

行搜索,使算法在提高速度的同时不会轻易陷入局部最优解。

2.3.3 算法流程

混合共轭梯度法的 MOEA/D 算法流程如下所示:

- 步骤 1 种群初始化;
- 步骤 2 个体间邻居选择;
- 步骤 3 适应度值计算,选取种群中心个体 a_0 ;
- 步骤 4 生成初始搜索点集合,对集合 a_0^i 使用共轭梯度法进行搜索,在达到迭代精度或次数后,得到搜索结果集合 a_n^i ;
- 步骤 5 将 a_n^i 生成新的个体并计算适应度值,用新个体将种群中适应度值最低的个体替换;
- 步骤 6 邻居互优化,生成新个体;
- 步骤 7 种群更新,判断循环是否结束,若未结束,转至步骤 2 继续循环,直至循环结束。

3 仿真结果与分析

在 CPU 酷睿 i7、主频 2.40 GHZ、RAM 8.0 GB、操作系统 win10、MATLAB 2014a 环境下对模型进行仿真实验。

3.1 仿真参数设置

设置算法种群数为 150,邻居规模 30,最大迭代次数为 400。预打击目标 $n=5$,飞行器一波次最多可投放 8 个火力单元,火力单元类型 $M=4$ 。各型火力单元携带数量为: $M_1=8, M_2=4, M_3=6, M_4=6$,武器价值为: $c_1=0.5, c_2=1, c_3=0.7, c_4=0.7$ 。对目标毁伤概率 P_{ij} 、目标威胁值 w_j 见表 2,目标价值对比评价见表 3。

表 2 目标威胁与毁伤概率表

Tab.2 Target Threat and Damage Probability

目标	w_j	M_1	M_2	M_3	M_4
T_1	1.5	0.65	0.90	0.8	0.6
T_2	5.0	0.50	0.60	0.8	0.5
T_3	3.0	0.75	0.90	0.7	0.8
T_4	1.5	0.80	0.50	0.7	0.4
T_5	10.0	0.40	0.85	0.5	0.7

表 3 目标价值对比评价表

Tab.3 Target value comparison evaluation form

目标	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5
T_1	1	1/3	1/3	1	1/5
T_2	3	1	1	3	1/3
T_3	3	1	1	3	1/3
T_4	1	1/3	1/3	1	1/5
T_5	5	3	3	5	1

根据层次分析法求得目标价值权重: $v_1=0.08, v_2=0.19, v_3=0.19, v_4=0.08, v_5=0.46$ 。

3.2 仿真结果分析

3.2.1 pareto 前端图分析

对模型分别使用 MOEA/D 算法和混合共轭梯度法的 MOEA/D 算法对第一波次 S(1)进行规划,在使用传统 MOEA/D 算法的仿真实验中,算法在 200 代时 Pareto 曲线已趋于稳定不再变化,收敛稳定,用时 22 s。使用混合的 MOEA/D 算法对目标求解,算法在 80 代收收敛稳定,用时 14 s。2 种方法的 pareto 前端图见图 2、图 3。

分析图 2、图 3,混合共轭梯度法的 MOEA/D 算法相对传统的 MOEA/D 算法 Pareto 曲线更加光滑,并且在图 3 没有像图 2 出现曲线中断的现象,曲线连续性较好。综上分析,改进的 MOEA/D 算法在收敛性、速度、解的分布多样性上都得到了一定提高。

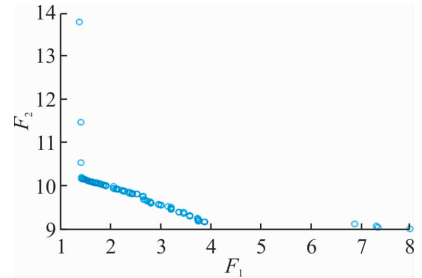


图 2 传统 MOEA/D 算法 Pareto 前端图

Fig.2 Pareto front-end diagram of traditional MOEA/D algorithm

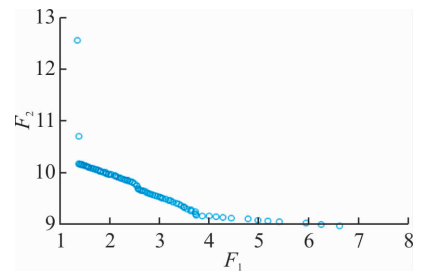


图 3 混合算法 Pareto 前端图

Fig.3 Pareto front end of mixed algorithm

3.2.2 火力分配结果分析

第 1 波次火力分配结果见表 4。

表 4 S(1)火力分配结果

Tab.4 S(1) fire distribution results

目标	M_1	M_2	M_3	M_4
T_1	0	0	1	0
T_2	1	0	1	0
T_3	1	0	0	1
T_4	1	0	0	0
T_5	0	1	0	1

根据第 1 波次火力分配计算目标被摧毁概率: $P_1(1)=0.8, P_2(1)=0.9, P_3(1)=0.95, P_4(1)=$

0.8, $P_5(1)=0.95$ 。假设摧毁概率超过95%的目标被摧毁,更新目标参数进行 $S(2)$ 、 $S(3)$,火力分配结果见表5、表6。

表5 $S(2)$ 火力分配结果Tab.5 $S(2)$ fire distribution results

目标	M_1	M_2	M_3	M_4
T_1	1	0	1	0
T_2	0	0	1	2
T_4	2	0	1	0

$P_1(2)=0.93, P_2(2)=0.95, P_4(2)=0.98$ 。

表6 $S(3)$ 火力分配结果Tab.6 $S(3)$ fire distribution results

目标	M_1	M_2	M_3	M_4
T_1	2	1	1	0

$P_1(3)=0.997$ 。

从表中可看出模型对目标进行了有效的火力分配,且根据目标的价值与威胁、使用武器的花费价值,对上一波次未摧毁的高威胁、高价值的“重点目标”着重打击。

4 结语

本文运用改进的分解多目标进化算法解决了在多波次打击下的动态火力分配问题。相比传统火力分配模型,还考虑了目标价值、目标威胁、火力单元价值等要素,更加贴近实战。

参考文献(References):

- [1] 张滢,杨任农,左家亮,等.改进分解进化算法求解动态火力分配多目标优化模型[J].兵工学报,2015,36(8),1533-1540.
ZHANG Y, YANG R N, ZUO J L, et al. Improved Decomposition-Based Evolutionary Algorithm for Multi-Objective Optimization Model of Dynamic Weapon-Target assignment [J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(8), 1533-1540. (in Chinese)
- [2] BAYRAK A E, POLAT F. Employment of an Evolutionary Heuristic to Solve the Target Allocation Problem Efficiently [J]. Information Sciences, 2013, 222: 675-695.
- [3] XIN B, CHEN J, ZHANG J, et al. Efficient Decision Makings for Dynamic Weapon-Target Assignment by Virtual Permutation and Tabu Search Heuristics [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2010, 40(6): 649-662.
- [4] XIN B, CHEN J, PENG Z H, et al. An Efficient Rule-Base Constructive Heuristic to Solve Dynamic Weapon-Target Assignment Problem [J]. IEEE Transactions

on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2011, 41(3): 598-606.

- [5] HOSEIN P A, ATHANS M. Some Analytical Results for the Dynamic Weapon-Target Allocation Problem, LIPS-P-1944[R]. Cambridge, UK: MIT, 1990.
- [6] HAVENS M E. Dynamic Allocation of Fire and Sensors [D]. Monterey, CA, US: Naval Postgraduate School, 2002.
- [7] 谭艳艳. 几种改进的分解类多目标进化算法及其应用 [D]. 西安:西安电子科技大学, 2013.
TAN Y Y. Several Improved Decomposition-based Multi-objective Evolutionary Algorithms and Their Applications [D]. Xi'an: Xidian University, 2013. (in Chinese)
- [8] ZHANG Y, YANG R N, ZUO J L, et al. Enhancing MOEA/D with Uniform Population Initialization, Weight Vector Design and Adjustment Using Uniform Design [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(5): 1010-1022.
- [9] 丁大维. 基于分解的多目标进化算(MEA/D)在天线优化设计中的应用研究 [D]. 镇江:江苏大学, 2012.
DING D W, Research on the Application of Decomposition Based Multi-Objective Evolutionary Algorithm (MEA/D) in Antenna Optimization Design [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2012. (in Chinese)
- [10] 洪玲,莫利柳. 一个新的全局收敛的共轭梯度法 [J]. 运筹学学报, 2009, 13(1): 95-106.
HONG L, MO L L. A New Conjugate Gradient Method of Global Convergence [J]. OR Transactions, 2009, 13(1): 95-106. (in Chinese)
- [11] 吴锋,李秀梅,朱旭辉,等. 最速下降法的若干重要改进 [J]. 广西大学学报(自然科学版), 2010, 35(4): 596-600.
WU F, LI X M, ZHU X H, et al. Some Important Improvement for the Gradient Method [J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2010, 35(4): 596-600. (in Chinese)
- [12] 薛毅. 最优化原理与方法 [M]. 北京:北京工业大学出版社, 2008.
XUE Y. Principle and Method of Optimization [M]. Beijing: Beijing University of Technology Press, 2008. (in Chinese)
- [13] GEN M, CHENG R W. Genetic Algorithm and Engineering Design [M]. New York: John Wiley & Sons, 1997.
- [14] 李炯城,王阳洋,李桂愉,等. 快速收敛的混合遗传算法 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(2): 686-689, 699.
LI J, WANG Y Y, LI G Y, et al. Fast Convergence of Hybrid Genetic Algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(2), 686-689, 699. (in Chinese)

改进分解进化算法的飞行器动态火力分配

钟 鸣¹, 吴 军¹, 杨任农¹, 张 欢¹, 刘 涛²

(1. 空军工程大学空管领航学院, 西安, 710051; 2. 95430 部队, 成都, 610000)

摘要 为解决飞行器在一次性投放火力有限的情况下,如何动态分配多波次火力问题。将目标价值、目标威胁与火力分配相联系,建立动态火力分配多目标优化模型(DWTA)。在 DWTA 模型下包括数个子火力分配模型(SWTA),下一波次的 SWTA 由上一波次 SWTA 的打击效果作为输入来进行更新。改进了混合共轭梯度法的多目标分解进化算法(MOEA/D),提出加入高斯扰动来生成初始搜索点集合,并运用共轭梯度法进行搜索。运用算法对模型进行求解,仿真实验表明,算法在保留 MOEA/D 算法优点的同时,相比传统 MOEA/D 算法求解模型用时 22 s,改进 MOEA/D 算法仅用 14 s,提高了算法的收敛速度,并完成了对多波次火力的动态分配。

关键词 动态火力分配;分解多目标优算法;共轭梯度算法;高斯扰动;

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.05.002

中图分类号 V247 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)05-0007-05

A Dynamic Fire Distribution of Aircraft Based on Improved Decomposition Evolutionary Algorithm

ZHONG Ming¹, WU Jun¹, YANG Rennong¹, ZHANG Huan¹, LIU Tao²

(1. Air Traffic Control and Navigation college, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;
2. Unit 95430, Chengdu 610000, China)

Abstract: In view of solving how to dynamically allocate multi-wave firepower for aircraft under limitation condition of fire one-kick releasing, this paper establishes a dynamic fire distribution multi-objective optimization model (DWTA) based on the linking up with the target value, target threat, and fire distribution. A number of sub-firepower distribution models (SWTA) are included under the DWTA model, and the SWTA of the next wave is updated by the hitting effect of the previous wave SWTA as an input. The multi-object decomposition evolutionary algorithm (MOEA/D) of the hybrid conjugate gradient method is improved. Gaussian disturbance is added to generate the initial search point set, and the conjugate gradient method is used to search. The algorithm is used to solve the model. The simulation experiments show that the convergence speed of the algorithm is improved under condition of retaining the advantages of the MOEA/D algorithm. Compared with the traditional MOEA/D algorithm. time is 22 s by using the traditional MOEA/D algorithm and only 14 s by using the modified MOEA/D algorithm, completing the dynamic allocation of multi-wave firepower.

Key words: dynamic fire distribution;decomposition multi-objective optimization algorithm;conjugate gra-

收稿日期: 2018-06-13

作者简介: 钟 鸣(1993-),男,山东诸城人,硕士生,主要从事武器系统作战规划与训练评估研究。E-mail: 707469602@qq.com

引用格式: 钟鸣,吴军,杨任农,等.改进分解进化算法的飞行器动态火力分配[J].空军工程大学学报(自然科学版),2018,19(5):7-11.
ZHONG Ming, WU Jun, YANG Rennong, et al. A Dynamic Fire Distribution of Aircraft Based on Improved Decomposition Evolutionary Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(5): 7-11.

dient algorithm; Gauss perturbation

火力分配(WTA)是考虑作战目的、目标特性、武器性能等要素,将武器合理分配打击特定目标的过程^[1]。WTA是战场规划中的一个重要环节,是决定着作战效果的重要因素^[2],主要包括静态火力分配SWTA和动态火力分配DWTA。传统SWTA与时间无关,只针对一次攻击进行一次分配。但在实战中,战场情势瞬息万变,只进行一次火力分配难以满足要求,故需根据变换的战场情况对目标进行DWTA。

DWTA是一个多打击波次分配模型,由数个波次SWTA组成,下一波次的决策根据前阶段攻击结果对目标参数进行调整并重新分配^[1]。对DWTA的研究近几年提出了基于目标的DWTA模型^[3-4]和基于资产的DWTA模型^[5-7]。本文提出的DWTA模型,综合考虑目标价值、威胁、武器成本等因素,使模型更加贴近实战状态。将威胁与时间相联系,即未被摧毁的高威胁目标会随着时间增长而威胁增大,为保证飞行器的安全,应重点打击这些高威胁目标。

1 问题建模

1.1 DWTA模型分析

实战中由于技术限制,飞行器无法一波次将所携带火力单元全部投放,且一次性将所有火力单元全部投放容易造成目标虽已摧毁但仍继续进行火力分配,而未摧毁的目标却未得到有效打击,故应根据战场实时情况对火力进行多波次分配。

针对以上情况,本文提出了基于传统WTA模型的多波次火力分配模型DWTA(简记为D):

$$D = \sum_{i=1}^s S \quad (1)$$

D模型由数个SWTA过程组成(简记为S),根据上一波次的攻击效果与战场威胁、目标价值等因素更新模型的输入量,并输入到S模型中,产生新一波次的火力分配方案,模型见图1。

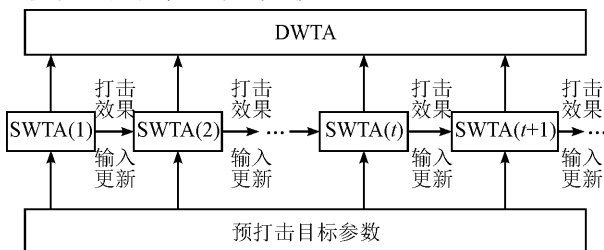


图1 火力分配流程图

Fig. 1 Firepower distribution flow chart

1.2 预打击目标分析

设预打击目标数量为 n ,目标价值为 $v_i (i=1, 2, \dots, n)$,运用层次分析法来确定各目标价值的权重。层次分析法运用构造各指标的判断矩阵,并求出其对应的特征向量,在归一化后,即可得出某一指标对另一指标的相对权重。设1为不重要,3为同等,5为重要,7为极为重要,位于各评分之间则取2、4、6表示,运用专家评比得出表1。

表1 目标对比评价表

Tab. 1 Target comparison evaluation form

轰炸目标	目标 1	目标 2	...	目标 n
目标 1	V_{11}	V_{12}	...	V_{1n}
目标 2	V_{21}	V_{22}	...	V_{2n}
...
目标 n	V_{n1}	V_{n2}	...	V_{nm}

将目标价值评价表转化为 $n \times n$ 的矩阵, \bar{v}_i 为矩阵中每行元素的乘积的 $1/n$ 次方:

$$\bar{v}_i = \prod_{j=1}^n (v_{ij})^{1/n} \quad (2)$$

则目标权重 v_i 为:

$$v_i = \bar{v}_i / \sum_{i=1}^n \bar{v}_i \quad (3)$$

目标威胁为 $w_i (i=1, 2, \dots, n)$,若目标在本波次打击中未被摧毁,则飞行器下波次投放火力时仍会受到威胁,故未被摧毁目标的威胁会随着攻击波次的增加而增加。则第 t 波次目标 i 的威胁值为:

$$w_i(t) = 2^{t-1} w_i \quad (4)$$

1.3 SWTA优化模型建立

设共有 m 型武器,飞行器一波次的火力投放上限为 M ,预打击目标数量为 n , p_{ij} 为 i 型武器对目标 j 的毁伤概率, $P_{ij}(t) \in [0, 1]$ 表示在第 t 波次攻击中,第 i 型火力单元对目标 j 毁伤概率:

$$P_{ij}(t) = 1 - (1 - P_{ij})^{x_{ij}} \quad (5)$$

式中: x_{ij} 为决策变量,表示在 t 波次中 i 型火力单元攻击目标 j 的数量,且满足 $x_{ij} \in [0, X_i(t)]$,其中 $X_i(t)$ 为 i 型火力单元在 t 波次可用数量。在 t 波次所有火力单元对目标 j 的毁伤概率为:

$$P_j(t) = 1 - \prod_{i=1}^m ((1 - P_{ij})^{x_{ij}}) \quad (6)$$

构建目标毁伤概率目标函数 $F_1(t)$:

$$F_1(t) = \sum_{j=1}^n (v_j (1 - \prod_{i=1}^m (1 - P_{ij})^{x_{ij}})) \quad (7)$$

构建目标威胁目标函数 $F_2(t)$:

$$F_2(t) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (1 - \frac{\omega_j(t)(1 - P_j(t))}{c_i}) \quad (8)$$

式中: $F_2(t)$ 为目标被摧毁的概率越大, 目标威胁越小, 且随着波次增长, 未被摧毁的目标威胁越来越大; $c_i \in N$ 为使用火力单元花费价值, 在摧毁目标前提下, 使用的火力单元花费价值越小越好。

建立第 t 波次火力分配优化模型 $S(t)$ 如下:

$$\begin{cases} \max F_1(t) \\ \max F_2(t) \\ x_{ij} \in [0, X_i(t)] \\ P_{ij}(t) \in [0, 1] \end{cases} \quad (9)$$

1.4 DWTA 优化模型建立

DWTA 模型是在 SWTA 模型的基础上构成, 相对于 $S(t)$ 模型只考虑一个波次, DWTA 模型中随着攻击波次 t 的变化, 各型火力单元的数量、打击目标状态, 目标威胁等因素随之变化。

t 波次攻击结束后, 根据战场反馈对目标参数重新设置, 若目标 j 被摧毁, 则目标价值 $v_j = 0$, 目标威胁 $\omega_j = 0$ 。更新目标参数 $v_j(t+1)$ 、 $\omega_j(t+1)$ 、 $P_j(t+1)$, 建立第 $t+1$ 波次火力模型 $S(t+1)$ 。

2 混合共轭梯度法的 MOEA/D 算法

2.1 MOEA/D 算法

相较于其他种类的进化算法, MOEA/D 算法的核心策略是将多目标的优化问题分解为单个目标优化问题, 然后再对分解后的单目标问题执行计算^[7]。与 MOGLS 和 NSGA-II 等进化算法相比, 其子问题间可协同进化, 无需重复优化子问题, 提高计算效率^[8-9]。但由于其编码长度大和需要较大的种群规模, 算法收敛速度相对较慢, 距离实时规划的速度要求还有一定差距。

2.2 共轭梯度法

共轭梯度法^[10]是在最速下降法^[11]和牛顿法^[12]基础上提出解决优化问题的确定性算法。算法所需存储量小, 稳定性高, 与牛顿法相比, 不需要计算 Hesse 矩阵, 且具有优良的二次终止性, 但算法在求解最优化问题时易陷入局部最优解。

算法流程为:

步骤 1 设置算法精度 ϵ , $k=1$, 选取搜索初始点 $x^{(1)}$;

步骤 2 设置算法终止条件, 判断 $\|\nabla f(x^{(k)})\| \leq \epsilon$, 若成立, 算法终止, 否则:

$$d^{(k)} = -\nabla f(x^{(k)}) + \beta_{k-1} d^{(k-1)} \quad (10)$$

其中:

$$\beta_{k-1} = \begin{cases} 0, & k=1 \\ \frac{\|\nabla f(x^{(k)})\|^2}{\|\nabla f(x^{(k-1)})\|^2}, & k>1 \end{cases} \quad (11)$$

步骤 3 进行一维搜索, 求解 a_k 满足 $\varphi(a) = f(x^{(k)} + ad^{(k)})$, 设置 $x^{(k+1)} = x^{(k)} + a_k d^{(k)}$

步骤 4 设置 $k=k+1$, 转步骤 2。

2.3 混合进化算法构建

2.3.1 混合进化算法分析

对于求解多波次火力分配模型 DWTA, 不仅要求保证算法解的最优化以外, 由于各个波次火力分配模型需根据战场反馈进行实时规划, 且时间窗口较短, 还对算法的收敛速度也有较高的要求。

根据以上 2 种算法各自的特性, 结合 MOEA/D 算法全局收敛性好和共轭梯度法收敛速度快的优点, 提出基于共轭梯度法的 MOEA/D 算法。

目前, 有研究将共轭梯度法融入到进化算法中, 如文献[13]提出将共轭梯度法作为搜索算子, 提高算法寻优速度, 对种群中所有的个体运用共轭梯度法进行搜索, 导致算法运算量太大而丧失速度优势。文献[14]为减小计算量, 将种群中心个体(种群均值个体)作为初始搜索点, 此方法虽提高算法效率, 但在大种群情况下, 单个中心个体未能代表整个种群, 容易陷入局部最优解。

2.3.2 加入高斯扰动的初始搜索点选择

高斯扰动是指满足正态分布的随机扰动。本文提出将高斯扰动加入对初始搜索点的选择中, 并适当提高搜索点数量, 在保证算法速度的情况下提高算法全局搜索能力。

设种群规模为 m , 种群中单个个体记为 $a_i \in R$, ($i=1, 2, \dots, m$), 将个体带入目标函数计算个体适应度值, 则种群中心个体 a_0 为种群中个体适应度平均值:

$$a_0 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i \quad (12)$$

在统计学中, 当数据规模越大, 数据分布越接近正态分布, 则在大种群条件下, 种群分布可看做是正态分布。设种群为满足 $(a_0, \sigma)^2$ 的正态分布, 由于 a_0 为种群个体平均值, 则 $\mu = a_0$, 根据方差公式可得 σ^2 :

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_i - a_0)^2 \quad (13)$$

在种群中心个体 a_0 上添加满足 (a_0, σ^2) 的高斯扰动并生成初始搜索点 a_0^i :

$$a_0^i = a_0 + \text{gauss}(a_0, \sigma^2) \quad (14)$$

循环 10 次生成初始搜索点集合 $\{a_0^i\}$, ($i=1, 2, \dots, 10$)。如此取得的集合 $\{a_0^i\}$ 具备种群的概率分布特征, 既保证了取样的多样性, 又避免对全部个体进