

基于多智能体粒子群的协同空战目标决策研究

付跃文, 王元诚, 陈珍, 范文澜

(93199 部队轰运飞行人员改装系, 哈尔滨 150000)

摘要: 以多机多目标协同空战为研究背景, 针对复杂多变的战场态势, 结合敌我双方的实战约束条件和威胁评估函数, 建立了一种能够体现火力攻击优先级的协同空战目标决策仿真模型。为了能够快速准确的求解决策方案, 通过在基本粒子群算法中引入多智能体理论中的交互机制, 并分别设计智能体邻域合作算子、变异算子和自学习算子, 提出了一种改进的多智能体粒子群算法。仿真结果表明, 该算法能够计算得到合理有效的决策方案, 并且具有良好的仿真实时性。

关键词: 协同空战; 多目标决策; 多智能体系统; 粒子群算法

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 11-4151-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811013

Target Decision in Collaborative Air Combats Using Multi-agent Particle Swarm Optimization

Fu Yuewen, Wang Yuancheng, Chen Zhen, Fan Wenlan

(Department of Bomber and Transport Pilot Conversion, Unit No. 93199 of PLA, Harbin 150000, China)

Abstract: Under the research background of collaborative multi-aircraft and multi-target air combats, combined with the actual combat constraint conditions and the threat assessment functions on both sides, a collaborative air combat target decision simulation model is established for complex and changeable battlefield situations, which can reflect the priority of fire attack. To solve the decision scheme quickly and accurately, an improved multi-agent particle swarm optimization algorithm is proposed by introducing the interaction mechanism of the multi-agent theory into particle swarm optimization algorithm; and the neighborhood cooperation operator, mutation operator and self-learning operator for the agent are designed respectively. The simulation results show that the method can work out a reasonable and effective decision scheme, and has a good real-time simulating performance.

Keywords: collaborative air combat; multi-target decision; multi-agent system; particle swarm optimization

引言

随着作战形式的高度信息化和智能化, 现代空战普遍具有作战样式多变、作战节奏加快和体

系对抗激烈等显著特征, 传统的单机作战模式已逐渐完成向多机协同空战模式的转变, 多机协同中远距离空战逐步发展成为现代空战主要战斗方式之一^[1-2]。因此, 如何根据当前复杂多变的战场态势, 判断分析出敌我双方的实时威胁形势, 制定有效的协同空战目标决策方案, 为战斗机群分配合理的作战任务, 以使我方整体的作战效能达到最优, 是一个具有重要现实意义的核心决策问



收稿日期: 2018-05-28 修回日期: 2018-07-12;
作者简介: 付跃文(1986-), 男, 黑龙江哈尔滨, 博士, 讲师, 研究方向为飞行仿真; 王元诚(1982-), 男, 黑龙江哈尔滨, 硕士, 助教, 研究方向为飞行仿真; 陈珍(1989-), 女, 内蒙古巴彦淖尔, 硕士, 助教, 研究方向为计算机网络。

http: www.china-simulation.com

• 4151 •

题,能够有效地提高我军战斗力。

现代空战过程具有激烈的对抗性、动态性和不确定性等显著特点,使得协同空战目标决策问题研究充满了挑战性。当前,国内外学者普遍采用蚁群算法^[3-4]、遗传算法^[5-6]和粒子群^[7-8]算法等进化算法来求解目标决策方案。但随着空战形式和规模的不断变化,需要考虑的建模因素在不断增加,这些算法及其所采用的空战模型没有充分考虑火力攻击的优先级问题,具有一定的局限性。因此,本文根据实战环境设定约束条件,建立了一种能够体现火力攻击优先级的协同空战目标决策模型。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是 Kenney James 和 Eberhart Russell 提出的一种模拟生物觅食行为的进化计算技术^[9]。该算法具有较快的收敛速度和较好的自适应性,但同时具有易陷入局部极值的缺陷,因此本文引入人工智能领域中的多智能体技术,在基本粒子群进化算法的基础上,结合多智能体之间的合作和竞争机制,提出一种多智能体粒子群算法(Multi-Agent Particle Swarm Optimization Algorithm, MPSO)来求解协同空战目标决策问题,以此来提高目标决策方案的求解效率。

1 协同空战目标决策模型

1.1 目标决策模型

现代空战条件下,战斗机通常采用双机或四机编队为基本作战单元,相应地,编队协同空战目标分配是指在符合飞机技战术指标和作战性能约束条件下,根据战场态势和作战任务要求,将具有不同威胁程度的敌方目标合理地分配给我方各个作战单位,以使我方的协同作战效能达到最大,消耗代价最小^[10-11]。

本文根据敌我双方战场态势及相关约束条件构建协同空战目标决策模型,并以此来计算协同战机群在一个时间序列或一个决策时间片的任务

集,该模型在数学形式上可归结为具有多约束条件的组合优化问题,属于一种 NP-hard 问题,其解空间是一个多目标动态变化的复杂环境。针对这种复杂多变的战场态势,本文考虑模型的通用性和求解速度,基于空战实际构建了一系列约束条件,由此所建立的协同空战目标决策模型如下:

设我方有 n 架战机参加协同作战,则我方机群集合为 $R=\{R_i, i=1,2,\dots,n\}$, 其中 R_i 表示第 i 架作战飞机;敌方目标有 m 架飞机,其机群集合为 $B=\{B_j, j=1,2,\dots,m\}$, B_j 表示第 j 架作战飞机;由于是多机协同作战,我方编队中每架飞机所携带导弹的数量和导弹性能会有所差异,因此,本文想定每架飞机 R_i 携带类型相同的 D_i 枚导弹,且该类型导弹击毁目标 B_j 的概率为 E_{ij} , 则我方机群所携带的导弹总数为 $D=\sum D_i$ 。

协同空战目标决策方案可以描述为,寻找一个合适的我方战机目标攻击方案 $P_{n \times m}$, 使我方机群的协同作战效能最大,本文用矩阵形式来表示一种备选的目标决策方案,其编码形式如公式(1)所示。

$$P_{n \times m} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n1} & \cdots & p_{nm} \end{bmatrix} \quad p_{ij} \in [0, D_i + 1) \quad (1)$$

式中: p_{ij} 为 $[0, D_i + 1)$ 区间内的实数,表示我方飞机 R_i 对敌方飞机 B_j 的攻击决策,当 $p_{ij} \in [1, D_i + 1)$ 时,其向下取整部分 $s_{ij} = [p_{ij}]$ 表示由 R_i 所携带的 s_{ij} 枚导弹对 B_j 实施攻击, p_{ij} 的小数部分代表该 s_{ij} 枚导弹攻击的优先级,小数部分越大则优先级越高;当 $p_{ij} \in [0, 1)$ 时,表示 R_i 不对 B_j 进行攻击, $s_{ij} = [p_{ij}] = 0$, 这种编码方法能够很好地解决多个作战单元共同攻击一个目标的优先权问题。

基于以上决策方案编码形式和协同空战的实际情况,本文所建立的目标决策模型需要满足的约束条件和参考指标为:

1) 我方战机 R_i 在攻击中所发射的导弹数量不超过其所携带的导弹数量 D_i

$$\sum_{j=1}^m p_{ij} D_i, i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (2)$$

2) 每个敌方目标 B_j 至少被我方一枚导弹进行攻击, 且攻击该目标 B_j 的导弹总数小于等于规定值 n_d 。

$$1 \sum_{i=1}^n p_{ij} n_d, j \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (3)$$

3) 将对敌方目标 B_j 进行攻击的导弹按优先级由高到低进行排序, 形成导弹攻击序列, 然后依次从该序列中选取具有较高优先级的导弹, 当所选取的导弹群使 B_j 的存活率小于规定值 k_c 时, 则攻击序列中未被选取的具有较低优先级的导弹将不实施攻击, 并调整该导弹在编码方案中所对应的矩阵元素值。

4) 综合考虑协同空战中我方的作战效能和作战代价, 本文求解目标决策方案所采取的目标函数如公式(4)所示, 使敌方机群威胁度和我方作战代价达到最小化。

$$\min F(P_{n \times m}) = \min(\lambda_1 F_1(P_{n \times m}) + \lambda_2 F_2(P_{n \times m})) \quad (4)$$

$$F_1(P_{n \times m}) = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n T_{ij} (1 - E_{ij})^{S_{ij}} \quad (5)$$

$$F_2(P_{n \times m}) = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n Q_i S_{ij} \quad (6)$$

$F_1(P_{n \times m})$ 表示我方的作战效能, 即通过实施作战方案使敌方机群的整体威胁程度降到最小, 其中 T_{ij} 为敌方目标 B_j 对我方战机 R_i 的威胁系数, 该系数通过威胁评估函数计算得到; $F_2(P_{n \times m})$ 表示我方的作战代价, 其中 Q_i 为我方战机 R_i 使用其所携带导弹进行攻击时所消耗的代价; λ_1 和 λ_2 为作战效能和作战代价的权值, 且 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

1.2 威胁系数计算

随着超视距等新型空战模式的出现, 传统的近距离空中格斗模型已不能准确地描述现代空中作战的过程。因此, 本文针对现代空战的中远距离作战特点, 基于敌我双方的飞行速度矢量、相对距离和武器性能等参数, 构建一种改进的威胁评估函数, 并以此来求解敌机对我机的威胁

系数。

由于威胁因子方法^[12]具有简明实用和易于实时计算的特点, 因此其被广泛应用于威胁评估计算中。所以, 根据敌我双方的相对态势, 本文采用该方法来建立由多种威胁因子加权求和而成的威胁评估函数, 所使用的威胁因子包括角度威胁因子、距离威胁因子、速度威胁因子和空战能力因子。

在求解威胁系数过程中, 敌我双方的战场态势如图 1 所示, 主要包括敌我双方的相对距离、飞行速度和方向等因素, 相对应地, 图 1 中 D_{ij} 为敌我双方飞机的相对距离, V_{R_i} 、 V_{B_j} 分别为我方飞机 R_i 和敌方飞机 B_j 当前时刻的飞行速度, φ_R 、 θ_B 分别为速度矢量 V_{R_i} 、 V_{B_j} 与目标视线的夹角。

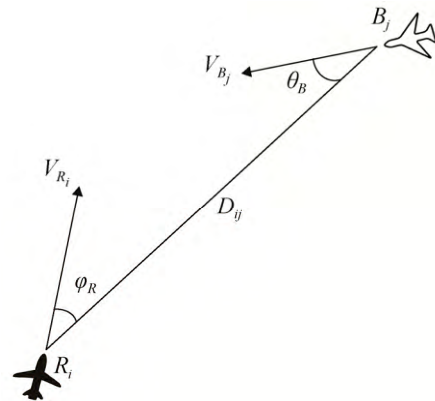


图 1 敌我双方态势

Fig. 1 Situation of both sides

根据敌我双方的战场态势, 敌机 B_j 相对我机 R_i 的威胁因子可以由以下公式进行计算:

1) 角度威胁因子

$$T_a = \frac{|\theta_B| + |\varphi_R|}{360} \quad (7)$$

2) 距离威胁因子^[12]

$$T_r = \begin{cases} 0.5 & D_{ij} < r_B \\ 0.5 - 0.2 \left(\frac{D_{ij} - r_B}{r_R - r_B} \right) & r_B < D_{ij} < r_R \\ 1.0 & r_R < D_{ij} < r_B \\ 0.8 & \max(r_R, r_B) < D_{ij} < rr \end{cases} \quad (8)$$

式中: r_B 为敌机导弹的最大攻击距离; r_R 为我机

导弹的最大攻击距离； rr 为敌机雷达的最大跟踪距离。

3) 速度威胁因子

$$T_v = \begin{cases} 0.1 & V_{B_j} < 0.6V_{R_i} \\ -0.5 + \frac{V_{B_j}}{V_{R_i}} & 0.6V_{R_i} \leq V_{B_j} \leq 1.5V_{R_i} \\ 1.0 & V_{B_j} > 1.5V_{R_i} \end{cases} \quad (9)$$

4) 空战能力因子

战机的空战能力函数采用7个因素来计算，如公式(10)所示，分别为战机的机动能力参数 B 、武器火力参数 A_1 、探测能力参数 A_2 、操纵性能参数 ε_1 、生存能力参数 ε_2 、航程参数 ε_3 和电子对抗能力参数 ε_4 。战机空战能力值 C 可以通过查表得到，将敌我双方的空战能力进行归一化处理，可得空战能力因子的计算方法如公式(11)所示^[13]。

$$C = [\ln B + \ln(\sum A_i + 1) + \ln(\sum \varepsilon_i)] \cdot \varepsilon_1 \cdot \varepsilon_2 \cdot \varepsilon_3 \cdot \varepsilon_4 \quad (10)$$

$$T_c = \begin{cases} 0 & C_{B_j}/C_{R_i} < 0.3 \\ 0.25 & 0.3 \leq C_{B_j}/C_{R_i} < 1 \\ 0.5 & C_{B_j}/C_{R_i} = 1 \\ 0.75 & 1 < C_{B_j}/C_{R_i} < 1.5 \\ 1 & C_{B_j}/C_{R_i} \geq 1.5 \end{cases} \quad (11)$$

综合上述因子，敌方目标 B_j 对我方战机 R_i 的综合威胁系数 T_{ij} 的计算方法如公式(12)所示。

$$T_{ij} = \omega_1 T_a + \omega_2 T_r + \omega_3 T_v + \omega_4 T_c \quad (12)$$

式中： ω_1 、 ω_2 、 ω_3 和 ω_4 为各个威胁因子的权值，并且 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$ 。

在求解协同空战目标威胁系数的过程中，各个威胁因子会随着空战态势的变化产生不同的影响作用，从而需要动态调整各个威胁因子的权值使其能够适应敌方战术手段和空战性能的变化。因此，本文采用文献[14]中的动态权值计算方法，根据空战态势的实时变化来动态调整各个威胁系数的权值大小，使其能够更合理地反映各个威胁因子的影响大小。

2 多智能体粒子群算法

目前，将基本进化算法与各种理论思想相结

合形成混合进化算法是算法研究的主流方向之一。多智能体粒子群算法(Multi-Agent Particle Swarm Optimization Algorithm, MPSO)是一种将粒子群算法与多智能体技术相结合形成的混合进化算法，该方法将粒子群算法中的每个粒子当作多智能体系统(Multi Agent System, MAS)中具有一定行为的智能体(Agent)，这些智能体能够通过交互行为和粒子群进化策略实现群体的智能进化^[15]。

在多智能体粒子群算法中，智能体能够充分利用粒子群算法的信息共享和记忆保存机制，不断从其自身经验和邻域智能体获取知识，并以此来指导自身下一步的进化，使算法具有良好的自适应搜索能力和鲁棒性，能够完成在具有不确定性的复杂空间中搜索得到全局最优解的任务。因此，针对所建立的协同空战目标决策模型，本文提出一种多智能体粒子群算法来求解目标决策方案，设计了智能体的合作、变异和自学习机制，并以此来提高算法的搜索性能和求解效率。

针对协同空战目标决策模型，将如公式(1)所示的协同空战目标决策方案 $P_{n \times m}$ 作为PSO算法中粒子的编码形式，这种方式可以通过矩阵的元素及其所在位置来表示目标决策方案，易于描述协同空战的各个约束关系。基于上述粒子编码形式，本文设计了两种类型的智能体(Agent)，一种为粒子智能体(Particle Agent, P-Agent)，其代表一个基本粒子，并能够保存该粒子当前的位置信息 $P_{n \times m}^k$ 和速度信息 $V_{n \times m}^k$ 以及该粒子经历过的最优位置信息 $P_{n \times m}^{Rbest}$ ；另一种为全局最优智能体(Best Particle Agent, BP-Agent)，其代表当前全局最优粒子，并能够保存该粒子的最优位置信息 $P_{n \times m}^{Gbest}$ ，粒子编码 $P_{n \times m}^{Gbest}$ 为到目前为止算法所计算出的最优协同空战目标决策方案。

在MPSO算法中，每个P-Agent都代表一个候选目标决策方案，并且具有能够评价该方案有效性的能量值，本文取智能体能量值等于目标决策方案的目标函数值，即 $E(P_{n \times m}^k) = F(P_{n \times m}^k)$ 。那么，整个智能体种群的进化目标为使自身的能量值达

到最小, 智能体可以通过与邻域智能体的合作和竞争交互以及自学习操作, 来不断减小能量值。因此, 本文分别设计了智能体邻域合作算子、变异算子和自学习算子, 并采用粒子群算法的种群更新策略实现多智能体系统的整体进化, 以保证 MPSO 具有更高效的并行搜索能力。

(1) 邻域合作算子

本文采用随机星型拓扑结构来连结所有 P-Agent, 每个 P-Agent 周围存在 n_a 个等距的邻域智能体。P-Agent 通过一定的合作概率 P_c 与其邻域最优智能体进行合作交互, 具体实现方法为随机将 P-Agent 位置信息矩阵 $P_{n \times m}^k$ 中的 n_r 行替换为其邻域最优智能体位置信息矩阵中所对应的元素, 这种操作方式能够保证改变后的位置信息矩阵仍然满足编码规则, 加强了智能体之间的信息交流。

(2) 变异算子

P-Agent 通过一定的变异概率 P_m 进行变异操作, 具体实现方法为随机交换 P-Agent 位置信息矩阵 $P_{n \times m}^k$ 中的任意两列, 改变后的位置信息矩阵仍然满足编码规则, 同时可以补充和修复智能体在进化过程中缺失的部分信息, 增强种群的多样性, 提高算法跳出局部最优的概率。

(3) 自学习算子

为了提高 MPSO 计算效率, 本文只对全局最优智能体 BP-Agent 进行自学习算子计算, 采用模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)对 BP-Agent 所对应的最优位置信息 $P_{n \times m}^{Gbest}$ 进行邻域搜索, 并通过依据粒子编码约束条件随机生成并替换信息矩阵 $P_{n \times m}^{Gbest}$ 中的一行来完成一次搜索过程, 该方式能够利用模拟退火算法的突跳特性减小 MPSO 算法陷入局部极值的概率。

(4) MPSO 进化策略

在智能体个体经过邻域合作算子、变异算子和自学习算子操作后, 多智能体系统会采用 PSO 算法的更新机制来完成整体进化, 如公式 (13)~(15)所示。

$$V_{n \times m}^{k+1} = w^k \cdot V_{n \times m}^k + c_1 \cdot r_1 (P_{n \times m}^{Rbest} - P_{n \times m}^k) + c_2 \cdot r_2 (P_{n \times m}^{Gbest} - P_{n \times m}^k) \quad (13)$$

$$P_{n \times m}^{k+1} = P_{n \times m}^k + V_{n \times m}^{k+1} \quad (14)$$

$$w^k = w_0 - \frac{k}{gen} \cdot e \quad (15)$$

式中: k 为进化代数; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 区间内的随机数, w^k 为具有自适应线性递减性质的惯性权重; w_0 为初始权重; gen 为最大进化代数; e 为衰减因子。

在完成 MPSO 算法的更新进化操作后, 需对不符合粒子编码规则的信息矩阵 $P_{n \times m}^{k+1}$ 的元素进行修订: 如果矩阵元素 $p_{ij} < 0$, 则 $p_{ij} = rand(0,1)$; 如果矩阵元素 $p_{ij} > D_i + 1$, 则 $p_{ij} = \text{mod}(p_{ij}, D_i)$ 。

3 仿真结果与分析

为了验证本文所建立的协同空战目标决策模型和多智能体粒子群算法的有效性, 对一种典型的空战情况进行仿真实验, 假设我方有 4 架战机与敌方 6 架战机进行空中对抗, 且我方 4 架战机分别携带 2、4、4、2 枚导弹, 敌我双方的战场态势如表 1 所示, 主要包括战机的位置和速度信息。

表 1 敌我双方战场态势
Tab. 1 Battlefield situation of both sides

战机编号	X/km	Y/km	Z/km	马赫数
R ₁	20.4	4.9	6.0	1.22
R ₂	28.1	9.5	6.1	1.25
R ₃	31.9	9.5	6.1	1.25
R ₄	39.6	4.9	6.0	1.21
B ₁	21.9	55.8	5.3	1.12
B ₂	27.7	55.7	5.3	1.11
B ₃	29.0	50.2	5.4	1.13
B ₄	33.1	50.2	5.4	1.15
B ₅	34.3	55.7	5.3	1.09
B ₆	40.2	55.6	5.3	1.08

针对上述空战情况, 采用多智能体粒子群算法求解目标决策方案, 多智能体种群规模设为 50, 迭代次数为 80, 则计算所得到的最优粒子编码为:

$$P_{n \times m} = \begin{bmatrix} 1.53 & 1.73 & 0.39 & 0.83 & 0.18 & 0.67 \\ 1.26 & 0.49 & 2.26 & 0.88 & 0.17 & 0.52 \\ 0.31 & 0.06 & 0.40 & 2.61 & 1.31 & 0.95 \\ 0.44 & 0.22 & 0.72 & 0.55 & 1.86 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

对该粒子编码进行向下取整操作，即可得到最优协同空战目标决策方案如图 2 所示。

$$\begin{matrix} & B_1 & B_2 & B_3 & B_4 & B_5 & B_6 \\ R_1 & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ R_2 & \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ R_3 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ R_4 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

图 2 最优目标决策方案
Fig. 2 Best target decision scheme

该最优方案表示 R_1 分别使用 1 枚导弹对 B_1 和 B_2 进行攻击； R_2 使用 1 枚导弹攻击 B_1 ，2 枚导弹攻击 B_3 ； R_3 使用 2 枚导弹攻击 B_4 ，1 枚导弹攻击 B_5 ； R_4 分别使用 1 枚导弹对 B_5 和 B_6 进行攻击。在对敌方目标 B_1 进行攻击时， R_1 的火力攻击优先级更高；在对敌方目标 B_5 进行攻击时， R_4 的火力攻击优先级更高。经过对比验证，该方案符合空战过程的约束条件，可以使敌方机群威胁度和我方作战代价达到最小，说明该方法能够求解得到合理有效的目标决策方案。

为进一步验证多智能体粒子群算法效率，本文分别采用多智能体粒子群算法 MPSO、遗传算法 GA 和基本粒子群算法 PSO 对该算例进行了 50 次仿真实验，将种群规模统一设为 50，迭代次数为 80，所得到的统计结果如表 2 和图 3 所示。

表 2 算法对比结果
Tab. 2 Results of the algorithm comparison

算法类型	达到最优方案次数	平均进化代数	平均计算时间/ms
MPSO	50	28	115
GA	19	53	687
PSO	14	62	521

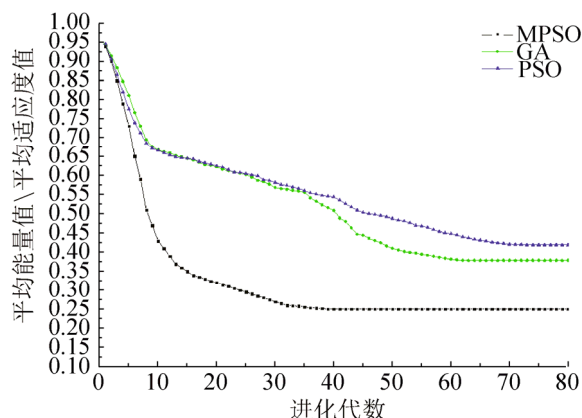


图 3 三种算法仿真结果
Fig. 3 Simulation results of three algorithms

通过分析表 2 可以得到，MPSO 算法在 50 次实验中，每次都能够计算得到最优方案，而 GA 算法和 PSO 算法达到最优方案的次数分别只有 19 次和 14 次，并且 MPSO 算法的平均计算时间为 115 ms，明显小于 GA 算法和 PSO 算法的平均计算时间。通过分析图 3 可以得到，MPSO 算法在种群进化到 28 代左右就能够收敛到最优值，说明 MPSO 算法比 GA 算法和 PSO 算法的收敛速度更快，并且 MPSO 算法计算得到的平均最优能量值明显低于 GA 算法和 PSO 算法计算得到的平均最优适应度值，说明 MPSO 算法具有更好的寻优能力。

4 结论

本文针对复杂多变的空中战场环境，构建了一系列基于空战实际的约束条件和由多种威胁因子加权求和而成的威胁评估函数，建立了一种能够体现火力攻击优先级的协同空战目标决策模型。然后，基于该目标决策模型，提出了一种多智能体粒子群算法来求解目标决策方案，分别设计了智能体邻域合作算子、变异算子和自学习算子，并采用粒子群算法的种群更新策略实现多智能体系统的整体进化，来提高 MPSO 的并行搜索能力。最后，仿真实验表明该方法能够得到合理有效的协同空战目标决策方案，并且具有良好的实时性。

参考文献:

- [1] 肖冰松, 方洋旺, 许蕴山. 编队内协同超视距空战目标分配模型研究[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(7): 1476-1479.
Xiao Bingsong, Fang Yangwang, Xu Yunshan. Research on coordinated formation target assignment model for beyond visual range air combat[J]. SYSTEMS ENGINEERING AND ELECTRONICS, 2010, 32(7): 1476-1479.
- [2] 常一哲, 李战武, 杨海燕. 未来中远距协同空战多目标攻击决策研究[J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(6): 36-40.
Chang Yizhe, Li Zhanwu, Yang Haiyan. A Decision-Making for Multiple Target Attack Based on Characteristic of Future Long-range Cooperative Air Combat [J]. FIRE CONTROL & COMMAND CONTROL, 2015, 40(6): 36-40.
- [3] 罗德林, 段海滨, 吴顺详. 基于启发式蚁群算法的协同多目标攻击空战决策研究[J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1166-1170.
Luo Delin, Duan Haibin, Wu Shunxiang. Research on Air Combat Decision-making for Cooperative Multiple Target Attack Using Heuristic Ant Colony Algorithm[J]. ACTA AERONAUTICA ET ASTRONAUTICA SINICA, 2006, 27(6): 1166-1170.
- [4] 于雷, 任波, 鲁艺. 自适应蚁群算法的多机协同空战目标分配方法[J]. 火力与指挥控制, 2008, 33(6): 49-51.
Yu Lei, Ren Bo, Lu Yi. Research of Target Assignment Problem based on Adaptive Ant-Q System Algorithm[J]. FIRE CONTROL & COMMAND CONTROL, 2008, 33(6): 49-51.
- [5] 李湘清, 孙秀霞, 王栋. 基于遗传算法的UCVA动态任务分配模型及研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(16): 4387-4403.
Li Xiangqing, Sun Xiuxia, Wang Dong. Dynamic UCAV Mission Assignment Using Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(16): 4387-4403.
- [6] 张涛, 于雷, 魏贤智. 改进遗传算法的超视距协同多目标攻击决策[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(5): 137-140.
Zhang Tao, Yu Lei, Wei Xianzhi. Decision-Making for Cooperative Multiple Target Attack Based on Adaptive Pseudo-Parallel Genetic Algorithm[J]. FIRE CONTROL & COMMAND CONTROL, 2013, 38(5): 137-140.
- [7] Luo Delin, Yang Zhong, Duan Haibin. Heuristic particle swarm optimization algorithm for air combat decision-making on CMTA[J]. Trans of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics(S1005-1120), 2006, 23(1): 20-26.
- [8] 李俨, 董玉娜. 基于SA-DPSO混合优化算法的协同空战火力分配[J]. 航空学报, 2010, 31(3): 626-631.
Li Yan, Dong Yuna. Weapon-target Assignment Based on Simulated Annealing and Discrete Particle Swarm Optimization in Cooperative Air Combat[J]. ACTA AERONAUTICA ET ASTRONAUTICA SINICA, 2010, 31(3): 626-631.
- [9] Kenney James, Eberhart Russell. Particle swarm optimization[C]. Proc 6th Int Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995: 1942-1948.
- [10] 陈闯. 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 Min. A Survey on Modeling of Target Allocation for Formation Cooperative Combat[J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(9): 53-58.
- [11] 安超, 李战武, 常一哲. 关于协同空战目标分配效能优化策略仿真[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(11): 40-43.
An Chao, Li Zhanwu, Chang Yizhe. Optimization strategy simulation on target allocation effectiveness of cooperative air combat[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2016, 35(11): 40-43.
- [12] 黄安祥. 现代军机先进仿真技术与工程设计[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006:190-191.
HUANG An-xiang. Advanced simulation technology and engineering design for modern military aircrafts[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006: 190-191.
- [13] 滕鹏, 刘栋, 张斌. 超视距协同空战态势评估方法研究[J]. 电光与控制, 2008, 15(10): 47-50.
Teng Peng, Liu Dong, Zhang Bin. On situation assessment method in beyond-visual-range coordinated air combat[J]. Electronics Optics & Control, 2008, 15(10): 47-50.
- [14] 陈洁钰, 姚佩阳, 王勃. 基于结构熵和IGSO-BP算法的动态威胁评估[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(5): 1076-1083.
Chen Jieyu, Yao Peiyang, Wang Bo. Dynamic threat assessment based on structure entropy and IGSO-BP algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(5): 1076-1083.
- [15] 付跃文, 梁加红, 李猛. 基于多智能体粒子群的快速碰撞检测算法研究[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(8): 1876-1880.
Fu Yuewen, Liang Jiahong, Li Meng. Research on Fast Collision Detection Using Multi-Agent Particle Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(8): 1876-1880.