值; $\alpha_{\text{fin}}, \beta_{\text{fin}}$ 分别代表 α 和 β 的迭代终值。

3) 设置震荡参数。为了增强粒子在上下边界区间的随机性, 位置更新公式改进为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) + \gamma r_3 (u_b - l_b) \quad (12)$$

式中: γ 为边界震荡参数; r_3 为 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的

随机数； u_b 和 l_b 为粒子在每个维度上的上界和下界。

改进的粒子群算法流程如下^[11]：

1) 初始化种群中各粒子的速度和位置,若搜索空间为 d 维,则每个粒子中包含有 d 个变量；

2) 设置一常数 f_{best} ,作为后面设置罚函数时的比较对象；

3) 判断粒子是否符合约束条件,设置罚常数 PEN,通过约束建立罚函数,通过与 f_{best} 比较:如果小于等于 f_{best} ,则更新最优个体,否则继续转1),这样能够保证粒子群始终保持在灰矩阵对策的可行策略空间内,避免在随机搜索的过程中产生无效的粒子；

4) 计算每个粒子的适应度,储存每个粒子的最好位置和适应度值,并从种群中选择适应度值最好的粒子位置作为种群的最优粒子；

5) 按照式(9)~式(11)计算惯性权重、学习因子,按照式(7)、式(12)更新粒子的速度与位置,并转到3)判断粒子是否符合约束条件,如果符合则继续,不符合则重新更新；

6) 检查终止条件(达到最大次数或达到足够好的适应值)或者最优解已经停滞而不再变化,否则转到4)。

4 仿真分析

作战想定:我预警机探测到敌方3艘水面舰艇向我航母编队方向航行,我舰载航空兵指挥所接到航母编队指挥所命令,派出3架舰载无人机组成编队进行突击。

首先根据2.1.1节所述构造行动策略集。舰载无人机编队和水面舰艇编队分别有 $A_3^3 = 6$ 个行动策略。对舰载无人机编队,策略1~6分别为:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

在本例中 $m = n$,水面舰艇编队的分配策略

集与舰载无人机编队相同,不再重复列出。双方的归一化的综合属性价值 S, V 以及互相的毁伤矩阵 H, G 的计算方法参考文献[12],在此直接给出双方的支付矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 0.2374 & 0.1216 & 0.4560 & 0.3113 & 0.2872 & 0.8945 \\ 0.5392 & 0.4471 & 0.2501 & 0.2212 & 0.0584 & 0.1251 \\ 0.8404 & 0.1427 & 0.1146 & 0.0915 & 0.5633 & 0.1251 \\ 0.4924 & 0.1202 & 0.0126 & 0.4871 & 0.9662 & 0.2625 \\ 0.0885 & 0.1674 & 0.7072 & 0.1303 & 0.5569 & 0.6463 \\ 0.5431 & 0.9953 & 0.0471 & 0.4675 & 0.8521 & 0.1380 \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} 0.8468 & 0.9019 & 0.7637 & 0.3253 & 0.1251 & 0.5154 \\ 0.2216 & 0.6134 & 0.5665 & 0.3098 & 0.4727 & 0.5448 \\ 0.2093 & 0.3003 & 0.3886 & 0.1898 & 0.5481 & 0.0826 \\ 0.5717 & 0.1774 & 0.1811 & 0.5085 & 0.0705 & 0.0971 \\ 0.8148 & 0.5528 & 0.8075 & 0.8192 & 0.0654 & 0.4418 \\ 0.3624 & 0.3182 & 0.6685 & 0.0185 & 0.0983 & 0.6734 \end{pmatrix}$$

设在灰色情况下理想博弈值为 $v_0 = 0.8, w_0 = 0.5$, 弹性系数分别取 $\varepsilon_0 = 0.1, \delta_0 = 0.2, \varepsilon'_0 = 0.2, \delta'_0 = 0.4$ 。分别运用遗传算法、传统的粒子群算法和改进的粒子群算法进行仿真,设置参数粒子个数 $N = 30$,最大迭代次数为30, $\alpha_{ini} = \beta_{ini} = 0.5, \alpha_{fin} = \beta_{fin} = 0.5, \gamma = 0.95, \omega_{max} = 0.9, \omega_{min} = 0.4, f_{best} = 1 \times 10^5, PEN = 1 \times 10^8$ 。用 Matlab7.6 编程计算。遗传算法、传统粒子群算法和改进粒子群算法在30次迭代过程中的最优解、平均解和最差解的变化曲线如图1~图3所示,算法性能比较情况如图4和表1所示。

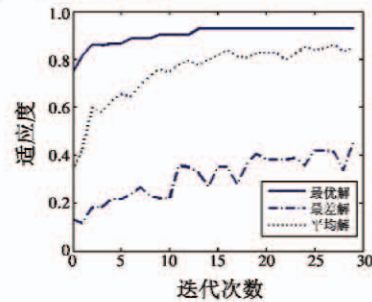


图1 遗传算法的收敛曲线

Fig.1 Convergence curves of GA

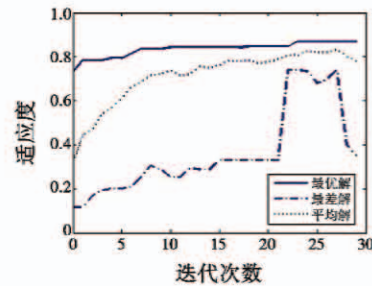


图2 传统粒子群算法的收敛曲线

Fig.2 Convergence curves of traditional PSO

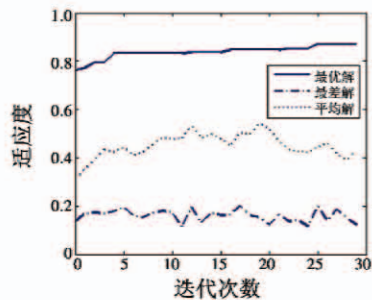


图3 改进粒子群算法的收敛曲线

Fig.3 Convergence curves of improved PSO

表1 算法性能比较(迭代30次)

Table 1 Algorithm performance of different algorithms (30 iterations)

比较指标	最优解	平均解	最差解	最优解首次出现的代数	搜索到的最优分配结果
遗传算法	0.871 3	0.427 8	0.122 7	26	$X = (0.114\ 9\ 0.032\ 9\ 0.271\ 8\ 0.268\ 9\ 0.215\ 8\ 0.095\ 7)$ $Y = (0.387\ 4\ 0.046\ 0\ 0.059\ 2\ 0.101\ 9\ 0.385\ 3\ 0.020\ 2)$
传统粒子群算法	0.879 2	0.850 2	0.395 3	25	$X = (0.142\ 3\ 0.289\ 8\ 0.125\ 2\ 0.234\ 4\ 0.150\ 6\ 0.057\ 7)$ $Y = (0.088\ 4\ 0.161\ 7\ 0.057\ 4\ 0.173\ 7\ 0.278\ 8\ 0.240\ 0)$
改进粒子群算法	0.922 3	0.845 6	0.450 8	14	$X = (0.136\ 5\ 0.269\ 7\ 0.037\ 9\ 0.305\ 0\ 0.148\ 0\ 0.103\ 0)$ $Y = (0.355\ 6\ 0.005\ 9\ 0.331\ 1\ 0.138\ 7\ 0.008\ 5\ 0.160\ 3)$

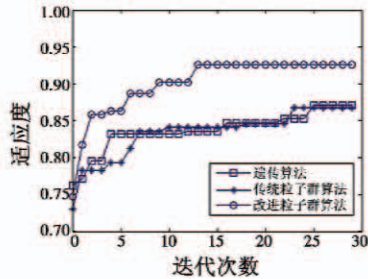


图4 算法性能比较

Fig. 4 Performance of different algorithms

由仿真结果可以看出,改进的粒子群算法相对于遗传算法和传统粒子群算法能够跳出局部最优解,而迅速收敛到最优解,表现出良好的性质。在本例中,改进粒子群算法求得的最优解为: $\lambda^* = 0.96$, $X = (0.225\ 1\ 0.171\ 8\ 0.261\ 3\ 0.190\ 1\ 0.009\ 9\ 0.141\ 8)$, $Y = (0.199\ 2\ 0.189\ 9\ 0.141\ 0\ 0.267\ 0\ 0.021\ 4\ 0.181\ 4)$ 。因为 $\lambda^* = 0.96 < 1$,所以这是一种典型的灰色情形。最优解的含义为:在这样的灰色情形下,舰载无人机编队和水面舰艇编队分别以 X 和 Y 的概率选择分配策略时,攻防对抗双方达到一种平衡状态。任何一方如果打破这种平衡都会导致其收益降低, $\lambda^* = 0.96$ 是双方最低满意水平的度量。

5 结束语

本文界定了舰载无人机编队协同对海突击目标分配概念,分析了编队协同目标分配领域的国内外研究现状,针对在目标分配领域中比较难于处理的灰色问题,综合运用灰色系统理论和双矩阵博弈理论,建立了基于灰双矩阵博弈的舰载无人机编队协同对海突击目标分配模型,针对其求解过程中的非线性规划求解问题,设计了改进粒子群算法,可作为研究舰载无人机编队协同对海突击目标分配问题的新途径。但是该模型在确定理想博弈值矩阵和弹性系数时存在较为明显的人为色彩,也没有考虑到目标分配过程中的动态性,同时,设计的算法在攻防双方策略较多时会存在策略空间庞大,给寻找最优解带来了难度,这将是下一步重点研究的方向。

参考文献

- [1] KINGSTON D B, RASMUSSEN S J, MEARS M J. Base defense using a task assignment framework [C]//AIAA Guidance Navigation and Control Conference, Chicago, Illinois. doi:10.2514/6.2009-6209.
- [2] SHIMA T, RASMUSSEN S, GROSS D. Assigning micro UAVs to task tours in an urban terrain[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(4):601-612.
- [3] SHIMA T, SCHUMACHER C. Assignment of cooperating UAVs to simultaneous tasks using genetic algorithms [C]//AIAA Guidance Navigation and Control Conference and Exhibit, San Francisco California. doi:10.2514/6.2005-5829.
- [4] 陈闽. 编队协同作战目标分配建模综述[J]. 电光与控制, 2013, 20(9):53-58. (CHEN M. A survey on modeling of target allocation for formation cooperative combat [J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(9):53-58.)
- [5] 徐华峰, 李玲玲, 方志耕. 灰色双矩阵博弈模型及其均衡解[J]. 数学的实践与认识, 2012, 42(10):174-179. (XU H F, LI L L, FANG Z G. Gray bi-matrix game and its equilibrium solution [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2012, 42(10):174-179.)
- [6] 谢政. 对策论[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2009:160-170. (XIE Z. Game theory [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 2009:160-170.)
- [7] 张曙红, 陈绵云. 灰色非线性规划问题及其遗传算法求解方法[J]. 系统工程理论与实践, 2002(7):128-130. (ZHANG S H, CHEN M Y. The problem of grey nonlinear programming and its genetic algorithm method [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002(7):128-130.)
- [8] 毕义明, 李景文, 李国民, 等. 非线性规划问题求解的遗传算法设计与实现[J]. 系统工程与电子技术, 2000(2):82-83. (BI Y M, LI J W, LI G M, et al. Design and realization of genetic algorithm for solving nonlinear problem [J]. Systems Engineering and Electronics, 2000(2):82-83.)

(下转第52页)

- [6] BACHMANN C M, AINSWORTH T L, FUSINA R A. Exploiting manifold geometry in hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3):441-454.
- [7] 刘钦龙,焦斌亮,刘立. 基于改进的 BP 神经网络模型的遥感图像分类方法研究[J]. 电光与控制, 2009, 16(8):65-67. (LIU Q L, JIAO B L, LIU L. On remote sensing image classification method based on improved BP neural network model[J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(8):65-67.)
- [8] 杜培军,王小美,谭琨,等. 利用流形学习进行高光谱遥感影像的降维与特征提取[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2011, 36(2):148-152. (DU P J, WANG X M, TAN K, et al. Dimensionality reduction and feature extraction from hyperspectral remote sensing imagery based on manifold learning[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(2):148-152.)
- [9] CHEN Y C, CRAWFORD M M, GHOSH J. Improved non-linear manifold learning for land cover classification via intelligent landmark selection [C]//IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium, Denver, 2006:545-548.
- [10] MA L, CRAWFORD M M, TIAN J. Anomaly detection for hyperspectral images based on robust locally linear embedding[J]. Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves, 2010, 31(6):753-762.
- [11] HEYLEN, R, BURAZEROVIC D, SCHEUNDERS P. Non-linear spectral unmixing by geodesic simplex volume maximization[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(3):534-542.
- [12] BELKIN M, NIYOPI P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001:585-591.
- [13] WANG L, ZHANG Y, FENG J. On the Euclidean distance of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8):1334-1339.
- [14] 陈宏达,普晗晔,王斌,等. 基于图像欧氏距离的高光谱图像流形降维算法[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(5):450-455. (CHEN H D, PU H Y, WANG B, et al. Image Euclidean distance-based manifold dimensionality reduction algorithm for hyperspectral imagery[J]. Journal Infrared and Millimeter Waves, 2013, 32(5):450-455.)
- [15] WINTER M E. N-FINDR: an algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data [C]//SPIE's International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation. International Society for Optics Engineering, Denver, 1999:266-275.
- [16] CHANG C I, DU Q. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(3):608-619.
- [17] SWAYZE G, CLARK R N, KRUSE F, et al. Ground-truthing aviris mineral mapping at Cuprite, Nevada [C]//JPL publication, Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geosciences Workshop, Volume 1; AVIRIS Workshop, 1992:47-49.
- [18] ZORTEA M, PLAZA A. Spatial preprocessing for end-member extraction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(8):2679-2693.
- [19] 马丽. 基于流形学习算法的高光谱图像分类和异常检测[D]. 武汉:华中科技大学, 2010. (MA L. Manifold learning methods for hyperspectral image classification and anomaly detection[D]. Wuhan:Huazhong University of Science and Technology, 2010.)

(上接第 16 页)

- [9] 郝智爽,彭亚霖,刘焕章. 非线性规划在坦克武器系统火力分配中的应用[J]. 电光与控制, 2006, 13(6):101-103. (HAO Z S, PENG Y L, LIU H Z. Application of non-linear programming in fire allocation of tank weapon system [J]. Electronics Optics & Control, 2006, 13(6):101-103.)
- [10] 刘淳安. 解非线性约束规划问题的新粒子群优化算法[J]. 重庆工学院学报, 2006, 20(11):118-120. (LIU C A. New particle swarm optimization algorithm for the solution to nonlinear constrained programming problem[J]. Journal of Chongqing Institute of Technology, 2006, 20(11):118-120.)
- [11] 瞿勇,栾兵,宋业新. 基于粒子群优化的混合模糊双矩阵对策求解[J]. 计算机与数字工程, 2011, 38(11):13-16. (QU Y, LUAN B, SONG Y X. Solution of mixed fuzzy bimatrix games based on particle swarm optimization[J]. Computer & Digital Engineering, 2011, 38(11):13-16.)
- [12] 唐传林,杜海文,吴文超,等. 基于博弈论的多UCAV对地攻击目标分配[J]. 电光与控制, 2011, 18(10):28-31. (TANG C L, DU H W, WU W C, et al. Game theory based target assignment for multiple UCAVs in air to ground attack [J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(10):28-31.)