

# 基于 IF-HPSO 算法的防空作战 WTA 问题研究

梅海涛 华继学 王毅 文童

(空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

**摘要** 武器-目标分配问题(WTA)是防空作战指挥决策中的一个关键环节,属于典型的 NP 难问题。为提高其求解速度和精度,提出一种基于直觉模糊的混合粒子群优化算法(IF-HPSO)。首先,以弹药消耗最小、拦截率最大为目标函数,建立火力资源受限条件下 WTA 的优化模型;采用实数编码,引入直觉模糊领导力函数选择出较优粒子参与速度更新;定义种群同构因子函数来调节惯性权重和学习因子;此外,将基于精英保留策略的遗传操作混合 PSO 算法进行迭代寻优,加快收敛速度;最后,对 WTA 问题实例进行仿真并将所提算法与 AIA,GA,HDPSO 算法进行比较,结果表明所提算法具有更快的寻优速度和更高的求解精度。

**关键词** 武器-目标分配,目标函数,直觉模糊集,粒子群优化,同构因子,精英保留策略

**中图分类号** TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.047

## Optimization Study on Weapon-Target Assignment Problem in Air-defense Operation Based on Intuitionistic Fuzzy Hybrid Particle Swarm Optimization

MEI Hai-tao HUA Ji-xue WANG Yi WEN Tong

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract** Weapon-Target assignment problem is a NP hard problem, which is a key procedure in air-defense operation. To improve the speed and precision of WTA, an intuitionistic fuzzy hybrid particle swarm optimization(IF-HPSO) was proposed. Firstly, this paper established the WTA optimization model with the resource constrain by consuming the least ammunition to intercept more threat object. Then, this paper introduced an intuitionistic fuzzy charisma function to exploit some better individuals to participate in the updates of velocity and location. The identical factor was defined to adjust the inertia weight and learning operator adaptively. Furthermore, the GA based on elitist reserving strategy was developed, and was combined with PSO to search optimization. Finally, the simulation and comparison result of IF-HPSO with AIA,GA and HDPSO algorithm indicate IF-HPSO performs better in optimal speed and results.

**Keywords** Weapon-Target assignment, Object function, Intuitionistic fuzzy set, Particle swarm optimization, Identical factor, Elitist reserving

## 1 引言

在现代信息化战争中, WTA 问题方案对打击敌方目标、保护己方有效力量具有决定性意义。WTA 问题研究如何分配我方火力资源、兵力来拦截来袭目标,达到最佳打击效果。该问题是防空作战指挥决策中的一个关键环节,其实质是非线性组合优化问题<sup>[2]</sup>。WTA 属于 NP 难问题,随着目标数量的增大,其解空间将呈指数增长,传统方法如动态规划、分支限定法等不能满足快速、实时的要求。目前,启发式智能优化算法如遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、差分进化算法(Differential Evolution, DE)、模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SA)等已被广泛应用于解决 WTA<sup>[3-5]</sup>。但

这些算法本身也存在着一些缺点,如 GA 求解精度低且易陷入局部最优;DE 算法后期收敛速度慢、精度低;SA 操作复杂且很难得到稳定解等。

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[6]</sup>是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年受鸟群捕食过程的飞行规律启发而提出的,相比其他智能算法具有实现简单、收敛快速、求解效率高等优点。文献<sup>[7]</sup>提出了一种离散粒子群算法,加快了求解 WTA 问题的速度,但粒子群算法中粒子的飞行速度和方向不易控制;文献<sup>[8]</sup>采用 GA 求解 WTA,但不能从根本上弥补遗传算法易早熟收敛的缺陷。直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Sets, IFS)是 Atanassov 于 1986 年在模糊集理论上提出的,它在模糊集的基础上增加了非隶属度和

到稿日期:2016-03-01 返修日期:2016-07-19 本文受国家自然科学基金(61402517),中国博士后基金(2013M542331),陕西省自然科学基金(2013JQ8035)资助。

梅海涛(1993—),男,硕士,主要研究方向为智能信息处理与智能决策, E-mail: meiht14@163.com;华继学(1966—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为分布式软件与网络信息系统等;王毅(1979—),男,博士后,硕士生导师,主要研究方向为智能信息处理与智能决策等;文童(1993—),男,硕士,主要研究方向为智能信息处理与智能决策。

犹豫度,使得直觉模糊集在表达能力和推理精度上都优于模糊集<sup>[9]</sup>,可更加清晰地刻画客观事物的模糊性本质。

针对以上问题,将具有精确表达能力的IFS理论与具有较强寻优能力的混合粒子群算法进行结合,通过构建火力资源受限的WTA问题优化模型,提出直觉模糊的混合粒子群优化算法(Intuitionistic Fuzzy Hybrid Particle Swarm Optimization, IF-HPSO)。对粒子个体的适应度大小进行直觉模糊化,计算与全局最优个体间的直觉模糊距离,在粒子邻居中选出具有较强领导力的粒子,以对PSO的速度和位置进行更新;定义种群同构因子函数来自适应调节惯性权重和学习因子,以加快算法的收敛速度;采用基于种群精英保留策略的GA算法帮助PSO跳出局部最优,加快收敛速度。最后对WTA问题实例进行仿真并将所提算法与其他算法进行比较,结果表明IF-HPSO算法收敛速度快、求解精度高,为解决防空作战WTA问题探索了一条可行途径。

### 2 WTA问题描述

#### 2.1 WTA问题优化模型

WTA问题的核心在于目标函数的确定,通常选择能使作战代价最小即防御方的损失最小、消耗的武器数量最少,同时杀伤力最大即敌方剩余潜在威胁最小<sup>[10]</sup>的目标函数。设有 $m$ 个目标( $T_1, T_2, \dots, T_m$ ), $n$ 个武器平台( $W_1, W_2, \dots, W_n$ ),第 $i(i=1, 2, \dots, n)$ 个平台最多可发射 $c_i$ 个武器, $W_i$ 对目标 $T_j$ 的杀伤率为 $p_{ij}(j=1, \dots, m)$ , $\theta_j$ 为目标 $j$ 的威胁指数。以打击效益最大和使用武器数量最少为目标函数,则WTA问题的目标函数为:

$$\max f_1(x) = \max(\sum_{j=1}^m \theta_j [1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij})^{x_{ij}}]) \quad (1)$$

$$\min f_2(x) = \min(\sum_{i=1}^n x_{ij}) \quad (2)$$

其中, $x_{ij}=1$ 表示对目标 $j$ 分配了武器 $i$ , $x_{ij}=0$ 则表示未分配。将多目标优化问题转化为单目标优化问题,因此式(1)、式(2)可改写为:

$$\max f_1(x), \text{ s. t. } \min f_2(x) \quad (3)$$

#### 2.2 WTA问题约束条件

在实际防空作战中,WTA问题还会受如天气、情报可信度、我方火力单元数量等诸多因素的影响。为简化模型和方便计算,主要考虑以下约束条件:

1)武器平台 $i$ 最多可发射的拦截武器数量为 $c_i$ ,即满足:

$$\sum_{j=1}^m x_{ij} \leq c_i。$$

2)总共分配的武器数量必须小于或等于我方现有武器数量总数,即满足:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} \leq \sum_{i=1}^n c_i。$$

3)对于威胁较大的目标,允许分配多个武器进行拦截,即满足:

$$\sum_{j=1}^m \theta_j = 1。$$

### 3 求解WTA问题的IF-HPSO算法

#### 3.1 基于实数编码的WTA问题求解

WTA问题实质上是一种非线性组合优化问题,在使用基本PSO算法进行求解时,应先设计编码策略。编码策略不

仅要能清晰地表示所求问题的解,而且要满足WTA优化模型的约束条件。

设计一种实数PSO种群编码策略,编码方案中的整数部分表示相应敌方来袭目标的序列号,小数部分表示分配给对应目标的武器平台的序号,设第 $i$ 个粒子中的第 $n$ 维元素的具体表达形式如下:

$$x_i(n) = x_i^1(n), x_i^2(n) \quad (4)$$

其中, $x_i^1(n)$ 的数值表示目标序列号, $x_i^2(n)$ 的数值表示分配给对应目标的武器平台的序号,如图1所示。

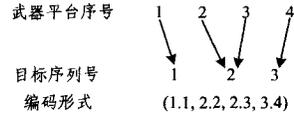


图1 实数编码策略示例

图1中的编码形式的含义为:分配武器平台1来拦截第1个目标,第2个和第3个武器平台拦截第2个目标,第4个平台拦截第3个来袭目标。相比其他编码策略,采用实数编码的粒子群算法简单明了、计算简便、映射空间少,在飞行过程中粒子的位置更易转换成相应的解空间。

#### 3.2 直觉模糊的PSO算法

基本PSO算法通过个体间的竞争和信息共享指导优化搜索,每个粒子在迭代中按式(5)、式(6)更新粒子的位置和速度:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (5)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t) \quad (6)$$

其中, $\omega$ 为惯性权重,一般取 $\omega \in [0.4, 0.9]$ ;  $c_1$ 和 $c_2$ 为加速因子,一般取 $c \in [0.5, 2.5]$ ;  $r_1$ 和 $r_2$ 为随机因子,取值为 $[0, 1]$ 中的随机数;  $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 为个体最优位置;  $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 为种群全局粒子最优位置。设粒子种群规模为 $n$ ,粒子 $i$ 在 $D$ 维空间的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ ,速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})(i=1, 2, \dots, n; d=1, 2, \dots, D)$ , $t$ 为当前迭代次数。

设粒子 $i$ 在第 $t$ 次迭代中对WTA目标函数的适应度为 $f(x_i^t)$ ,其中 $f_{\max}(x_{id}^t)$ 和 $f_{\min}(x_{id}^t)$ 分别为 $t$ 代中的最大适应度和最小适应度。粒子 $i$ 通过与种群中全局最优粒子之间的距离来衡量粒子的模糊领导力,选择隶属度距离不大于平均距离的粒子进入 $B(i, k)$ 。隶属度 $\mu(x_i^t)$ 和非隶属度 $\gamma(x_i^t)$ 表示为:

$$\mu(x_i^t) = \begin{cases} 0, & f(x_i^t) < f_{\min}(x_{id}^t) \\ \frac{f(x_i^t) - f_{\min}(x_{id}^t)}{f_{\max}(x_{id}^t) - f_{\min}(x_{id}^t)}, & f_{\min}(x_{id}^t) < f(x_i^t) < f_{\max}(x_{id}^t) \\ 1, & f_{\max}(x_{id}^t) < f(x_i^t) \end{cases} \quad (7)$$

$$\gamma(x_i^t) = \begin{cases} 0, & f_{\max}(x_{id}^t) < f(x_i^t) \\ \frac{f_{\max}(x_{id}^t) - f(x_i^t)}{f_{\max}(x_{id}^t) - f_{\min}(x_{id}^t)}, & f_{\min}(x_{id}^t) < f(x_i^t) < f_{\max}(x_{id}^t) \\ 1, & f(x_i^t) < f_{\min}(x_{id}^t) \end{cases} \quad (8)$$

粒子  $i$  在  $t$  代的领导力可定义为直觉模糊数  $A = \langle (x, \mu(x_{id}^t), \gamma(x_{id}^t)) \rangle$ , 全局最优粒子表示为  $G = \langle (p_g, 1, 0) \rangle$ 。粒子  $i$  与全局最优的直觉模糊距离  $d_{ig}^{[9]}$  的计算公式为:

$$d_{ig} = \sqrt{\frac{1}{3n} \sum_{i=1}^n [(\mu(x_{id}^t) - 1)^2 + \gamma^2(x_{id}^t) + (1 - \mu(x_{id}^t) - \gamma(x_{id}^t))^2]} \quad (9)$$

则种群中所有粒子在  $t$  代中与最优解之间的平均直觉模糊距离  $\bar{d}_i$  为:

$$\bar{d}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_{ig} \quad (10)$$

设置  $B(i, k)$  中的  $k$  为动态变化的值, 表示粒子  $i$  周围邻居中距离全局最优值前  $k$  近的粒子集合:

$$\begin{cases} d_{ig} \in B(i, k), & \text{if } d_{ig} \leq \bar{d}_i \\ d_{ig} \notin B(i, k), & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

因此, 速度更新公式变为:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + \sum_{h \in B(i, k)} c_2 r_2 IMF(h)(p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (12)$$

其中,  $IMF(h)$  表示集合  $B(i, k)$  中粒子  $h$  的直觉模糊隶属度, 由式(7)计算得出。

### 3.3 参数自适应调整的 PSO 算法

惯性权重  $\omega$  的取值直接影响算法的收敛速度和求解质量<sup>[11]</sup>。在 PSO 初期, 应取较大的  $\omega$ , 以增强全局搜索能力; 在后期, 应减小  $\omega$ , 以加强局部搜索。 $c_1, c_2$  分别引导粒子向个体历史最优和全局历史最优位置飞行。在前期, 应设置较大的  $c_1$  和较小的  $c_2$ , 个体主要参考本身信息, 以增强种群多样性; 在后期, 应设置较大的  $c_2$  和较小的  $c_1$ , 以加强粒子社会认知能力并加快算法收敛速度。

在算法前期, 种群中同构个体较少, 适应度差别大; 而后期粒子适应度差别很小, 同构个体增多。定义同构因子  $s_v$  反映粒子种群多样性, 以自适应调整  $\omega$  和  $c$ 。

$$s_v = \frac{1}{1 + \frac{\alpha}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^N f(x_{id}^t) - f(x_{avg}^t)}} \quad (13)$$

其中,  $n$  为粒子种群规模;  $f(x_{id}^t)$  与  $f(x_{avg}^t)$  分别表示在算法第  $t$  次迭代中第  $i$  个粒子的适应度和全局平均适应度;  $\alpha = 0.1 \times N$  为调整系数, 显然  $s_v \in (0, 1)$ 。定义同构因子函数  $\theta_{s_v}$ :

$$\theta_{s_v} = 1 - \cos\left(\frac{\pi}{2} s_v\right) \quad (14)$$

则自适应的惯性权重  $\omega$  为:

$$\omega^{t+1} = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \theta_{s_v} \quad (15)$$

相应地, 自适应的加速因子表示为:

$$c_1^{t+1} = c_1^{\max} - (c_1^{\max} - c_1^{\min}) \cdot \theta_{s_v} \quad (16)$$

$$c_2^{t+1} = c_2^{\min} - (c_2^{\max} - c_2^{\min}) \cdot \theta_{s_v}$$

其中,  $\omega \in [0.4, 0.9], c \in [0.5, 2.5]$ 。

### 3.4 直觉模糊混合 PSO 算法

PSO 虽然在操作和实现上简单, 收敛速度快, 但易陷入早熟收敛。为加快 PSO 算法的全局收敛速度并增强其跳出局部最优的能力, 采用基于改进的精英保留策略的遗传算法<sup>[12]</sup>, 并与 PSO 算法相结合来求解 WTA 问题。

GA 的主要操作包括选择、交叉和变异, 是保留优良个体

和产生新个体的主要方法。将其引入到 PSO 算法中, 对精英个体进行保留。将 PSO 算法迭代过程中的全局极值  $p_{gd}$  和个体极值  $p_{id}$  作为 GA 的父代个体, 以通过自适应的交叉、变异操作, 比较进化操作前后的适应值, 更新个体极值  $p_{id}$  和全局极值  $p_{gd}$ 。精英保留策略使得种群中的优良个体被复制下来, 剔除最差个体, 以减少迭代次数, 加速收敛速度。

选择操作: 按照精英保留策略, 将全局极值保存至待交叉个体集合作为下次交叉操作的父代个体, 其余父代个体按照在种群中的适应度值大小进行轮盘赌选择, 得到父代个体, 其选择概率大小为:

$$p_{x_i} = f(x_{id}^t) / \sum_{i=1}^n f(x_{id}^t) \quad (17)$$

交叉、变异操作: 若交叉概率  $p_c$  值过大则会破坏父代个体中的优良基因; 若  $p_c$  值过小则会导致遗传算法收敛速度过慢; 而变异结果是未知的, 适当变异可增加种群多样性, 防止陷入局部最优; 较差变异则会破坏种群中的优良个体。因此, 自适应的交叉、变异操作如下:

$$p_c = p_{c \min} + (p_{c \max} - p_{c \min}) \frac{f(x_{id}^t) - f_{\min}(x_{id}^t)}{f_{\max}(x_{id}^t) - f_{\min}(x_{id}^t)} = p_{c \min} + (p_{c \max} - p_{c \min}) \mu(x_i^t) \quad (18)$$

其中,  $p_{c \min}$  与  $p_{c \max}$  为最小交叉率和最大交叉率。

$$p_m = p_{m \min} + (p_{m \max} - p_{m \min}) \frac{f(x_{id}^t) - f_{\min}(x_{id}^t)}{f_{\max}(x_{id}^t) - f_{\min}(x_{id}^t)} = p_{m \min} + (p_{m \max} - p_{m \min}) \mu(x_i^t) \quad (19)$$

其中,  $p_{m \min}$  与  $p_{m \max}$  为最小变异率和最大变异率。

精英保留策略: 将种群中每代的全局最优极值保存下来直接作为遗传操作的父代个体, 在完成交叉、变异操作之后, 用交叉前的精英个体代替最差个体。

本文 IF-HPSO 算法求解防空作战 WTA 问题的步骤如图 2 所示。

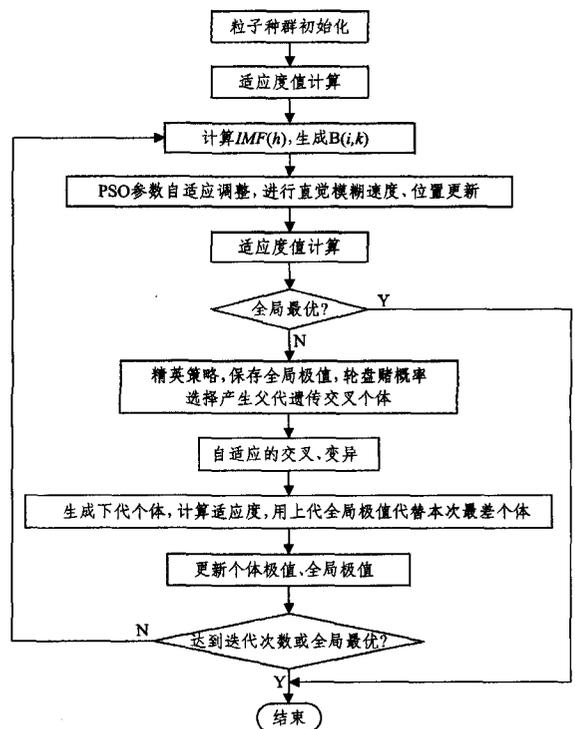


图 2 IF-HPSO 算法求解流程图

如图 2 所示, 第一个终止判断条件为在本次迭代中若搜

索到全局最优,则输出此值,并进行记录,终止算法的后续操作;第二个终止判定条件为达到最大迭代次数或者算法迭代所设定的寻优精度时终止搜索,并将算法搜索到的最优值进行记录和输出。

### 4 仿真分析与比较

#### 4.1 仿真实例及参数设置

为检验本文 IF-HPSO 算法求解 WTA 问题的性能,对文献[13]中的 WTA 求解实例进行测试。实例中共有 10 批敌方来袭目标  $T_j (j=1, 2, \dots, 10)$ ,我方共有 7 种武器平台  $W_i (i=1, 2, \dots, 7)$  可用于拦截打击目标,各武器储备的拦截弹药量为  $C_i = \{4, 5, 4, 5, 4, 5, 4\}$ ,根据以往经验和数据测得,各来袭目标的威胁度  $\theta_j$  及武器平台对来袭目标的拦截率  $p_{ij}$  如表 1 所列。

表 1 各目标的威胁度  $\theta_j$  和武器拦截率  $p_{ij}$

武器平台	目标批次									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.82	0.85	0.78	0.75	0.52	0.88	0.44	0.39	0.92	0.56
2	0.56	0.72	0.88	0.46	0.72	0.56	0.68	0.45	0.48	0.75
3	0.45	0.61	0.54	0.73	0.84	0.84	0.78	0.42	0.53	0.65
4	0.56	0.42	0.76	0.84	0.73	0.83	0.86	0.62	0.78	0.82
5	0.45	0.58	0.38	0.44	0.36	0.59	0.78	0.77	0.65	0.81
6	0.46	0.61	0.55	0.68	0.75	0.83	0.73	0.66	0.82	0.48
7	0.66	0.71	0.65	0.44	0.86	0.79	0.44	0.85	0.53	0.39
$\theta$	0.09	0.12	0.14	0.06	0.05	0.10	0.08	0.09	0.15	0.12

设置 IF-HPSO 算法的种群规模为 100,最大迭代次数为 500;惯性权重  $\omega \in [0.4, 0.9]$ ,学习因子  $c \in [0.5, 2.5]$ ,交叉率  $p_c \in [0.4, 0.9]$ ,变异率  $p_m \in [0.01, 0.1]$ 。

#### 4.2 仿真结果及分析

实验环境为 Windows 7 系统,8GB 内存,Intel3.60GHz CPU,利用 Matlab2014 M 语言编程实现。将本文算法与遗传算法(GA)、人工免疫算法(AIA)、文献[14]中的混合粒子群算法(HDPSO)各运行 50 次,求解结果如表 2 所列。图 3 为 4 种算法的适应度值的变化曲线。

表 2 算法性能比较

算法	AIA	GA	HDPSO	IF-HPSO	
结果	最优解	0.9525	0.9470	0.9742	0.9957
	最差解	0.9102	0.9030	0.9218	0.9912
	平均解	0.9313	0.9250	0.9480	0.9935
时间/s	最小值	3.27	2.16	2.66	1.71
	最大值	3.96	2.96	3.12	2.44
	平均值	3.62	2.56	2.89	2.08
迭代次数	131	23	104	73	
获得最优解次数	16	9	21	30	

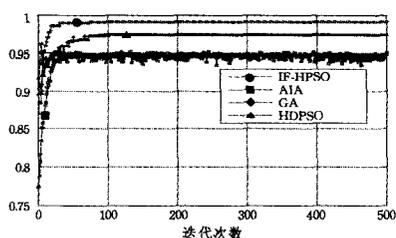


图 3 4 种算法求解适应度值的变化曲线

从表 2 看出,IF-HPSO 算法在寻优结果和速度上都明显优于 AIA 和 HDPSO 算法,尽管 GA 在第 23 代就已经搜索到

了全局最优,但其并非问题的最优解;此外,IF-HPSO 所得最差值、最优值也优于其他 3 种算法,说明 IF-HPSO 算法的整体求解能力和稳定性较高。相比 HDPSO 算法,IF-HPSO 算法加入了直觉模糊种群同构因子函数来自适应调节 PSO 算法的惯性权重和学习因子,因此可以快速地收敛至全局最优且寻优到更好的分配方案;引入精英保留策略的遗传算法引导 IF-HPSO 算法跳出局部最优点,朝着全局最优方向继续进行搜索,在图 3 中,IF-HPSO 算法在 19 代、30 代、73 代的变化曲线可以清楚地说明这一点。GA 算法由于没有采用自适应调节算子,易陷入局部最优,无法得到最优值。AIA 算法不但收敛速度较慢,而且无法稳定于某一值。

对应图 3 的变化曲线,IF-HPSO 算法在求得最优解时的分配方案如表 3 所列。其不但满足各武器平台可使用弹药的限制,而且对威胁度较高的目标(如 9,3,10)分配了较多的武器进行拦截,满足防空作战的实际需求。

表 3 IF-HPSO 分配方案

方案	小数点为武器平台号					
	1.1	1.2	1.3	1.7	2.1	2.5
整数为 目标号	2.6	3.2	3.2	3.6	4.4	4.4
	5.3	5.6	5.6	6.1	6.2	6.6
	7.3	7.4	7.4	8.5	8.5	8.7
	9.1	9.3	9.6	10.2	10.3	10.4

**结束语** WTA 问题是运筹学中典型的 NP 难问题。鉴于简单智能优化算法难以满足战场环境实时性和高效性的要求,本文提出了一种基于直觉模糊的混合粒子群优化算法。该算法采用实数编码方式,通过引入直觉模糊领导力函数,定义同构因子函数及混合精英策略的 GA 来避免算法陷入局部最优和早熟收敛,加快了收敛速度。仿真结果表明,本文提出的 IF-HPSO 算法的收敛速度快、求解精度高,为解决 WTA 问题探索了一条可行路径。

### 参考文献

- [1] LI J J, CONG R, XIONG J G. Dynamic WTA optimization model of air defense operation of warships' formation[J]. Journal of System Engineering and Electronics, 2006, 17(1): 126-131.
- [2] BOGDANOWICZ Z R. A new efficient algorithm for optimal assignment of smart weapons to targets[J]. Computers and Mathematics with Application, 2009, 58(4): 1965-1969.
- [3] WANG L, NI M F, YANG K S, et al. Direct Comparison-Improved Combined Chaotic Genetic Algorithm for Solving Weapon-Target Assignment Problem[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(1): 125-131.
- [4] WANG S L, CHEN W Y, GU X F. Solving weapon-target assignment problems based on self-adaptive differential evolution algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(10): 2115-2120. (in Chinese)  
王少蕾,陈维义,顾雪峰.自适应差分进化算法求解多平台多武器目标分配问题[J].系统工程与电子技术,2013,35(10):2115-2120.
- [5] WU P, LIANG Q. Simulated Annealing Algorithm for Weapon-Target Assignment Problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 39(4): 87-90. (in Chinese)  
吴平,梁青.武器-目标分配问题的模拟退火算法[J].计算机工

- 程与应用,2006,39(4):87-90.
- [6] ZHANG S H, OU J P. BP-PSO-based intelligent case retrieval method for high-rise structural form selection[J]. *Science China Technological Sciences*, 2013, 56(4): 940-944.
- [7] QU Z B, LIU Y J, XU X F. Discrete particle swarm optimization for solving WTA problem[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2011, 43(3): 67-69. (in Chinese)  
曲在滨,刘彦君,徐晓飞.用离散粒子群优化算法求解 WTA 问题[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2011, 43(3): 67-69.
- [8] WANG B, LIU X L, HU L, et al. Antiship Missile Distribution Based on Improved Genetic Algorithm[J]. *Fire Control & Command Control*, 2015, 40(8): 90-93. (in Chinese)  
王波,刘小利,胡亮,等.基于改进遗传算法的反舰导弹火力分配研究[J]. *火力指挥与控制*, 2015, 40(8): 90-93.
- [9] WANG Y, LIU S Y, ZHANG W, et al. Intuitionistic fuzzy similarity measures reasoning method based on inclusion degrees [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(3): 494-500. (in Chinese)  
王毅,刘三阳,张文,等.基于包含度的直觉模糊相似度量推理方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(3): 494-500.
- [10] WANG Y X, QIAN L J, GUO Z, et al. Weapon target assignment problem satisfying expected damage probabilities based on ant colony algorithm[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2008, 19(5): 939-944.
- [11] TAN G Z, BAO K, RICHARD MAINA R. A composite particle swarm algorithm for global optimization of multimodal functions [J]. *Journal of Central South University*, 2014, 21(5): 1871-1880.
- [12] CAO K, CHEN G H, JIANG H, et al. Guided Self-adaptive Evolutionary Genetic Algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(8): 1884-1890. (in Chinese)  
曹凯,陈国虎,江桦,等.自适应引导进化遗传算法[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(8): 1884-1890.
- [13] RUAN M Z, LI Q M, LIU T H. Modeling and optimization on Fleet Antiaircraft Firepower Allocation[J]. *Acta Armamentarii*, 2010, 31(11): 1525-1529. (in Chinese)  
阮旻智,李庆民,刘天华.编队防空火力分配建模及其优化方法研究[J]. *兵工学报*, 2010, 31(11): 1525-1529.
- [14] YE W, ZHU A H, OUYANG Z H, et al. Multi-UCAV Cooperation Mission Assignment Based on Hybrid Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. *Acta Armamentarii*, 2010, 31(3): 331-336. (in Chinese)  
叶文,朱爱红,欧阳中辉,等.基于混合离散粒子群算法的多无人作战飞机协同目标分配[J]. *兵工学报*, 2010, 31(3): 331-336.

(上接第 234 页)

- [3] NICHOLSON T A J. Finding the shortest route between two points in a network[J]. *Computer Journal*, 1966, 9(3): 275-280.
- [4] DANTZIG G B. *Linear Programming and Extensions*[J]. *Undergraduate Texts in Mathematics*, 1963, 34(136): 242-243.
- [5] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths[J]. *IEEE Transactions on Systems Science & Cybernetics*, 1968, 4(2): 100-107.
- [6] GUTMAN R J. Reach-Based Routing: A New Approach to Shortest Path Algorithms Optimized for Road Networks[C]//*Workshop on Algorithm Engineering & Experiments*. 2004: 100-111.
- [7] LIU J M, MA S F, MA S Q. Computation method of the dynamic shortest path based on improved-Dijkstra algorithm[J]. *Systems Engineering-Theory&Practice*, 2011, 31(6): 1153-1157. (in Chinese).  
刘建美,马寿峰,马师奇.基于改进的 Dijkstra 算法的动态最短路径计算方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(6): 1153-1157.
- [8] ZHANG D Q, WU G L, LIU D F. Accelerated and optimized method of Floyd algorithm to find out shortest path[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(17): 41-43, 46. (in Chinese)  
张德全,吴果林,刘登峰.最短路径问题的 Floyd 加速算法与优化[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(17): 41-43, 46.
- [9] LIN L, YAN C G, JIANG C J, et al. Complexity and Approximate Algorithm of Shortest Paths in Dynamics Networks[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(4): 608-614. (in Chinese)  
林澜,闫春钢,蒋昌俊,等.动态网络最短路径问题的复杂性及近似算法[J]. *计算机学报*, 2007, 30(4): 608-614.
- [10] LONG G Z, YANG J J. Improved Algorithm of Short-Cut[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2002, 24(6): 106-108. (in Chinese)  
龙光正,杨建军.改进的最短路径算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(6): 106-108.
- [11] ZHENG S F, CAO J D, LIAN X M. Sector Dijkstra algorithm for shortest routes between customers in complex roa networks [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)* 2009, 49(11): 1834-1837. (in Chinese)  
郑四发,曹剑东,连小珉.复杂路网下多客户间最短路径的扇面 Dijkstra 算法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2009, 49(11): 1834-1837.
- [12] HOFFMAN W, PAVLEY R. A Method for the Solution of the Nth Best Path Problem[J]. *Journal of the ACM*, 1959, 6(4): 506-514.
- [13] XU T, DING X L, LI J F. Review on K shortest paths algorithms[J]. *Computer Engineering and Design*, 2013, 34(11): 3900-3906. (in Chinese)  
徐涛,丁晓璐,李建伏. K 最短路径算法综述[J]. *计算机工程与设计*, 2013, 34(11): 3900-3906.
- [14] WANG L X, GAO W. Optimization on mutiple shortest path algorithm[J]. *Sci/Tech Information Development & Economy*, 1999(2): 22-23. (in Chinese)  
王丽星,郜巍.多条最短路径算法的优化[J]. *科技情报开发与经济*, 1999(2): 22-23.
- [15] WANG Z J, HAN W Y, LI Y J. Shortest path problem with multiple shortest paths[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2010, 42(9): 1428-1431. (in Chinese)  
王志坚,韩伟一,李一军.具有多条最短路径的最短路径问题[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2010, 42(9): 1428-1431.
- [16] WANG S X, LI A Y. Multi-adjacent-vertexes an Multi-shortest-paths Problem of Dijkstra Algorithm [J]. *Computer Science*, 2014, 41(6): 217-224. (in Chinese)  
王树西,李安渝. Dijkstra 算法中的多邻接点与多条最短路径问题[J]. *计算机科学*, 2014, 41(6): 217-224.