

基于粒子群优化算法的协同空战导弹目标分配

滕 鹏¹, 张君海², 于 雷¹, 吕慧刚¹

(1. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038; 2. 第二炮兵工程学院, 陕西 西安 710025)

摘要:为了取得协同空战的最佳攻击效果,在协同攻击的过程中进行导弹-目标最优分配是一种有效的解决方法。首先运用作战效能和运筹学理论建立多目标协同攻击的导弹-目标最优分配模型,其次在分析基本粒子群优化算法特点的基础之上提出了一种改进粒子群优化算法,其中的主要改进有3点:惯性权自适应调整、粒子速度与位置自动更新以及优化策略改进。然后将该改进粒子群优化算法应用于协同空战导弹-目标最优分配问题的迭代求解。仿真结果表明所采取的改进策略加快了算法的收敛速度,提高了粒子的局部求解精度与全局寻优能力,并且与基本粒子群算法、遗传算法相比较,该改进粒子群优化算法能够更加快速、有效地求出多目标协同攻击的导弹-目标分配最优解。

关键词:协同空战;多目标攻击;导弹-目标分配;粒子群优化

中图分类号: V247 文献标识码:A 文章编号:1009-3516(2008)05-0024-05

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是由 Eberhart 和 Kennedy 提出的一种基于群智能方法的演化计算技术,源于对鸟群等群体运动行为的研究^[1-2]。PSO 算法易于程序实现,具有良好的收敛性和全局寻优能力,已广泛应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制等领域。随着算法的不断发展和改进,其应用领域已逐渐由原来的连续空间优化问题拓展到离散空间组合优化、智能决策等问题^[3-4]。

在战斗机编队进行多目标协同攻击的过程中,如何合理地进行导弹-目标分配,使导弹组对目标群的整体攻击效果最佳,是一个十分重要的空战决策问题^[5]。协同空战导弹-目标分配问题实质上是非线性 0-1 整数规划问题,此类非线性规划问题的求解难度因具体问题中待优化目标函数的“非线性程度”而异,一般不存在普遍有效的解法^[6-7]。本文首先运用作战效能和运筹学理论建立多目标协同攻击的导弹-目标最优分配模型,然后提出了一种惯性权自适应调整的改进粒子群优化算法,并将其用于协同空战导弹-目标分配问题的优化求解,取得了较好的效果。

1 协同空战导弹-目标最优分配模型

假设在进行协同空战多目标攻击的过程中,由 f 架飞机组成的战斗机编队 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_f\}$, 挂载了 g 组不同类型导弹,所有导弹的总数量为 m ,每枚导弹的编号为 M_i (其中 $i=1, 2, \dots, m$),所要攻击的目标有 n 个,每个目标的编号为 T_j (其中 $j=1, 2, \dots, n$),并且每个目标可被分配多枚导弹,则建立决策矩阵如下:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中,若分配了第 i 枚导弹攻击第 j 个目标,则 $x_{ij} = 1$;否则, $x_{ij} = 0$ 。显然, $\sum_j x_{ij} = 1$ 。

收稿日期:2007-11-06

作者简介:滕 鹏(1981-),男,湖南凤凰人,博士生,主要从事武器系统与运用工程研究。
E-mail:tengpengatp2005@163.com

用 w_j 表示第 j 个目标的权重(其中 $j = 1, 2, \dots, n$), 权重值取决于目标的价值系数、威胁程度等因素, 则目标权重矩阵为

$$\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_n] \quad (2)$$

假设每次攻击均为相互独立的随机事件并且目标被毁伤只与一次攻击命中有关(即无损伤积累), 可得毁伤概率矩阵为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ p_{m1} & \cdots & p_{mn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, p_{ij} 为第 i 枚导弹对第 j 个目标的单发命中概率。从而, 目标 j 毁伤的概率为 $P_j = 1 - \prod_{i=1}^m (1 - p_{ij})^{x_{ij}}$ 。用 E 表示全部导弹对所有目标的毁伤期望值, E 越大表示导弹组对目标群的整体打击效果越佳, 定义其为最优化的目标函数, 则可推导出导弹 - 目标最优分配模型为

$$\begin{aligned} E_{\max} &= \max \sum_{j=1}^n w_j [1 - \prod_{i=1}^m (1 - p_{ij})^{x_{ij}}] \\ \text{s. t. } x_{ij} &= \{0, 1\}, \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} &= 1, \\ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} &= m \end{aligned} \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

上述模型的实质为具有非线性目标函数和线性约束条件的非线性 0-1 整数规划问题, 求解模型的方法很多: 匈牙利算法适用于数目较小的规划问题, 当模型规模较大时其解算则较为复杂; Kuttar 提出的序列算法^[8], 收敛速度很慢; Castanon 提出用非线性网络流程求准最优解的算法, 结果会产生较大的误差; Wacholk er E 提出了一种神经网络解法^[9], 但有时得不到稳定解; 文献[10]用遗传方法解决了此类问题, 但是收敛速度仍然不够快。为了满足机载火控计算机的实时性要求, 需要一种能够快速、有效地寻找到最优解或者次优解的求解算法, 本文尝试采用改进的 PSO 算法对该模型进行迭代求解。

2 改进粒子群优化算法设计

2.1 基本粒子群优化算法

基本粒子群优化算法如下^[1-4]: 假设在 n 维搜索空间中, $\mathbf{S} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_m\}$ 是由 m 个代表问题可行解的粒子组成的一个种群。第 i 个粒子在 n 维解空间中的位置表示为向量 $\mathbf{X}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$; 将 \mathbf{X}_i 代入一个与求解问题相关的待优化目标函数可以计算出相应的适应值 pf_i ($i = 1, 2, \dots, n$) ; 第 i 个粒子的速度 $\mathbf{V}_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}$ 决定其飞行的方向和距离。 $\mathbf{P}_i^k = \{p_{i1}^k, p_{i2}^k, \dots, p_{in}^k\}$ 为第 i 个粒子迄今自身搜索到的最好位置, 所谓的好是指计算得到的适应值为最大值, 并记其为 $pfbest_i^k$; $\mathbf{P}_g^k = \{p_{g1}^k, p_{g2}^k, \dots, p_{gn}^k\}$ 表示整个种群迄今搜索到的最好位置, 并记相应的粒子编号为 g , 该粒子取得了整个种群迄今最大适应值 $gfbest^k = \max_i pfbest_i^k$ ($i = 1, 2, \dots, m$)。粒子群的初始位置和速度随机产生, 然后在找到个体和种群的两个最优位置之后, 粒子根据如下迭代公式来更新各自的速度和位置:

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = w\mathbf{V}_i^k + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i^k - \mathbf{X}_i^k) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_g^k - \mathbf{X}_i^k) \quad (5a)$$

$$\mathbf{X}_i^{k+1} = \mathbf{X}_i^k + \mathbf{V}_i^{k+1} \quad (5b)$$

式中: w 为惯性权重, 使粒子具有扩展搜索空间的趋势, 一般取介于(0, 1)之间的正常数, w 较大时表示对解空间进行大范围搜索, w 较小时适于小范围搜索; c_1, c_2 为正常数, 称为学习因子, 分别用于调整粒子的自身经验与种群经验在其运动中所起的作用; r_1, r_2 为介于(0, 1)之间的随机数。

在优化过程中 X_i^k 、 V_i^k 被限制在合理的区域中; k 为迭代次数, 迭代中止条件根据具体问题一般选为最大迭代次数或粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足预定最小适应阈值。粒子在解空间中的迭代移动趋势如图 1 所示。通过迭代, 粒子会逐渐聚集在理想解周围。

2.2 算法改进与设计

为加快算法的收敛速度, 提高粒子的局部求解精度, 增强粒子的全局搜索能力, 对基本 PSO 算法做了 3 点改进。改进后的 PSO 算法流程如图 2 所示。

1) 惯性权的自适应调整。若大范围内搜索全局最优解, 为保证解的全局最优就要求 w 较大; 而要保证算法具有一定的收敛速度和解的精度则要求 w 尽量小。本文用各个粒子的适应值和种群最优适应值作比较, 决定各自的惯性权 w_i :

$$w_i = \begin{cases} \exp\left(-\frac{gfbest - pf_i}{\delta}c\right) & pf_i \in U(gfbest, \delta) \\ b > 1 & pf_i \notin U(gfbest, \delta) \end{cases} \quad (6)$$

先设定一个阀值 δ , 当粒子与最好粒子的距离近到一定程度时, 即当 pf_i 进入 $gfbest$ 的邻域 $U(gfbest, \delta)$ 时, 这时该粒子的功能应该是收敛于最优解, 从而提高解的精度; 否则, 赋予粒子的功能是继续全局寻优, δ, b, c 根据优化范围确定。从上面分析可知, $U(gfbest, \delta)$ 是算法的主要功能收敛区域。这种方法将粒子功能分类, 赋予单个粒子惯性权自调整能力, 有利于全局收敛和优化解的精度。

2) 粒子速度与位置的限制。本文对超出最大值的速度分量在允许范围内随机赋值, 同样对超出最大值的位置分量也在允许范围内随机赋值, 这样有利于扩大搜索范围。对种群最优粒子速度的处理也采取随机的重新赋值, 避免了 $U(gfbest, \delta)$ 领域内收敛粒子的堆积, 同时也有利于探索新的解空间。

3) 优化策略的改进。任何算法都不能保证一定全局最优。为了能跳出局部极点, 当迭代一定次数后, 如果适应值没有进一步提高, 则保留最优粒子, 而对其他粒子位置和速度重新初始化。保存最优粒子位置保证了寻优的收敛速度和解的最优性, 重新初始化其它粒子位置和速度则增加寻找全局最优解的机会。

3 算例仿真

空战态势如图 3 所示, 战斗机编队以及导弹挂载见表 1, 毁伤概率矩阵为 P , 目标权重矩阵为 W 。

$$P = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.6 & 0.6 & 0.7 & 0.7 & 0.8 & 0.3 & 0.3 & 0.5 & 0.5 \\ 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.8 & 0.8 & 0.9 & 0.5 & 0.5 & 0.7 & 0.7 \\ 0.4 & 0.4 & 0.4 & 0.5 & 0.5 & 0.6 & 0.4 & 0.4 & 0.6 & 0.6 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.6 & 0.6 & 0.7 & 0.6 & 0.6 & 0.7 & 0.7 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.35 & 0.35 & 0.5 & 0.45 & 0.45 & 0.55 & 0.55 \end{bmatrix}^T, W = [0.6 \ 1 \ 0.6 \ 0.8 \ 0.4]$$

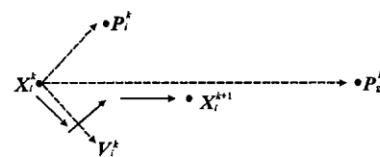


图 1 3 种运动加权组合构成粒子迭代移动趋势

Fig. 1 Weighted combination of three possible moves

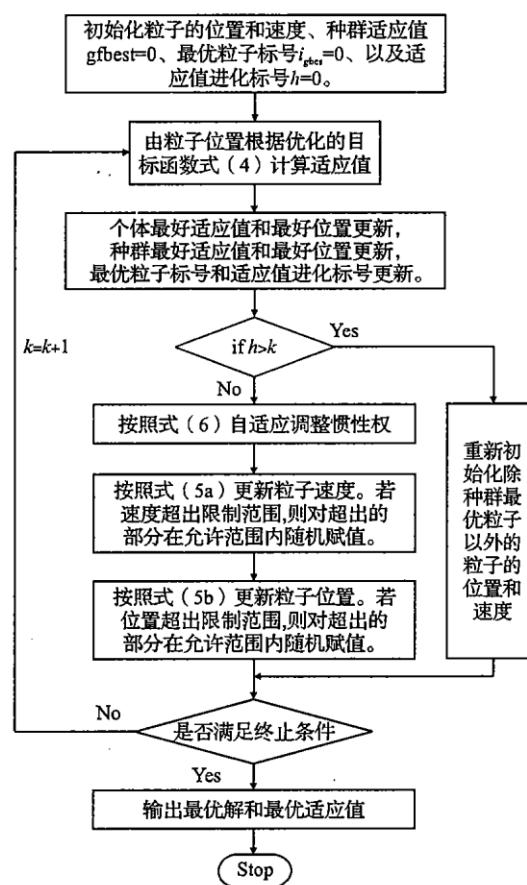


图 2 IPSO 算法流程图

Fig. 2 The flow chart of the IPSO algorithm

取粒子数量为 25 个,每个粒子代表一种导弹 - 目标分配方案,显然粒子群搜索的解空间是一个 $10 \times 5 = 50$ 维的离散 0 - 1 空间。粒子适应值函数取为导弹 - 目标分配方案(即粒子位置)相应的目标群毁伤期望 $pf = E$ 。应用改进粒子群优化算法进行迭代优化,得到协同空战导弹 - 目标最优分配问题最优解矩阵 X 为

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 10 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

所得多目标协同攻击的导弹 - 目标最优分配方案如图 3 所示,其相应的目标群毁伤效能指标值(即种群最大适应值) $E_{\max} = g_{\text{best}} = 2.931$ 。

同时,为了证明改进算法的有效性,将 IPSO 算法与基本 PSO 算法以及遗传算法(GA)进行比较。3 种智能算法的最优迭代过程如图 4 所示。其中,基本 PSO 算法取粒子数为 25, $w = 0.9, c_1 = c_2 = 2$; 在遗传算法中取 $P_{\text{size}} = 25, P_c = 0.9, P_m = 0.2$ 。3 种算法对算例各进行 20 次仿真试验,每次迭代运算均为 50 代终止。比较可知,IPSO 算法不但能够迅速收敛至全局最优解,而且所需时间也最短;基本 PSO 算法在迭代开始的时候收敛速度很快,但其在迭代过程中容易陷入局部最优解;遗传算法的寻优能力最差,无论是收敛速度,还是全局寻优能力。

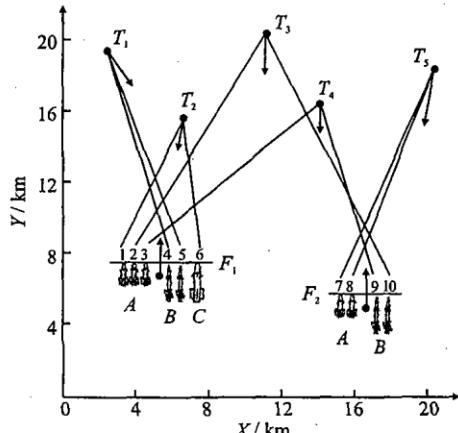


图 3 空战态势及其相应的导弹 - 目标分配

Fig. 3 Air combat situation and MTA solution

表 1 战斗机编队及其导弹挂载表
Tab. 1 Flights and missiles table

战斗机 编 号	导弹类型与编号			目标 编 号
	A	B	C	
F_1	$M_{1,2,3}$	$M_{4,5}$	M_6	$T_1 - T_5$
F_2	$M_{7,8}$	$M_{9,10}$		$T_1 - T_5$

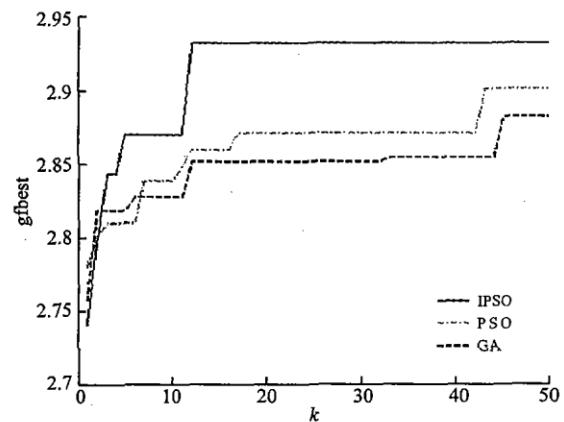


图 4 3 种智能算法的最优迭代过程比较

Fig. 4 Comparison of the best iterative processes of three intelligent algorithms

4 结束语

本文运用作战效能和运筹学理论建立了多目标协同攻击的导弹 - 目标最优分配模型,然后通过理论分析提出了一种惯性权自适应调整的改进粒子群优化算法。该改进算法措施简单,效果显著,不仅加快了算法的收敛速度,同时还提高了粒子的局部求解精度与全局寻优能力。将该算法应用于求解协同空战导弹 - 目标最优分配模型,作为 PSO 算法求解离散空间优化问题的一个尝试,仿真结果表明该算法能够快速、有效地求出多目标协同攻击导弹 - 目标分配的最优解。

参考文献:

- [1] Eberhart R C, Kennedy J A. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory: Proc IEEE The Sixth Int Symposium on Micromachine and Human Science[C]. Nagoya:[s. n.], 1995:39 - 43.

- [2] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization; Proc IEEE Int Conf on Neural Networks [C]. Perth: [s. n.], 1995 : 1942 - 1948.
- [3] Salman A, Ahmad I, Almadani S. Particle Swarm Optimization for Task Assignment Problem [J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26(8) : 363 - 371.
- [4] 高 尚, 杨静宇. 武器 - 目标分配问题的粒子群优化算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(7) : 1250 - 1253.
GAO Shang, YANG Jingyu. Solving Weapon - target Assignment Problem by Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(7) : 1250 - 1253. (in Chinese)
- [5] Luo Delin, Yang Zhong, Duan Haibin, et al. Heuristic Particle Swarm Optimization Algorithm for Air Combat Decision - making on CMTA [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2006, 23(1) : 20 - 26.
- [6] 任继业, 陈 明, 张小水. 基于概率的兵力部署模型 [J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2007, 8(5) : 45 - 47.
REN Jiye, CHEN Ming, ZHANG Xiaoshui. A Research on the Strategy Stochastic Force Disposition Model Based on Probability [J]. Journal of Air Force Engineering University; Natural Science Edition, 2007, 8(5) : 45 - 47. (in Chinese)
- [7] 张最良, 李长生, 赵文志, 等. 军事运筹学 [M]. 北京: 军事科学出版社, 1993.
ZHANG Zuiliang, LI Changsheng, ZHAO Wenzhi, et al. Military Operational Research [M]. Beijing: Military Science Press, 1993. (in Chinese)
- [8] Lyod S P. An Algorithm for the Weapon Target Assignment Problem [J]. Defence Technique, 1991, 52 : 45 - 56.
- [9] 朱齐丹, 胡绍勇, 宋福香, 等. 解武器 - 目标分配问题的神经网络方法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 1997, 18(3) : 36 - 41.
ZHU Qidan, HU Shaoyong, SONG Fuxiang, et al. A Neural Network Algorithm of Solving WTA Problem [J]. Journal of Harbin Engineering University, 1997, 18(3) : 36 - 41. (in Chinese)
- [10] 曹奇英, 何张兵. WTA 问题的遗传算法研究 [J]. 控制理论与应用, 2001, 18(1) : 76 - 79.
CAO Qiying, HE Zhangbing. A Genetic Algorithm of Solving WTA Problem [J]. Control Theory & Application, 2001, 18(1) : 76 - 79. (in Chinese)

(编辑:田新华)

Missile - target Optimal Assignment of Air Combat in Coordination Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

TENG Peng¹, ZHANG Jun - hai², YU Lei¹, LÜ Hui - gang¹

(1. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. The Second Artillery Engineering Institute, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to achieve an optimal attack effect during the air combat in coordination, missile - target optimal assignment is an effective method in the process of attack in coordination. On the theoretical basis of operational efficiency and operational research, a missile - target optimal assignment mathematical model for multi - target attack in coordination is established. Then, based on the analysis of the basic particle swarm optimization (PSO) algorithm, an improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm is proposed, and there are three improvements: 1. Adaptive adjustment of inertia weight; 2. Amelioration of particle velocity and position; 3. Betterment of optimization strategy. And this algorithm is applied in solving the missile - target optimal assignment problem of coordination air combat (MTACAC). The simulation result indicates that those advantageous improvements can expedite the convergence speed of the PSO algorithm and improve its local and global search ability. The IPSO algorithm, compared with the basic PSO algorithm and the genetic algorithm (GA), is better in finding the optimum assignment solution more quickly and effectively for the multi - target attack in coordination.

Key words: air combat in coordination; multi - target attack; missile - target assignment; particle swarm optimization