

基于直觉模糊熵的改进粒子群算法求解 WTA 问题

苏丁为 王毅 周创明

(空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

摘要 为了提高求解武器目标分配问题的效率和性能,提出了一种基于直觉模糊熵的改进粒子群算法(IFEIPSO)。首先,针对 WTA 问题的多约束条件建立了整数编码方案,降低了问题的复杂性;其次,采用一种交换操作和模拟退火机制对粒子群算法的局部最优解进行更新,从而得到更优的局部最优解和全局最优解,以增加算法的局部搜索能力;最后,以直觉模糊熵作为种群多样性的测度,根据熵值大小对种群进行变异操作,提高种群的多样性,增加算法的全局搜索性能。仿真实验结果表明,该算法很好地提高了粒子群算法的寻优能力,有效地解决了 WTA 问题。

关键词 武器目标分配,直觉模糊熵,交换操作,模拟退火机制,粒子群算法

中图分类号 TP301 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.12.046

Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Solving Weapon-target Assignment Problem Based on Intuitionistic Fuzzy Entropy

SU Ding-wei WANG Yi ZHOU Chuang-ming

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

Abstract An improved particle swarm optimization algorithm for solving weapon-target assignment (WTA) problem based on intuitionistic fuzzy entropy (IFEIPSO) was proposed to improve the efficiency and performance. Firstly, the algorithm sets up an integer decoding scheme for a variety of constraints about WTA to decrease the complexity of problem. Then, the algorithm updates the partial best-solution of PSO by using an exchange operation and a simulated annealing mechanism which aims to get the better partial best-solution and global best-solution, and increases the partial searching ability. Finally, the algorithm uses a metric based on intuitionistic fuzzy entropy to measure the diversity of the population, and designs a mutation operation on the basis of entropy value to improve the population's diversity and global searching performance. The results of simulation indicate that the algorithm improves the searching ability of PSO and it is useful for dealing with WTA problem.

Keywords Weapon-target assignment, Intuitionistic fuzzy entropy, Exchange operation, Simulated annealing mechanism, Particle swarm optimization

武器目标分配(Weapon-Target Assignment, WTA)是防空作战指挥决策中的最为关键的问题之一,其内容是如何合理地部署我方火力武器来迎击敌对目标,以期达到最佳的作战效果。它属于 NP 完全问题^[1],因而传统的算法求解 WTA 问题时,如动态规划法、隐枚举法、分支界定法等,会随着问题规模的增加而使计算时间呈指数增长,难以应用到实际作战中。但随着计算智能的发展,许多智能算法已应用到 WTA 问题中,极大地提高了 WTA 的效率和实用性,如神经网络^[2]、遗传算法^[3]、粒子群算法^[4]、蚁群算法^[5]、模拟退火算法^[6]及其混合优化策略^[7,8]等。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[9]是模仿鸟群捕食行为发展而成的一种群体智能算法,它通过群体间的协同作用来进行优化搜索,收敛速度快且易实现。近年来,PSO 算法被广泛应用到 WTA 问题中,如文献^[10]结合遗传算法的思想提出粒子群算法求解 WTA 问题,通过交叉和变异策略减少了陷入局部收敛的可能,但是增加了运行的时

间;文献^[11]采用了一种离散粒子群算法求解 WTA 问题,重新定义了算法中的速度和位置公式,但易陷入局部最优解;文献^[12]建立了最大效费比的 WTA 优化模型,提出了一种改进型离散粒子群算法,有效地解决了大规模 WTA 问题,但增加了操作的难度。

本文提出了一种基于直觉模糊熵的改进粒子群算法(IFEIPSO)来求解 WTA 问题,一方面,求出种群每次迭代后的直觉模糊熵值,根据熵值大小判断种群收敛情况,进而决定是否对种群进行变异操作以增加种群多样性;另一方面,在粒子群算法的进化过程中引入模拟退火思想改进粒子群算法,既保证了收敛的速度,又有效地防止了算法陷入局部最优。实验结果表明,该算法在求解 WTA 问题时具有很好的寻优能力。

1 WTA 问题的数学模型

WTA 问题要求对每一个来袭目标都要进行打击;在作战

到稿日期:2016-01-19 返修日期:2016-05-13 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。

苏丁为(1992-),男,硕士生,主要研究方向为智能信息处理,E-mail: xingmohun@163.com;王毅(1979-),男,博士后,主要研究方向为智能信息处理与智能决策;周创明(1967-),男,副教授,主要研究方向为智能信息处理、信息安全。

时间内每个平台分配给目标的武器总数不能超过一定的值；对于同一个来袭目标可以使用多个武器。因而假设在 WTA 问题中，有 n 个来袭目标， m 个武器平台， u_j 为目标 j 的威胁系数， W_i 为 i 平台中可分配给目标的武器数量， p_{ij} 为 i 平台的一个武器对目标 j 的杀伤概率， $x_{ij}=0$ 表示不给目标 j 分配 i 平台中的武器。WTA 问题的目的是要确定分配给各目标的各类武器数量，以使敌方所有目标的生存概率最小，而我方的攻击效能最高。因此，建立数学模型如下：

$$\begin{aligned} \max f &= \sum_{j=1}^n u_j [1 - \prod_{i=1}^m (1 - p_{ij})^{x_{ij}}] \\ \text{s. t. } & \sum_{j=1}^n x_{ij} \leq W_i, i=1, 2, \dots, m \\ & \sum_{i=1}^m x_{ij} \geq 1, j=1, 2, \dots, n \\ & \sum_{j=1}^n u_j = 1, j=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

其中， $x_{ij} \geq 0, x_{ij} \in Z$ 。式(1)中的第一约束条件($\sum_{j=1}^n x_{ij} \leq W_i, i=1, 2, \dots, m$)表明每个武器平台能分配的火力单元数不能超过一定的值；式(1)中的第二约束条件($\sum_{i=1}^m x_{ij} \geq 1, j=1, 2, \dots, n$)表示对于每一个敌对目标都至少有一个武器进行抗击。

2 基于 IFE 的改进粒子群算法

2.1 直觉模糊熵

信息熵是 Shannon 提出的用于衡量一个随机系统不确定性的尺度，而后产生的模糊熵^[13]则在模糊集理论的基础上度量了事件的模糊不确定性，直觉模糊熵则比模糊集多了非隶属度和犹豫度，能更好更全面地描述群体的当前状态，因而在直觉模糊理论上产生的直觉模糊熵(Intuitionistic Fuzzy Entropy, IFE)^[14,15]能更有效地描述群体的收敛状态和系统的能量变化。因此本文采用直觉模糊熵作为种群多样性的测度，进而控制种群进化过程。

定义 1 对种群(pop)所有粒子的适应度值进行归一化操作，使每个粒子适应度值都属于区间 $[0, 1]$ 。而后将区间 $[0, 1]$ 进行 N (种群规模)等分，计算适应度值在 N 个子区间中的粒子个数，将个数大于 1 的子区间单独作为一个集合 $P_i, i=1, 2, \dots, k$ (k 为个数大于 1 的子区间个数)，将个数为 1 的子区间整合为一个集合 P_{k+1} ，因此可满足 $\forall i, j \in \{1, 2, \dots, k, k+1\}$ ，都有 $P_i \cap P_j = \emptyset, \bigcup_{i=1}^{k+1} P_i = pop$ ，根据以上条件可定义：

$$\mu_i^t = \frac{|P_i|}{N}, \pi_i^t = \frac{|P_{k+1}|}{N}, \nu_i^t = 1 - \mu_i^t - \pi_i^t \quad (2)$$

其中， $i=1, 2, \dots, k, \mu_i^t$ 为隶属度，表示第 t 代中所有粒子隶属于第 i 个子区间的程度， $\mu_i^t \in [0, 1]$ ； π_i^t 为犹豫度， $\pi_i^t \in [0, 1]$ ； ν_i^t 为所有粒子不属于第 i 个子区间的程度， $\nu_i^t \in [0, 1]$ 。

归一化操作如下：先求出群体所有粒子适应度值的最小值 f_{\min} 和最大值 f_{\max} ，对于 $\forall i \in N$ 有 $f^i(x_i) = \frac{(f(x_i) - f_{\min}^i)}{(f_{\max}^i - f_{\min}^i)}$ 处理，使每个粒子的适应度值归一化后都在区间 $[0, 1]$ 。

定义 2(直觉模糊熵^[14]) 设 H^t 是种群的直觉模糊熵，其定义如下：

$$H^t = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{\min(\mu_i^t, \nu_i^t) + \pi_i^t}{\max(\mu_i^t, \nu_i^t) + \pi_i^t} \quad (3)$$

其中， $H^t \in [0, 1]$ ，当所有粒子收敛于同一子区间时， $k=1$ ， $H^t=0$ ；当粒子均匀分散在各子区间，即 $k=N$ 时， $H^t=1$ 。而

种群中粒子在子区间中分散得越均匀， H^t 的值越大，反之，则越小。

2.2 基于模拟退火的改进粒子群算法

2.2.1 WTA 问题模型粒子整数编码

WTA 问题模型具有多个线性不等式约束，为了简化问题的复杂性，采用文献^[16]中的整数编码，将其中的第一个约束条件($\sum_{j=1}^n x_{ij} \leq W_j, i=1, 2, \dots, m$)蕴涵到编码中，即将来袭目标进行 0 到 n 的整数编号，并初始化随机赋值到维数为 $D = \sum_{i=1}^m W_i$ 的数组中。而第二个约束条件($\sum_{i=1}^m x_{ij} \geq 1, j=1, 2, \dots, n$)继续作为决策判断的依据。

2.2.2 粒子群算法的更新公式

粒子群算法是通过种群中的粒子间协作和竞争来实现对最优解的搜索。针对 WTA 问题模型以及编码方式，修改 PSO 算法更新公式如下：设第 i 个粒子在 D 维空间中的表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ，此粒子经历的历史最优位置记为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ，即局部最优解 p_{best} 。在群体中所有粒子经历过的最优位置记为全局最优解 g_{best} 。粒子 i 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。第 $t+1$ 次迭代时，第 i 个粒子的第 d 维($1 \leq d \leq D$)的速度和位置更新公式如下：

$$w^t = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \left(\frac{t}{MaxIt} \right) \quad (4)$$

$$v_{id}^{t+1} = w^t \times v_{id}^t + c_1 \times r_1 \times (p_{best} - x_{id}^t) + c_2 \times r_2 \times (g_{best} - x_{id}^t) \quad (5)$$

$$v_{id}^{t+1} = \begin{cases} -v_{\max}, & v_{id}^{t+1} < -v_{\max} \\ v_{\max}, & v_{id}^{t+1} > v_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

$$x_{id}^{t+1} = \lceil (x_{id}^t + v_{id}^{t+1}) \% x_{\max} \rceil \quad (7)$$

惯性权重的大小表明粒子历史速度信息对当前速度的影响，因此采用式(4)惯性权重 w^t 线性递减，以使其尽可能收敛于全局最优解；而式(5)中 c_1, c_2 为学习因子，用来平衡个体和群体的认知能力， r_1, r_2 是分布在 $[0, 1]$ 上相互独立的随机数。式(6)则是为了缓解粒子的进化过程，将粒子的速度控制在区间 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 中；式(7)的位置更新公式则是通过 $(x_{id}^t + v_{id}^{t+1})$ 数值对 n (目标数)取余，并求绝对值，之后四舍五入取整数，从而把 x_{id}^{t+1} 限制在 $[0, n]$ 的整数区间中。本文参数设置为 $w_{\max}=0.9, w_{\min}=0.4, c_1=0.8, c_2=0.8$ 。

2.2.3 基于模拟退火机制的局部最优解更新

模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)是 20 世纪 80 年代发展起来的一种智能算法，它采用 Metropolis 接受准则，通过控制温度等参数来模拟固体退火过程，因此对于局部搜索算法的拓展有着一定的优势。其基本思想是在给定解以及其局部领域随机产生的新解之间，以 Metropolis 接受准则指导，使适应度较好的解被接受或者使适应度较差的解以一定的概率被接受。而在粒子群算法的迭代过程中，由于算法所产生的局部最优解不一定都满足 WTA 问题的所有约束条件，因此引入模拟退火机制对局部最优解进行局部优化搜索，以期得到更多满足所有约束条件且适应值更好的局部最优解，进而产生更好的全局最优解，以引导种群的进化。

同时，为了不使模拟退火中局部领域产生的新解与给定解相比变化过大而引起进化过程失控，采用了一种交换机制，即在粒子群算法所产生的所有局部最优解 p_{best} 中，随机选择其中的一个解，再随机选择此解的两个位置进行交换得到新解 x_{best} ，如假设粒子维数为 $D=5$ ，选择的旧解为 $p_{best} =$

23145,随机选取得到位置 2 和 4,通过交换机制得到新解 $xbest=24135$ 。其模拟退火操作过程的伪代码如下。

```

Begin
for k=1:L
    从 size(种群大小)个局部最优解中随机选择一个解 pbesti;
    通过交换机制得到新解 xbesti;
    计算出新解 xbesti 的适应度值 f'(xi) 以及符合所有约束条件的程度 cxi;
    if cxi=1 Then
        计算 pbesti 的 f(xi) 与 xbesti 的 f'(xi) 之间的差值, 记为 ΔE;
        if ΔE≤0 Then
            将新解 xbesti 与 f'(xi) 赋值给 pbesti 和 f(xi);
        elseif exp(-ΔE/T) > rand
            将新解 xbesti 与 f'(xi) 赋值给 pbesti 和 f(xi);
        end
    end
end
通过公式 T=alpha×T 降低温度, 一轮退火操作结束。
end

```

其中, cx_i 为第 i 个粒子符合所有约束条件的程度, $cx_i \in [0, 1]$, 值越大说明越符合所有约束条件, 当 $cx_i = 1$ 时, 表示完全符合所有约束条件; 当 $cx_i = 0$ 时, 表示此解对每个目标分配的武器 C_j 都小于 1, $j = 1, 2, \dots, n$ 。操作的伪代码如下。

```

Begin
cxi 初始化为 0;
for j=1:n
    计算当前粒子对第 j 个目标攻击的武器总数 Cj;
    if Cj ≥ 1 Then
        cxi = cxi + 1/n;
    end
end
end

```

随着退火机制的进行和温度的降低以及对局部最优解的交换操作, 使非可行解被接受的概率逐渐减小, 同时增加了满足所有约束条件的局部最优解的数量, 有利于满足所有约束条件的全局最优解 g_{best} 的产生, 使种群在下次迭代时朝着满足约束条件的方向进化。本文参数设置为 $L = 10 \times D$, $T_0 = 100000$, $alpha = 0.95$ 。

2.3 基于直觉模糊熵的自适应变异操作

由于粒子群算法随着迭代次数的增加易陷入局部最优, 而熵值 H' 的大小表明当前种群的收敛程度, 因此通过种群熵值 H' 对种群进行变异操作, 可以一定程度上增加种群的多样性, 减少陷入局部最优的可能。其操作如下: 当 $H' < \alpha$ 时, 开始进行变异操作, 而后对种群中的每个粒子, 根据 $rand$ 是否小于变异概率 $P = (1 - H')$ 进行判断, 若 $rand < P$, 则对该粒子进行变异, 即随机产生符合编码的粒子更换此粒子; 否则, 不对该粒子进行变异操作。本文参数设置为 $\alpha = 0.5$ 。

2.4 基于直觉模糊熵的改进粒子群算法的步骤

本文算法的详细步骤如下:

Step 1 设定算法参数, 其中种群规模为 $size$, 迭代次数为 $MaxIt$, 当前迭代次数 $t = 1$ 。

Step 2 随机产生符合 2.2.1 节粒子编码且规模为 $size$ 大小的种群, 依次计算出种群中每个粒子的适应度值 $f(x_i)$,

进而产生第一次迭代的全局最优解 g_{best} 和局部最优解 p_{best} 。

Step 3 进入迭代循环, 通过 2.2.2 节中的速度更新式 (5) 和位置更新式 (7) 更新每个粒子的速度和位置, 同时按粒子的历史最佳位置求出局部最优解 p_{best} 。

Step 4 通过 2.2.3 节对当前的局部最优解 p_{best} 进行模拟退火操作和交换操作, 得到符合约束条件且更优的新局部最优解 p_{best} , 而后求出全局最优解 g_{best} 。

Step 5 通过 2.1 节求出种群的熵值 H' , 而后按照熵值 H' 的大小对种群进行 2.3 节的变异操作。

Step 6 $t = t + 1$, 当 $t > MaxIt$ 时, 迭代循环结束, 输出每次迭代时的全局最优解和其适应度值; 否则, 返回步骤 Step 3。

3 测试结果与分析

3.1 测试数据

引入文献[16]的数据测试, 武器平台数 $m = 7$, 敌对目标数 $n = 10$, 每个武器平台最多可使用的武器数为 $W = (4, 5, 4, 5, 4, 5, 4)$, 第 i 个武器平台 W_i 打击第 j 个目标的命中概率为 p_{ij} , 命中率与目标威胁系数如表 1 所列。

表 1 命中率(p_{ij})与目标威胁系数

平台	来袭目标									
	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	0.82	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
u	0.09	0.12	0.14	0.06	0.05	0.10	0.08	0.09	0.15	0.12

3.2 测试结果和分析

算法的运行环境为: Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU 处理器和 8GB 内存的计算机以及 Matlab 2014 的测试软件。表 2 列出 IFEIPSO 算法、标准 PSO 算法^[9]、粒子群退火算法 (PSOSA)^[17] 在不同的种群规模 $size$ 和迭代次数 $MaxIt$ 下运行 30 次所得到的运行时间状况以及作战效能大小。PSO 算法的参数设置为 $\omega_{max} = 0.9$, $\omega_{min} = 0.4$, $c_1 = 0.8$, $c_2 = 0.8$, 粒子编码方式选择本文的整数编码; PSOSA 算法的参数与本文 PSO 算法参数相同, 起始温度 $T_0 = 100000$, 退火率 $alpha = 0.95$ 。

表 2 算法运行时间和作战效能

算法	size/ MaxIt	最小 时间 (s)	最大 时间 (s)	平均 时间 (s)	最大 作战 效能	最小 作战 效能	平均 作战 效能
PSO		0.1264	0.1324	0.1294	0.9753	0.9523	0.9630
PSOSA	50/100	0.2095	0.2205	0.2140	0.9787	0.9422	0.9569
IFEIPSO		0.8406	0.8986	0.8583	0.9941	0.9908	0.9931
PSO		0.2500	0.2588	0.2546	0.9760	0.9613	0.9684
PSOSA	100/100	0.4377	0.4509	0.4432	0.9774	0.9432	0.9609
IFEIPSO		0.9615	1.0084	0.9797	0.9943	0.9900	0.9920
PSO		0.5046	0.5129	0.5089	0.9796	0.9612	0.9705
PSOSA	100/200	0.8381	0.8612	0.8467	0.9822	0.9462	0.9645
IFEIPSO		1.9435	2.2074	1.9936	0.9949	0.9920	0.9933
PSO		0.7544	0.7719	0.7631	0.9817	0.9652	0.9726
PSOSA	100/300	1.2651	1.2814	1.2748	0.9824	0.9489	0.9666
IFEIPSO		2.9722	3.0703	3.0065	0.9953	0.9919	0.9934

从表 2 可知, 在不同的种群规模与迭代次数下, 虽然 PSO 算法和 PSOSA 算法在时间上优于 IFEIPSO 算法, 但在作

战效能上,IFEIPSO算法远大于PSO算法和PSOSA算法;同时,随着迭代次数从100增加到300,IFEIPSO算法得到的平均作战效能从0.9920增加到0.9934,而最大作战效能也从0.9943增加到0.9953,说明算法具有很好的全局搜索性能。而从图1中3种算法的适应度值比较来看,IFEIPSO算法在迭代的过程中适应度值一直在PSO算法和PSOSA算法之上,说明IFEIPSO算法在局部搜索上优于PSO算法和PSOSA算法;且随着迭代次数的增加,IFEIPSO算法的适应度值是稳定增加的,不像PSO算法和PSOSA算法在前期快速收敛而后一直维持在一个固定值,说明IFEIPSO算法有很好的全局寻优能力。

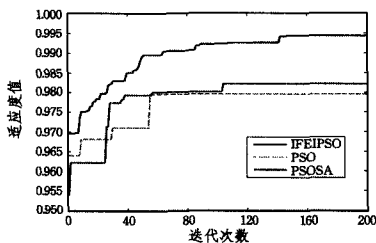


图1 算法在 $size/MaxIt=100/200$ 规模下的适应度值变化

在 $size/MaxIt=100/200$ 的规模下,IFEIPSO算法仿真计算得到的最优WTA解为:

$$x = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

由矩阵可知,对于武器平台1,其中的3个武器分配给第1个目标,1个武器分配给第2个目标;对于武器平台2,其中的1个武器分配给第2个目标,4个武器分配给第3个目标;以此类推,对于武器平台7,其中的1个武器分配给第2个目标,1个武器分配给第5个目标,2个武器分配给第7个目标。而此最优分配方案得到的系统作战效能为0.9949。

在相同的种群规模($size=100$)和最大迭代次数($MaxIt=200$)下,IFEIPSO算法所得到的最大作战效能0.9949与文献[16]中的免疫算法得到的最大作战效能0.9918相比,IFEIPSO算法比文献[16]的算法在最大作战效能上提高了0.0031,有效地提高了武器对目标的毁伤概率;同时,IFEIPSO在规模为100/300下得到的最大作战效能0.9953与文献[18]中的自适应差分进化算法(CSaDE)在100/1000的规模下所得到的最大作战效能0.9950相比,作战效能更优。

3.3 熵值变化与算法比较分析

图2示出了在 $size/MaxIt=100/200$ 的规模下的熵值变化,它反映了种群的收敛情况。由图2可知,熵值基本维持在 $[0, 0.5]$ 的区间内,这表明算法中的模拟退火操作有效地提高了算法的局部探索能力,使种群保持着一定的局部收敛程度;同时,随着迭代次数的增加,熵值在上下波动但整体趋势有所增加,说明算法的变异操作很好地维持了种群的多样性,使种群具有很好的全局搜索能力,并逐渐向着全局最优解的方向收敛。而图3(图3(b)从文献[16]中引入)示出在 $size/MaxIt=100/200$ 的规模下的适应度值变化曲线。从图3(a)可知,IFEIPSO算法适应度值变化曲线随迭代过程而不断增加,表明

了算法中的模拟退火操作和变异操作的有效性,同时与图3(b)中的免疫算法、粒子群算法、遗传算法的适应度值变化曲线相比,IFEIPSO算法减慢了种群进化的收敛速度,增加了全局收敛能力,很好地提高了WTA的作战效能,且最终得到的作战效能优于其他3种算法。

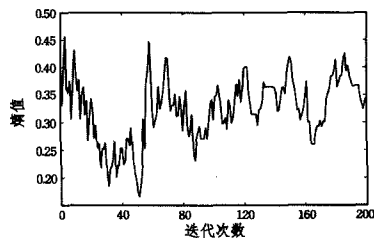
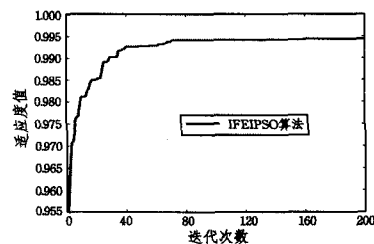
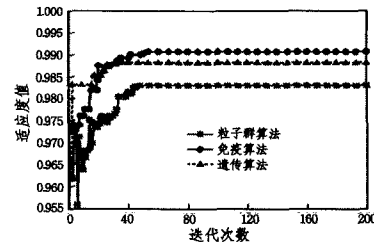


图2 直觉模糊熵值的变化曲线



(a)



(b)

图3 不同算法适应度值变化曲线

结束语 本文针对粒子群算法求解WTA问题的收敛速度,引入了直觉模糊熵来反映算法的收敛情况,进而通过基于熵值的变异操作来控制算法的收敛速度,避免算法陷入局部最优之中,增加了种群的多样性和全局寻优能力;同时,通过对模型的整数编码,减小了问题的复杂程度,而后对局部最优解进行交换和模拟退火操作,增强了算法的局部寻优能力。相对于PSO算法和PSOSA算法,虽然IFEIPSO算法在求解WTA问题上所花费的时间有所增加,但在性能上优于PSO算法和PSOSA算法,且与遗传算法、免疫算法相比,在求解WTA问题上,IFEIPSO算法的寻优能力更强。

参考文献

- [1] Lloyd S P, Witsenhausen H S. Weapons allocation is NP-complete[C]//Proceedings of the 1986 Summer Computer Simulation Conference. Reno, NV (USA), 1986: 1045-1058
- [2] Wacholder E. A neural network-Based optimization algorithm for the static weapon-target assignment problem[J]. ORSA Journal on Computing, 1989(4): 232-246
- [3] Bisht S. Hybrid genetic-simulated annealing algorithm for optimal weapon allocation in multilayer defence scenario[J]. Defence Science Journal, 2004, 54(3): 395-405
- [4] Zhou B, Zou F X, Wei J H. A novel approach to solving weapon-target assignment problem based on hybrid particle swarm optimization algorithm[C]// Proc. of the International Conference

- on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology. 2011;1385-1387
- [5] Wang Yan-xia, Qian Long-jun, Guo Zhi, 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
- [6] Aydin M E, Fogarty T C. A distributed evolutionary simulated annealing algorithm for combinatorial optimisation problems [J]. Journal of Heuristics, 2004, 10(3): 269-292
- [7] Lee Z J, Lee W L. A Hybrid Search Algorithm of Ant Colony Optimization and Genetic Algorithm Applied to Weapon-Target Assignment Problems[C]//IDEAL 2003. 2003, 2690: 278-285
- [8] Ding Zhu, Ma Da-wei, Tang Ming-duan, et al. TSAPSO: A Hybrid Search Algorithm of Tabu Search and Annealing Particle Swarm Optimization for Weapon-Target Assignment[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(9): 2480-2483(in Chinese)
丁铸, 马大为, 汤铭端, 等. 基于禁忌退火粒子群算法的火力分配[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(9): 2480-2483
- [9] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995;1942-1948
- [10] Gao Shang, Yang Jing-yu. Solving weapon-target assignment problem by particle swarm optimization algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(7): 1250-1253 (in Chinese)
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
- [11] Qu Zai-bin, Liu Yan-jun, Xu Xiao-fei. Discrete particle swarm optimization for solving WTA problem[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2011, 43(3): 67-69, 101(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, 101
- [12] Fan Cheng-li, Xing Qing-hua, Zheng Ming-fa, et al. Weapon-target allocation optimization algorithm based on IDPSO[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(2): 336-342 (in Chinese)
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
- [13] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-356
- [14] Wang Yi, Lei Ying-jie. A technique for constructing intuitionistic fuzzy entropy [J]. Control and Decision, 2007, 12(22): 1390-1394 (in Chinese)
王毅, 雷英杰. 一种直觉模糊熵的构造方法[J]. 控制与决策, 2007, 12(22): 1390-1394
- [15] Wang Yu-zhe, Lei Ying-jie, Zhou Lin, et al. Intuitionistic fuzzy discrete particle swarm algorithm [J]. Control and Decision, 2012, 27(11): 1735-1740 (in Chinese)
汪禹喆, 雷英杰, 周林, 等. 直觉模糊离散粒子群算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(11): 1735-1740
- [16] Ruan Min-zhi, Li Qing-min, Liu Tian-hua, et al. 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, 等. 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
- [17] Gao Shang, Yang Jing-yu, et al. Particle swarm optimization based on the ideal of simulated annealing algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2005, 22(1): 103-104, 80 (in Chinese)
高尚, 杨静宇, 等. 基于模拟退火算法思想的粒子群优化算法[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(1): 103-104, 80
- [18] Wang Shao-Lei, Chen Wei-yi, Gu Xue-feng, et al. Solving weapon-target assignment problems based on self-adaptive differential evolution algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(10): 2115-2121 (in Chinese)
王少雷, 陈维义, 顾雪峰, 等. 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): 2115-2121

(上接第 233 页)

- [13] Kuang D, Park H. Fast rank-2 nonnegative matrix factorization for hierarchical document clustering [C]// Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2013; 739-747
- [14] Jaiswal A, Janwe N J. Fuzzy Association Rule Mining Algorithm to Generate Candidate Cluster: An Approach to Hierarchical Document Clustering [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2012, 9(2)
- [15] Kiran K N, Santosh G S K, Varma V. Multilingual Document Clustering Using Wikipedia as External Knowledge[M]// Multidisciplinary Information Retrieval. Springer Berlin Heidelberg, 2011; 108-117
- [16] Nasir J A, Varlamis I, Karim A, et al. Semantic smoothing for text clustering[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 54(4): 216-229
- [17] Xu Chen-kai, Gao Mao-ting. Improved ART 2 neural network for text clustering based on LSA [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 2(24): 133-138, 177 (in Chinese)
徐晨凯, 高茂庭. 使用 LSA 降维的改进 ART2 神经网络文本聚类[J]. 计算机工程与应用, 2015, 2(24): 133-138, 177
- [18] Li H, Li J, Wong L, et al. Relative Risk and Odds Ratio: A Data Mining Perspective (Corrected Version) [C]// PODS'05. 2005; 368-377
- [19] Gale W A, Sampson G. Good-turing frequency estimation without tears [J]. Journal of Quantitative Linguistics, 1995, 2(3): 217-237
- [20] Chen W Y, Song Y, Bai H, et al. Parallel spectral clustering in distributed systems [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2011, 33(3): 568-586
- [21] Kim C W, Sun P. Enhancing Text Document Clustering Using Non-negative Matrix Factorization and WordNet [J]. Journal of Information & Communication Convergence Engineering, 2013, 11(4): 241-246
- [22] Kuang D, Park H. Fast rank-2 nonnegative matrix factorization for hierarchical document clustering [C]// Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2013; 739-747
- [23] Huang Xian-ying, Liu Ying-tao, Rao Qin-fei. Similarity Algorithm Based on Common Chunks Between English Short Texts [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(8): 88-93 (in Chinese)
黄贤英, 刘英涛, 饶勤菲. 一种基于公共词块的英文短文本相似度算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2015, 29(8): 88-93