

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.06.007

## 改进的粒子群算法求解火力优化配置

徐克虎, 黄大山, 王天召

(装甲兵工程学院控制工程系, 北京 100072)

**摘要:** 针对现代化战场作战双方坦克分队进行火力对抗时, 需要指挥员能够随时提供合理的火力打击策略这一问题, 提出了一种改进的粒子群算法, 用于快速求得可行的火力优化配置方案, 为指挥员作出打击决策提供依据。与实例对比分析的结果表明, 改进的粒子群算法具有很高的求解精度与求解效率, 能够满足坦克分队作战需求。

**关键词:** 坦克分队; 火力优化配置; 粒子群算法 (PSO)

**中图分类号:** TJ38 **文献标志码:** A

## Improved Particle Swarm Algorithm for Fire Optimal Assignment

Xu Kehu, Huang Dashan, Wang Tianzhao

(Dept. of Control Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

**Abstract:** Aiming at the commander will give reasonable fire strike strategy in anytime in modern battlefield tank unit fire counterwork, an improved particle swarm algorithm is introduced to generate a feasible fire assignment scheme in a short time, which provided a basis for decision making. The comparison result shows improved particle swarm algorithm has high accuracy and efficiency, which can meet the operation requirements of tank unit.

**Key words:** tank unit; fire optimal assignment; particle swarm algorithm

### 0 引言

坦克分队具有猛烈的火力、快速的机动性和良好的装甲防护性等特点, 是现代战场合同作战的主力军<sup>[1]</sup>。如何选取坦克分队火力优化配置方案, 充分发挥其火力优势, 取得战场主动性成为制胜的关键。建立准确合理的模型、设计可靠并有时效性的优化算法是火力优化配置问题研究的主要内容。笔者针对最大毁伤效果模型, 运用粒子群优化算法解算, 并提出了改进措施, 使模型的求解具有很高的可靠性与很强的时效性。

### 1 数学模型

假设在坦克分队战场对抗的某一时刻, 我方的  $m$  个火力单元需对敌  $n$  个目标进行火力打击。已知目标  $j(j=1, 2, \dots, n)$  的战场价值权重为  $k_j$ , 第  $i(i=1, 2, \dots, m)$  个火力单元对第  $j$  个目标射击的毁伤概率为  $r_{ij}$ 。以  $x_{ij}$  表示火力配置特征数, 则有火力优化配置方案矩阵

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

式中  $x_{ij} \in \{0, 1\}$ 。

当第  $i$  个火力单元分配给第  $j$  个目标时, 有  $x_{ij}=1$ ; 否则有  $x_{ij}=0$ 。

对火力单元进行优化配置, 要求使整个坦克分队的作战效能最大, 即使毁伤目标的数学期望达到最大值, 建立火力优化配置数学模型<sup>[2]</sup>为:

$$\begin{aligned} \max E = \max \{ & \sum_{j=1}^n k_j [1 - \prod_{i=1}^m (1 - r_{ij})^{x_{ij}}] \} \\ \text{s.t. } & \begin{cases} \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \\ \sum_{i=1}^m x_{ij} \leq 3 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: 每个火力单元只能射击 1 个目标; 每个目标最多分配 3 个火力单元打击。

### 2 改进的粒子群算法求解

#### 2.1 算法基本思想

粒子群优化算法随机初始化一群粒子, 每个粒子代表多维空间中的一个点, 它是待优化函数  $f$  最值的一个潜在解, 随着算法运行, 粒子不断逼近函数的最值<sup>[3]</sup>。粒子速度和位置更新公式可描述为:

$$v^{t+1} = v_{inh}^t + v_{ind}^t + v_{glo}^t = w \cdot v^t + c_1 r_1 (p_{best}^t - x^t) + c_2 r_2 (g_{best}^t - x^t) \quad (2)$$

$$x^{t+1} = x^t + v^{t+1} \quad (3)$$

收稿日期: 2012-01-10; 修回日期: 2012-02-21

基金项目: 装甲兵工程学院科研创新基金“信息化装甲部(分)队整体火力优化控制研究”(2011CJ040)

作者简介: 徐克虎(1963—), 男, 安徽人, 博士, 教授, 从事作战评估与军事仿真研究。

式中： $t$  为迭代代数； $w$  为惯性权系数； $c_1, c_2$  分别为自我认知系数和群体认知系数； $r_1, r_2$  为 2 个相互独立的随机数。

由速度更新公式可以看出，粒子的速度由 3 部分控制<sup>[4]</sup>：粒子继承速度  $v_{inh}$ ，在一定程度上保留前一状态的速度；粒子自我认知速度  $v_{ind}$ ，向粒子自身历史最好位置  $p_{best}$  飞行的速度；粒子群体认知速度  $v_{glo}$ ，向粒子群体历史最好位置  $g_{best}$  飞行的速度。

### 2.2 粒子编码及更新公式改进

对于火力优化配置问题，每个粒子位置对应着一个火力优化配置方案，粒子的飞行表示从一个配置方案到另一个配置方案的选择。随着算法的收敛，粒子逐渐逼近最优配置方案。设种群中粒子位置的集合为：

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_{POP}\}$$

式中 POP 为种群大小。

种群中粒子位置如图 1 所示。

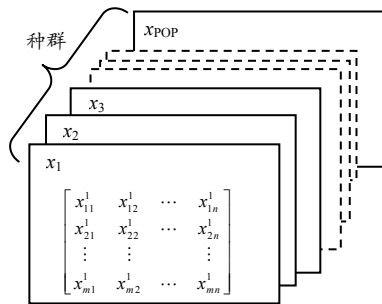


图 1 种群粒子位置

在算法运行过程中，每一个粒子都以一定的速度按照既定的规则飞行。设粒子的速度集合为：

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_{POP}\}$$

种群中第  $s$  个粒子的速度可表示为

$$v_s = \begin{bmatrix} v_{11}^s & v_{12}^s & \dots & v_{1n}^s \\ v_{21}^s & v_{22}^s & \dots & v_{2n}^s \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ v_{m1}^s & v_{m2}^s & \dots & v_{mn}^s \end{bmatrix}$$

式中  $v_{ij}^s$  为实数。

将第  $i$  个火力单元与第  $j$  个目标的组合视为一个火力分配对  $\langle i \sim j \rangle$ 。 $v_{ij}^s$  表示第  $s$  个粒子飞行速度朝向火力分配对  $\langle i \sim j \rangle$  的分量。 $v_{ij}^s$  越大，粒子朝向  $\langle i \sim j \rangle$  飞行的速度越大，粒子向这个火力优化配置方案进化的可能性就越大。

由于火力优化配置是离散问题，所以需要粒

子更新公式做出适应性改动。笔者在做出适应性改动的同时，也提出了改进方法，使算法更可靠。

保持速度更新公式中粒子继承速度更新方式不变，对粒子自我认知速度和粒子群体认知速度作出如下改进：

$$v^{t+1} = v_{inh}^t + v_{ind}^t + v_{glo}^t = w \cdot v^t + c_1 r_1 (a_1 (p_{best}^t - x^t) + b_1 O) + c_2 r_2 (a_2 (g_{best}^t - x^t) + b_2 O) \quad (4)$$

式中： $a_1, a_2$  为粒子向最优解飞行的权重系数； $b_1, b_2$  为速度累加系数； $O$  为  $m \times n$  大小的全 1 矩阵。

在原始更新公式中，当粒子处在  $g_{best}$  位置时，2 个认知速度为零，粒子只根据继承速度沿直线飞行，且当  $w < 1$  时，飞行速度逐渐减慢，种群粒子集聚，出现早熟现象。引入速度累加系数可以在一定程度上解决这个问题。算法运行初期，速度累加量很小，算法中粒子认知速度的更新主要依靠  $p_{best}$  和  $g_{best}$ 。算法运行后期，速度累加量积累到一定程度，可以改变粒子飞行速度的大小及方向，拓宽其飞行空间。当粒子处在  $g_{best}$  位置时，粒子也可朝着不同的方向飞行，探索更好的位置，避免陷入局部最优。但速度累加量不能过大，过大会使粒子飞行杂乱无章，导致算法不收敛。

速度更新过程中，每个火力分配对  $\langle i \sim j \rangle$  的自我认知速度需满足  $|(v_{ind}^t)_{ij}^s| \leq V_{max}$ ，群体认知速度需满足  $|(v_{glo}^t)_{ij}^s| \leq V_{max}$ ， $V_{max}$  表示粒子认知的最大飞行速度。只限制粒子更新的认知速度分量而不限制 3 个分量叠加后的粒子速度，可充分提高算法运行后期粒子飞行速度的大小，避免粒子收敛到局部最优值。

对粒子位置更新公式改进如下：

$$\hat{x}^{t+1} = x^t + v^{t+1} \quad (5)$$

$$x^{t+1} = f(\hat{x}^{t+1}) \quad (6)$$

式中  $\hat{x}^{t+1}$  为粒子位置的中间过程量。

种群中第  $s$  个粒子位置的中间过程量可表示为

$$\hat{x}_s^{t+1} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{11}^s & \hat{x}_{12}^s & \dots & \hat{x}_{1n}^s \\ \hat{x}_{21}^s & \hat{x}_{22}^s & \dots & \hat{x}_{2n}^s \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{x}_{m1}^s & \hat{x}_{m2}^s & \dots & \hat{x}_{mn}^s \end{bmatrix}$$

式中  $\hat{x}_{ij}^s$  为实数。

$\hat{x}_{ij}^s$  越大，表示将第  $i$  个火力单元分配给第  $j$  个目标的打击效果越好。设粒子  $s$  中，对应每个火力

单元  $i$  的火力分配对  $\{(i \sim j) | j = 1, 2, \dots, n\}$  中最好的打击效果为:

$$\bar{x}_i = \max \{\hat{x}_{ij}^s | j = 1, 2, \dots, n\}$$

式中  $\bar{x}_i$  为实数。

将粒子  $s$  中, 每个火力单元  $i$  最好的打击效果  $\bar{x}_i$  与对应火力分配对  $\{(i \sim j) | j = 1, 2, \dots, n\}$  的粒子位置的中间过程量  $\hat{x}_{ij}^s$  分别比较。若  $\hat{x}_{ij}^s = \bar{x}_i$ , 则令  $x_{ij}^s = 1$ , 表示将第  $i$  个火力单元分配给第  $j$  个目标; 若  $\hat{x}_{ij}^s \neq \bar{x}_i$ , 则令  $x_{ij}^s = 0$ , 表示第  $i$  个火力单元不分配给第  $j$  个目标。运用上述比较方法, 完成粒子位置的更新, 即完成新的火力优化配置方案的确定。

### 2.3 流程改进及参数设定

将坦克分队火力优化配置的目标函数作为粒子群算法的适应度函数, 满足算法对适应度函数的要求, 可以评价粒子的好坏。毁伤目标数量的期望值越大, 火力优化配置的目标函数值就越大, 粒子适应度也越高, 粒子也越好。

代终止条件: 当粒子达到最大进化代数  $GE$  时迭代终止, 或当群体历史最好位置, 保持  $INV$  代不变时迭代终止。

基本粒子群算法初始化的粒子是随机分配的可行解, 这使得初期粒子所对应解的质量普遍偏低。笔者多次并行运行基本粒子群算法, 由于  $r_1, r_2$  2 个随机数的作用, 使得每次运算粒子都会有不同的飞行轨迹, 种群会有不同的进化方向, 得到不同的运算结果, 求得多个的局部最优解, 即优质粒子。优质粒子的获取采用基本粒子群算法并减少每次运算的迭代次数可以减少算法运行时间。然后将得到的优质粒子作为初始粒子, 用改进的粒子群算法进行粒子优化, 可显著提高解的质量, 得到问题的最优解, 所对应的火力优化配置方案更加科学合理, 方案生成的实时性也满足实战要求。算法的流程如图 2 所示。

动态减小惯性权系数  $w$ , 可以使算法更加稳定, 收敛效果好。算法运行初期, 每个粒子有较大的自我认知系数  $c_1$  而较小的群体认知系数  $c_2$ , 可提高粒子全局搜索能力。算法运行后期, 每个粒子有较小的自我认知系数  $c_1$  而较大的群体认知系数  $c_2$ , 确保算法收敛。在算法运行后期提高粒子认知的最大飞行速度  $V_{max}$ , 可以拓宽粒子搜索范围, 避免收

敛到局部最优值。

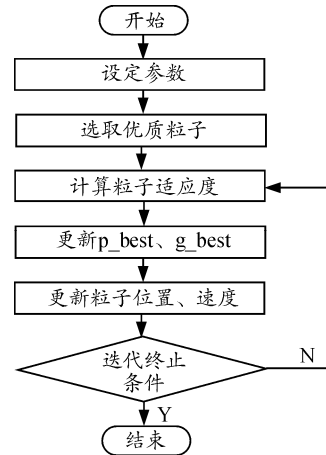


图 2 粒子群算法流程

算法参数设定如表 1 所示。

表 1 粒子群算法参数

参数	选取优质粒子		计算最优方案	
	初期	后期	初期	后期
$c_1$	2.20	2.1	3.20	2.10
$c_2$	1.90	3.2	1.90	4.20
$V_{max}$	0.56	0.7	0.56	0.75
$w$	1.1-0.3t/GE		1.1-0.4t/GE	
$GE$	50		100	
$INV$	25		50	
$r_1, r_2$	0~0.25 的随机数			
$a_1, a_2$	6			
$b_1, b_2$	0.15			

### 3 算例分析

假设敌我双方坦克分队进行火力对抗, 在战斗  $T$  时刻, 我方 8 个火力单元对敌 5 个目标实施打击。火力单元对目标的毁伤概率以及目标的战场价值权重如表 2 所示。

表 2 毁伤概率及价值权重

火力单元	目标				
	1	2	3	4	5
1	0.727	0.420	0.340	0.696	0.313
2	0.776	0.710	0.793	0.807	0.622
3	0.419	0.762	0.749	0.714	0.636
4	0.310	0.570	0.555	0.719	0.745
5	0.796	0.658	0.559	0.531	0.253
6	0.582	0.536	0.751	0.626	0.462
7	0.200	0.300	0.443	0.700	0.632
8	0.100	0.300	0.231	0.600	0.637
$k$	0.277	0.278	0.097	0.265	0.084

在 Visual C++ 环境下, 通过 C 语言编程实现上述模型的求解过程, 最终得到火力优化配置方案如表 3 所示。

表 3 最优火力优化配置方案

目标	1	2	3	4	5
火力单元	1,5	2,3	6	4,7	8

由表 3 可见, 从目标战场价值方面考虑, 目标 1、目标 2、目标 4 的权重系数明显高于目标 3、目

标 5。说明在战斗过程中，目标 1、目标 2 和目标 4 在敌方火力打击中发挥的作用较大，战斗能力较强，对我方的威胁程度较高，而目标 3、目标 5 在本次战斗中发挥的作用相对较小。所以，我方在火力资源有限的情况下，对目标 1、目标 2、目标 4 均分配了 2 个火力单元，对目标 3、目标 5 均只分配 1 个火力单元。从我方火力单元对目标的毁伤概率方面看，几乎所有的火力单元都选取了有较高毁伤概率的目标进行火力打击，使得每次火力打击效果都有一定保障。

运用文中算法对文献[5]中所阐述的火力优化配置问题求解，获得最优配置方案：

$$X = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 3 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

2 种算法运行结果数据比较如表 4 所示。

表 4 算法运行效果对比

采用算法	最优适应值	运行时间/s
原文遗传算法	0.960 6	3.668 8
改进的粒子群算法	0.983 6	0.158 0

由表 4 可见，采用改进的粒子群算法求出的最优适应值高于原遗传算法，即优化配置方案更加科学合理；改进算法运行的时间明显少于原算法，在实际战场上，改进算法将具有更强的时效性。

为了验证本算法的有效性与稳定性，对上述问题又进行 50 次循环解算，最优适应值分布如图 3。

与原文献中的最优适应值分布图相比，改进算法寻优能力远远高于原遗传算法，寻优结果为最优解的概率达到 90%以上，保证了算法的可靠性。

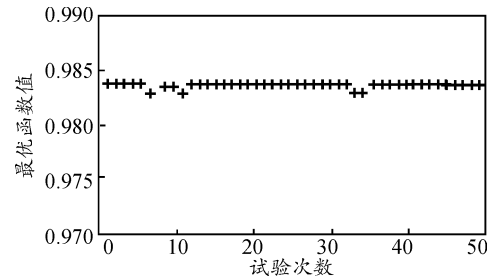


图 3 50 次循环解算运行结果

#### 4 结论

改进的粒子群算法在解算火力优化配置时取得了良好效果，有很高的稳定性与很强时效性。仿真结果表明，该方法基本能满足坦克分队的作战需求。

#### 参考文献：

- [1] 赵健康. 坦克连火力分配研究[D]. 蚌埠: 坦克学院, 2003.
- [2] 张国忠. 智能控制系统及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007.
- [3] 高翔. PSO 在决策支持中多目标静态优化问题的算法应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009.
- [4] 张海峰, 吴富初, 王光源. 防空系统目标威胁评估与火力分配模型[J]. 火力与指挥控制, 2004, 29(6): 29-31.
- [5] 王伟, 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.

\*\*\*\*\*

(上接第 20 页)

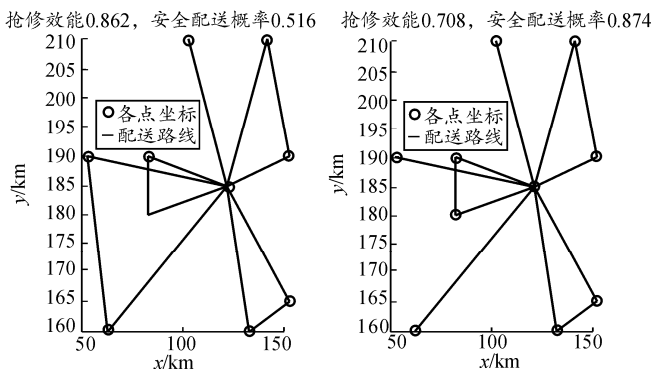


图 1 多目标优化仿真结果

#### 4 结束语

笔者重点以多目标建立战时通信备件配送数学模型，给出了目标函数和约束条件，并利用改进蚁群算法对模型进行了求解，试验结果证明了该模型的有效性和优越性。因篇幅有限，文中的维修效能和路径安全系数均采用计算机随机给出，各点坐标

等参数使用了文献[6]中数据。在下一步的研究中，将结合 GIS 地理信息系统，研究战时维修资源可视化，并且改进蚁群算法，提高模型和算法的实用性。

#### 参考文献：

- [1] Zitzler E, Thiele L. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: empirical results [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173-195.
- [2] 马良, 朱刚, 宁爱兵, 等. 蚁群优化算法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 1-8.
- [3] 张立峰, 赵方庚, 等. 战时备件配送的 MDVRP 问题及其遗传算法求解[J]. 计算机应用与软件, 2010, 22(2): 194-196.
- [4] 杨渝冰. 军事综合运输中方案优化问题的研究及其应用[D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 2008.
- [5] 李建平, 石全, 甘茂治. 装备战场抢修理论与应用[M]. 北京: 兵器工业出版社, 2000.
- [6] 鹏飞, 杨江平, 等. 基于改进蚁群算法的战时雷达器材运输调度模型[J]. 兵工自动化, 2010, 29(4): 7-11.