

# 改进遗传算法求解防空作战 WTA 问题

杨进帅<sup>1</sup>, 李 进<sup>1</sup>, 王 毅<sup>1</sup>✉, 魏晓辉<sup>2</sup>, 文 童<sup>1</sup>

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051; 2. 解放军第 463 医院, 沈阳, 110042)

**摘要** 武器目标分配问题是防空作战指挥控制的核心和关键。针对求解防空作战 WTA 存在容易早熟和收敛较慢的问题, 提出了一种改进遗传算法。引入直觉模糊集理论, 定义了 WTA 问题的目标函数和约束函数的隶属度和非隶属度函数, 通过“最小最大”算子构建了直觉模糊 WTA 问题模型; 针对遗传算法中变异概率固定的竞争和子代种群缺乏父代优良个体的问题, 采用自适应变异概率和模拟退火 Meta-Lamarckian 学习策略改进算法, 并求解防空作战 WTA 问题, 与其他算法进行仿真比较, 结果表明改进遗传算法求解防空作战 WTA 的有效性。

**关键词** 武器目标分配; 直觉模糊集; 遗传算法; 防空作战

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.04.016

**中图分类号** TP18 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)04-0093-06

## Extraction of Weapon-Target Assignment in Air Defense with Improved Genetic Algorithm

YANG Jinshuai<sup>1</sup>, LI Jin<sup>1</sup>, WANG Yi<sup>1</sup>, WEI Xiaohui<sup>2</sup>, WEN Tong<sup>1</sup>

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;  
2. The 43rd Hospital of the PLA, Shenyang, 110042, China)

**Abstract:** Weapon-Target Assignment problem is the key of air defense command and control. Aimed at the problems that precocity and slow convergence exist in the WTA in air defense, an improved genetic algorithm is proposed. The membership and non-membership functions are defined for both object and constrain function by importing the theory of intuitional fuzzy sets, and then an intuitional fuzzy WTA model is established on the basis of the “min-max” operator. In the light of constant mutation probability and lack good father individuals in progeny population, a strategy of Meta-Lamarckian learning for simulated annealing and the adaptive mutation is designed to improve genetic algorithm. The method is effective in solving air defense WTA problem compared with the other algorithms.

**Key words:** weapon target assignment; intuitional fuzzy sets; genetic algorithm; air defense

在信息化条件下的防空作战中, 迅速有效地进行武器目标分配 (Weapon Target Assignment,

WTA) 是战场指挥决策要求关键。防空作战中的武器目标分配是指在多平台防空体系中, 确切指明对

收稿日期: 2016-11-08

基金项目: 国家自然科学基金(61402517); 中国博士后基金(2013M542331)

作者简介: 杨进帅(1993—), 男, 陕西旬阳人, 硕士生, 主要从事智能信息处理与智能决策研究. E-mail: youngjinshuai@163.com

通信作者: 王 毅(1979—), 男, 上海人, 讲师, 博士(后), 主要从事智能信息处理与智能决策研究. E-mail: 173811512@qq.com

**引用格式:** 杨进帅, 李进, 王毅, 等. 改进遗传算法求解防空作战 WTA 问题 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(4): 93-98.  
YANG Jinshuai, LI Jin, WANG Yi, et al. Extraction of Weapon-Target Assignment in Air Defense with Improved Genetic Algorithm [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(4): 93-98.

目标由哪些火力装置进行射击,也称火力分配或目标分配。

近年来,许多学者采用遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、蚁群算法(ACO)或几种算法混合的启发式搜索算法<sup>[1]</sup>求解 WTA 问题。文献[2]设计了一种循环多次交换的启发式遗传-蚁群算法,能够在较短时间求解较大规模的动态 WTA,却容易陷入局部最优;文献[3]提出了一种离散差分进化算法,广泛地探索解空间,获得了较好的收敛性能,但受 WTA 问题的维数和算法的种群规模等参数影响;文献[4]提出了一种粒子聚焦距离自适应变化的粒子群算法,求解各种规模的 WTA 问题,但可靠性较差;文献[5]设计了一种满足约束条件的染色体编码格式,把问题转化为无约束的组合优化表现形式,耗时较长;文献[6]使用遗传算法求解联合火力 WTA 问题,收敛速度快但不能从根本上解决遗传算法易早熟收敛的问题。遗传算法解决 WTA 问题具有全局寻优能力强、适用范围广、能够进行鲁棒搜索等优点,但是迭代时间长,容易早熟,陷入局部最优<sup>[7]</sup>,影响武器分配的效率和准确度。

## 1 直觉模糊 WTA 问题模型

### 1.1 WTA 问题模型

在防空作战中,防御方有  $m$  个武器系统  $W_1, W_2, \dots, W_m$ , 对  $n$  个来袭目标  $T_1, T_2, \dots, T_n$  进行拦截,  $i$  类武器系统最多发射  $W_i$  个防空导弹,迎击威胁系数为  $V_j$  的来袭目标  $j$ , 杀伤概率为  $p_{ij}$  ( $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$ ), 则生存概率为  $q_{ij}=1-p_{ij}$ 。迎击目标  $j$  所需  $i$  类武器系统的数量为  $x_{ij}$ ,  $x_{ij}=1$  表示对目标  $j$  分配了武器  $i$ , 则  $x_{ij}=0$  表示未分配武器。以攻击伤害值最大和剩余目标威胁最小为目标建立 WTA 问题的模型, 见式(1):

$$\max k_1(x) = \max \left( \sum_{j=1}^n \left[ 1 - \prod_{i=1}^m q_{ij}^{x_{ij}} \right] \right) \quad (1)$$

$$\min k_2(x) = \min \left( \sum_{j=1}^n V_j \prod_{i=1}^m q_{ij}^{x_{ij}} \right)$$

WTA 问题受武器数量、目标数量和选择优先打击目标 3 个条件的约束: ①  $\sum_{j=1}^n x_{ij} \leq W_i$ , 拦截来袭目标  $j$ , 武器平台  $i$  最多可发射的武器数量为  $W_i$ ;

②  $\sum_{i=1}^m x_{ij} \leq \sum_{i=1}^m W_i$ , 分配的武器数量不超过总数;

③  $\sum_{j=1}^n V_j = 1$ , 威胁较大的目标分配多个武器。

### 1.2 直觉模糊集

直觉模糊集<sup>[8]</sup>是保加利亚学者 K. Atanassov

教授于 1986 年提出的一种模糊信息的概念,增加了非隶属度的概念,拓展了 Zadeh 提出的模糊集理论。直觉模糊集通过隶属度函数、非隶属度函数及导出的直觉指数,描述“非此非彼”的模糊概念,细腻地刻画问题的本质<sup>[9]</sup>。

**定义 1**<sup>[10]</sup>  $U$  是给定论域,  $U$  的直觉模糊集  $A$  为:

$$A = \{ \langle x, \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle \mid x \in U \} \quad (2)$$

式中:  $\mu_A(x): U \rightarrow [0, 1]$  和  $\gamma_A(x): U \rightarrow [0, 1]$  分别代表  $A$  的隶属度函数和非隶属度函数, 直觉指数  $\pi_A(x) = 1 - (\mu_A(x) + \gamma_A(x))$ , 且  $A$  上所有  $x \in U, 0 \leq \mu_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$  成立。

**定义 2**<sup>[11]</sup>  $A$  和  $B$  是论域  $U$  的直觉模糊集, 则有:

$$A \cup B =$$

$$\{ \langle x, \mu_A(x) \vee \mu_B(x), \gamma_A(x) \wedge \gamma_B(x) \rangle \mid \forall x \in U \} \quad (3)$$

$$A \cap B =$$

$$\{ \langle x, \mu_A(x) \wedge \mu_B(x), \gamma_A(x) \vee \gamma_B(x) \rangle \mid \forall x \in U \}$$

### 1.3 直觉模糊 WTA

WTA 实质是一类非线性组合优化问题<sup>[12]</sup>, 在不确定的作战环境中, 获得的信息是不完备的、不精确的, 约束条件是模糊的。分析处理这类信息, 直觉模糊集是一种有效的数学工具<sup>[13]</sup>。因此, 本文在 Bellman 和 Zadeh 提出模糊约束<sup>[14]</sup>的基础上, 建立直觉模糊 WTA 模型。

设  $k_i(x) = \{ \langle x, \mu_{k_i}(x), \gamma_{k_i}(x) \rangle, x \in U \}$  为目标函数的直觉模糊集。

$$\mu_{k_i}(x) = \begin{cases} 1, & k_i(x) \leq k_i^{\min} \\ \frac{k_i^{\max} - k_i(x)}{k_i^{\max} - k_i^{\min}}, & k_i^{\min} < k_i(x) \leq k_i^{\max} \\ 0, & k_i(x) > k_i^{\max} \end{cases} \quad (4)$$

$$\gamma_{k_i}(x) = \begin{cases} 0, & k_i(x) \leq k_i^{\min} \\ \frac{k_i(x) - k_i^{\min}}{\alpha_i k_i^{\max} - k_i^{\min}}, & k_i^{\min} < k_i(x) \leq k_i^{\max} \\ 1, & k_i(x) > k_i^{\max} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $k_i^{\max}, k_i^{\min}$  表示目标函数的最大值和最小值;  $\alpha_i$  调节直觉指数  $\pi_{k_i}(x)$ , 当  $\alpha_i=1$  时,  $\pi_{k_i}(x)=0$ ; 当  $\alpha_i \rightarrow \infty$  时,  $\gamma_{k_i}(x)$  为 0,  $\pi_{k_i}(x)=1-\mu_{k_i}(x)$ 。

设  $h_i(x) = \{ \langle x, \mu_{h_i}(x), \gamma_{h_i}(x) \rangle, x \in U \}$  为约束函数的直觉模糊集。

$$\mu_{h_i}(x) = \begin{cases} 1, & h_i(x) \leq 0 \\ \frac{d_j - h_i(x)}{d_j}, & 0 < h_i(x) \leq d_j \\ 0, & h_i(x) > d_j \end{cases} \quad (6)$$

$$\gamma_{h_i}(x) = \begin{cases} 0, & h_i(x) \leq 0 \\ \frac{h_i(x)}{d_j + b_i}, & 0 < h_i(x) \leq d_j \\ 1, & h_i(x) > d_j \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $d_j$  表示约束函数  $h_i(x)$  允许最大的偏移量;  $b_i \geq 0$  调节直觉指数  $\pi_{h_i(x)}$ , 当  $b_i = 0$  时,  $\pi_{h_i(x)} = 0$ , 当  $b_i \rightarrow \infty$  时,  $\pi_{h_i(x)} \rightarrow 1 - \mu_{h_i(x)}$ 。

隶属度描述了满足目标函数和约束函数的程度, 越接近最优解其值越大, 非隶属度越小。因此, 采用“最小-最大”算子进行描述。

$$\begin{aligned} & \max \mu \\ \text{s. t. } & \mu \leq \mu_{k_i(x)}, i = 1, 2, \dots, m \\ & \mu \leq \mu_{h_i(x)}, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} & \min \gamma \\ \text{s. t. } & \gamma \geq \gamma_{k_i(x)}, i = 1, 2, \dots, m \\ & \gamma \geq \gamma_{h_i(x)}, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (9)$$

优化过程中, 非隶属度主导前期, 隶属度主导后期优化<sup>[15]</sup>, 隶属度越大, 非隶属度越小则表明该分配方案的作战效能越好。因此, 可以得到直觉模糊 WTA:

$$\begin{aligned} & \max \mu - \gamma \\ \text{s. t. } & \mu \leq \mu_k(x) \\ & \mu \leq \mu_h(x) \\ & \gamma \geq \gamma_k(x) \\ & \gamma \geq \gamma_h(x) \\ & 0 \leq \mu + \gamma \leq 1 \end{aligned} \quad (10)$$

直觉模糊 WTA 模型模糊处理目标和约束条件, 更加清晰地刻画了武器和目标的分配关系, 引导算法计算优化, 得到更为准确的分配方案。

## 2 改进遗传算法

### 2.1 基本思想

遗传算法具有较好的全局搜索能力<sup>[16]</sup>, 但在种群进化时, 只有子代之间相互竞争, 缺失父代优良个体<sup>[17]</sup>, 缺少父子之间的竞争, 不能发挥父代中优良个体的作用, 出现早熟和局部寻优能力差等问题。变异算子使用固定概率, 在搜索后期, 大量适应度值相近的个体充斥着整个搜索空间, 种群多样性降低<sup>[18]</sup>, 隶属度变小, 收敛变慢, 容易陷入局部最优。鉴于此, 采用模拟退火 Meta-Lamarckian 学习策略和自适应变异改进遗传算法, 用以求解直觉模糊 WTA 问题。

### 2.2 自适应变异

变异的方向和幅度直接影响 GA 算法的效率和收敛速度<sup>[19]</sup>, 自适应变异根据种群的适应度值的变化调整变异概率, 大于平均适应度值的个体, 采用最低的变异概率, 加以保护; 小于平均适应度值的个体, 采用较高的变异概率, 使其淘汰, 保持种群的多

样性, 在向最优解加速收敛的同时防止未成熟的收敛现象出现。

自适应变异概率的计算公式如下:

$$p_m = \begin{cases} c_1 \frac{(k_{\max} - k)}{k_{\max} - k_{\text{avg}}}, & k \geq k_{\max} \\ c_2, & k < k_{\max} \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $k_{\max}$  为群体最大适应值;  $k_{\text{avg}}$  为群体平均适应值;  $k$  为个体适应值;  $c_1, c_2$  为常数, 且  $c_1 < c_2$ 。

### 2.3 模拟退火 Meta-Lamarckian 学习策略

模拟退火<sup>[20]</sup> (Simulated Annealing, SA) 在迭代过程中, 以概率 1 收敛于最优解, 既能接受优化解, 也能按照 Metropolis 准则接受劣解, 且随温度的降低, 接受概率逐渐趋于零。这有利于跳出局部最小点, 避免陷入局部最优。模拟退火策略执行 Meta-Lamarckian 学习策略<sup>[21]</sup>, 从多个领域结构中选择最适于当前搜索的结构进行局部搜索, 将父代中最佳个体加入到后代个体的竞争中去。具体步骤如下:

**Step1** 采用  $n$  种不同的领域结构, 对种群中最佳个体  $x_{\text{best}}$  在初始温度下进行  $n(n-1)$  步基于模拟退火的局部搜索;

**Step2** 按下式计算每个领域的奖励值:

$$\eta_i = (f - f_i) / (n(n-1))$$

其中:  $f$  为进行局部搜索前  $x_{\text{best}}$  的函数值,  $f_i$  为使用第  $i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 种领域结构进行局部搜索后所获得的最佳目标函数值;

**Step3** 根据奖励值  $\eta_i$  计算各领域被选择概率:

$$p_{w,i} = \eta_i / \sum_{j=1}^n \eta_j$$

**Step4** 基于选择概率  $p_{w,i}$ , 采用轮盘赌选择策略确定一个领域结构, 然后对种群的最佳个体在当前温度下再进行局部搜索;

**Step5** 更新奖励值  $\eta_i$ , 若 **Step4** 中选择第  $i$  个领域结构, 则更新奖励值  $\eta_i = \eta_i + \Delta\eta_i$  进行更新,  $\Delta\eta_i$  计算公式如上。

模拟退火的初始温度影响局部搜索的性能, 初始温度越高局部搜索的性能越好。采用按比例衰减的函数下降模拟退火的温度, 平衡全局和局部的速度,  $t_{n+1} = at_n, n=0, 1, \dots$ 。

### 2.4 改进遗传算法的求解步骤

将直觉模糊 WTA 问题的模型中式(10)作为适应度函数, 分配武器系统拦截来袭目标, 形成决策方案。将目标分配给按顺序排列的武器, 形成方案并进行实数编码, 随机生成初始化种群, 在解的空间中通过选择、交叉和变异等操作进行迭代优化, 达到最大迭代次数后停止, 输出最优分配方案。求解 WTA 的改进遗传算法如下:

输入 待求解问题

输出 最优解

1. 初始化
2. Repeat
3. 执行选择算子
4. 计算适应度值,确定当代最佳个体
5. 执行模拟退火 Meta-Lamarckian 学习策略,选择领域进行局部搜索,使父代优良个体与子代个体进行竞争
6. If 交叉条件满足,选择父代个体进行交叉
7. If 变异条件满足,个体进行自适应变异
8. 更新种群,计算适应度值
9. Until 满足停止条件

### 3 仿真与分析

为验证本文算法在求解 WTA 问题上的性能,采用 Matlab 语言编程实现,选择在处理器为 Intel (R)Core(TM)i7-4790,安装 Windows 7 旗舰版系统的 Lenovo 计算机上进行大量仿真计算。以地空导弹防空作战体系为例,只考虑对来袭目标的射击,不考虑其采取的反击措施,设有 8 种不同型号的地空导弹武器拦截 10 批次空袭飞机,且已知每一批次空袭飞机对地空导弹武器的威胁度及被杀伤的概率,见表 1。

表 1 空袭飞机的杀伤概率及威胁度

Tab. 1 Interception probability and threat of air plans

型号	空袭飞机									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.81	0.71	0.26	0.66	0.51	0.26	0.64	0.12	0.92	0.73
2	0.73	0.14	0.83	0.55	0.12	0.82	0.57	0.59	0.71	0.38
3	0.92	0.66	0.34	0.76	0.48	0.39	0.74	0.86	0.63	0.56
4	0.16	0.82	0.77	0.53	0.22	0.75	0.51	0.43	0.86	0.94
5	0.51	0.49	0.85	0.90	0.35	0.76	0.84	0.59	0.61	0.46
6	0.87	0.30	0.58	0.78	0.89	0.60	0.81	0.39	0.78	0.79
7	0.59	0.89	0.49	0.69	0.78	0.51	0.44	0.96	0.88	0.59
8	0.84	0.69	0.78	0.92	0.54	0.81	0.59	0.67	0.32	0.66
$V_j$	0.57	0.41	0.37	0.69	0.43	0.36	0.29	0.54	0.47	0.24

为方便计算,取  $\pi_{k_i(x)}$  和  $\pi_{h_i(x)}$  均为 0。改进遗传算法的种群数目为 100,迭代次数为 100,模拟退火初始温度为 90,温度衰减常数  $a=0.97$ ,自适应变异概率常量  $c_1=0.01, c_2=0.02$ 。采用 4 项仿真实验,从可行性和优越性两方面验证本文算法的有效性。

**实验 1** 验证算法的可行性,采用改进遗传算法进行目标分配,可得表 2 所示方案。空袭飞机批次依次被地空导弹武器 3、7、5、8、6、2、5、7、1、4 射击,攻击的伤害值最大,剩余空袭飞机的威胁最小,其最佳分配效益值为 3.936 5,花费时间 1.068 s。

表 2 目标分配的方案

Tab. 2 Program of WTA

空袭批次	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
型号	3	7	5	8	6	2	5	7	1	4

**实验 2** 改进遗传算法与传统遗传算法求解 WTA 问题的比较,对 2 种算法进行 20 次重复试验,取最优值记录,结果见图 1。

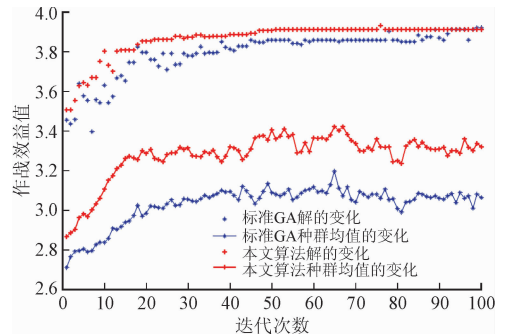


图 1 改进遗传算法和标准 GA 算法比较  
Fig. 1 Comparing improved GA with GA

从图中可以看出,改进遗传算法求解 WTA 问题的效益值优于标准 GA 算法,能有效杀伤空袭飞机,使剩余空袭飞机的威胁最小,较传统遗传算法收敛速度快,种群均值变化幅度较大,种群多样性较为丰富,有效避免早熟问题,能迅速给出准确的武器目标分配方案,辅助指挥员决策。

相比 GA 算法,改进遗传算法能以较快的收敛速度取得最优效益值,这是由于改进遗传算法引入

非隶属度函数,清晰地刻画了解决 WTA 问题的适应度函数,在进化过程隶属度和非隶属度指导算法迭代,不断逼近最优值;采用模拟退火 Meta-Lamarckian 学习策略进行局部搜索,接受差解,保持种群多样性,并能跳出局部最小值,避免了陷入早熟;自适应变异使变异概率随着适应度值的变化自适应调整,平衡了算法的局部与全局搜索能力,加快了算法后期的收敛速度。

**实验 3** 验证算法的优越性,同文献中的算法进行比较。本文算法编号为 1,文献[2]的算法编号为 2,文献[3]的算法编号为 3,文献[4]的算法编号为 4,文献[6]的算法编号为 5。见图 2。

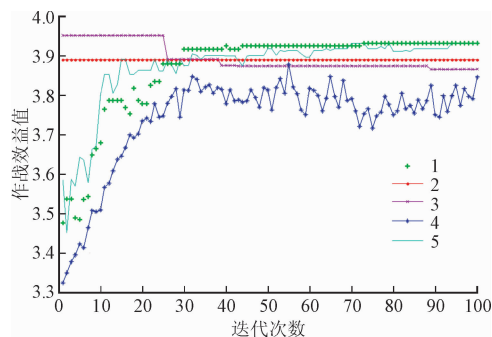


图 2 算法求解性能比较

Fig.2 Comparison of the effect

从求解效益值来看,算法 1 求得的最优值为 3.936 5,优于算法 2、3、4 和 5;从收敛性来看,算法 1 在第 75 代求得了最优值,收敛性较好,算法 3 在第 90 代求得了最优值,算法 4 收敛性较差,在实验的迭代次数内没有得到最优值,算法 5 在第 95 代求得了最优值。因此,本文算法的性能优于引用文献中的算法,能有效求解 WTA 问题。

**实验 4** 检验改进遗传算法在求解较大规模的 WTA 问题的性能。取空袭飞机的批次和武器型号的数量分别为(10,8)、(20,16)和(40,20),空袭飞机的杀伤概率及威胁度不变,种群规模为 100,最大迭代次数为 200 的设置下,进行 20 次重复试验,记录杀伤效益值的最大值、最小值和平均值,算法时间的最快值、最慢值和平均值,及获得最优解的迭代代数,见表 3。

表 3 武器目标分配效益值和时间

Tab.3 The benefit and time of WTA

飞机型号数	拦截效益值			算法时间/s			代数
	最大	最小	平均	最快	最慢	平均	
10 8	3.936	3.908	3.933	1.07	1.31	1.25	50
20 16	7.869	7.748	7.811	1.33	1.67	1.60	80
40 20	180.05	173.42	176.97	1.582	1.883	1.785	130

可以发现,随着空袭飞机批次和武器型号数量的增大,拦截效益值也随之增大,但耗费时间的变化不大,平均时间为 1.25~1.79 s,与文献[4]进行比较,发现时间的变化幅度较均匀,可靠性较高。本文提出的改进遗传算法可以有效解决较大规模的 WTA 问题,能够达到防空作战快速、准确的要求。

## 4 结语

研究防空作战 WTA 问题具有重要的军事意义,通过非隶属度函数,清晰地描述了 WTA 问题实质,采用了模拟退火 Meta-Lamarckian 学习策略和自适应变异概率改进遗传算法进行求解,能够快速收敛到最优解,给出最优分配方案,有效地杀伤来袭目标,保卫我方要地。同时,对较大规模的 WTA 取得了较好的仿真效果,可以在较复杂的防空作战环境下提供决策支持,具有一定的军事应用价值。下一步,重点工作是研究采用该算法求解动态 WTA,增强算法的工程实用性,以及进一步降低算法的求解时间和强化处理大规模 WTA 的能力。

## 参考文献(References):

[1] 于连飞,刘进,张维明,等. 武器-目标分配问题算法研究综述 [J]. 数学的实践与认识, 2016, 46(2): 26-32.  
YU L F, LIU J, ZHANG W M, et al. Review of Weapon-Target Assignment Problem Algorithm [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2016, 46(2): 26-32. (in Chinese)

[2] 张毅,姜青山,陈国生. 基于模糊-灰色非合作 Nash 博弈的多组动态武器-目标分配方法 [J]. 云南大学学报(自然科学版), 2012, 34(1): 26-32.  
ZHANG Y, JIANG Q S, CHEN G S. An Approach of Basing-on Fuzzy-grey Noncooperative Nash Games to Multi-team Dynamic Weapon-target Assignment [J]. Journal of Yunnan University(Natural Sciences Edition), 2012, 34(1): 26-32. (in Chinese)

[3] 张春美,陈杰,辛斌. 武器目标分配问题的离散差分进化算法 [J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(3): 289-293.  
ZHANG C M, CHEN J, XIN B. A Discrete Differential Evolution Algorithm for the Weapon Target Assignment Problem [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(3): 289-293. (in Chinese)

[4] 李欣然,樊永生. 求解武器目标分配问题的改进粒子群算法 [J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(12): 58-61.  
LI Xi R, FAN Y S. An Improved Particle Swarm Algorithm for Weapon Target Assignment Problem Solving [J]. Fire Control & Command Control, 2014, 39(12): 58-61. (in Chinese)

- [5] 王玮, 程树昌, 张玉芝. 基于遗传算法的一类武器目标分配方法研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(9): 1708-1711.  
WANG W, CHENG S C, ZHANG Y Z. Research on Approach for a Type of Weapon Target Assignment [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(9): 1708-1711. (in Chinese)
- [6] 杨山亮, 黄健, 刘洋, 等. 基于遗传算法的联合火力WTA问题研究 [J]. 计算机仿真, 2012, 29(3): 61-63.  
YANG S L, HUANG J, LIU Y, et al. Analysis of Weapon Target Assignment Problem in Joint Fire Strike Solving by Genetic Algorithm [J]. Computer Simulation, 2012, 29(3): 61-63. (in Chinese)
- [7] 吴坤鸿, 詹世贤. 分布式遗传模拟退火算法的火力打击目标分配优化 [J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(3): 89-92.  
WU K H, ZHAN S X. Optimization for Target Assignment in Fire Strike Based on Distributed Genetic Simulated Annealing Algorithm [J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(3): 89-92. (in Chinese)
- [8] ATANASSOV K. Intuitionistic Fuzzy Sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [9] XU Y J, WANG Y C, MIU X D. Multi-attribute Decision Making Method for Air Target Threat Evaluation Based on Intuitionistic Fuzzy Sets [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012, 23(6): 891-897.
- [10] CHEN Z S, XIONG S H, LI Y L, et al. Entropy Measures of Type-2 Intuitionistic Fuzzy Sets and Type-2 Triangular Intuitionistic Trapezoidal Fuzzy Sets [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(4): 774-793.
- [11] PARK J H, HWANG J H, PARK W J, et al. Similarity Measure on Intuitionistic Fuzzy Sets [J]. Journal of Central South University, 2013, 20: 2233-2238.
- [12] 范成礼, 邢清华, 郑明发, 等. 基于IDPSO的武器目标分配优化算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(2): 336-342.  
FAN C L, XING Q H, ZHENG M F, et al. Weapon-target Allocation Optimization Algorithm Based on IDPSO [J]. System Engineering and Electronics, 2015, 37(2): 336-342. (in Chinese)
- [13] 雷英杰, 赵杰, 路艳丽, 等. 直觉模糊集理论及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- LEI Y J, ZHAO J, LU Y L, et al. Intuitionistic Fuzzy Set Theory and Application [M]. Beijing: Science Press, 2014. (in Chinese)
- [14] ANGELOV P P. Optimization in An Intuitionistic Fuzzy Environment [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1997, (86): 299-306.
- [15] 徐小来, 雷英杰, 戴文义. 基于改进 PSO 的加权直觉模糊多目标规划 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(11): 3280-3282.  
XU X L, LEI Y J, DAI W Y. Weighted Intuitionistic Fuzzy Multi-object Programming Based on Improved Particle Swarm Algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(11): 3280-3282. (in Chinese)
- [16] GUAN X M, ZHANG X J, HAN D, et al. A strategic Flight Conflict Avoidance Approach Based on a Memetic Algorithm [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2014, 27(1): 93-101.
- [17] YU S Y, KUANG S Q. Fuzzy Adaptive Genetic Algorithm Based on Auto-regulating Fuzzy Rules [J]. Journal of Central South University of Technology, 2010, 17: 123-128.
- [18] 厉康平, 汪鹏君, 张会红. 基于模拟退火遗传算法的三值FPRM电路功耗优化 [J]. 浙江大学学报(理学版), 2016, 43(2): 190-194, 199.  
LI K P, WANG P J, ZHANG H H. The Search of the Best Power Polarity of Ternary FPRM Circuit Based on Simulated annealing Genetic Algorithm [J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2016, 43(2): 190-194, 199. (in Chinese)
- [19] 张献, 任耀峰, 王润芄. 基于自适应遗传算法的连续时空最优搜索路径规划研究 [J]. 兵工学报, 2015, 36(12): 2386-2395.  
ZHANG X, REN Y F, WANG R P. Research on Optimal Search Path Programming in Continuous Time and Space Based on an Adaptive Genetic Algorithm [J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(12): 2386-2395. (in Chinese)
- [20] LU X Z, SHAO G F, XU L Y, et al. Structural Optimization and Segregation Behavior of Quaternary Alloy Nanoparticles Based on Simulated Annealing Algorithm [J]. Chinese Physics B, 2016, 25(5): 1-8.
- [21] LIU B, WANG L, JIN Y H. An Effective Hybrid PSO-based Algorithm for Flow Shop Scheduling with Limited Buffers [J]. Computers & Operations Research, 2008, 35(9): 2791-2806.

(编辑: 徐楠楠)