

联合火力打击中武器目标分配问题的多目标优化模型及算法

宣贺君^{1*}, 向勇², 和晓强³, 刘道华¹

(1. 信阳师范学院 计算机与信息技术学院/河南省教育大数据分析与应用重点实验室, 河南 信阳 464000;
2. 中国人民解放军 95844 部队, 甘肃 酒泉 735018; 3. 中国人民解放军 31662 部队, 甘肃 临夏 731100)

摘要:联合火力打击中确定最优的武器目标分配方案是具有挑战性的问题.为解决该问题,考虑需要在潜在打击目标中确定打击目标,建立了一个以最大化期望毁伤收益和最小化打击成本为目标的多目标优化模型.采用加权求和法以及偏好将多目标优化模型转化为全局约束优化模型.设计了具有较好搜索能力的交叉和变异算子的遗传算法.实验结果表明,所提出的算法可以得到对比算法更好的分配方案.

关键词:火力打击;目标待定;多目标优化;遗传算法

中图分类号:E921

文献标志码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Multi-objective Optimization Model and Algorithm for Weapon-Target Assignment Problem in Joint Fire Strike

XUAN Hejun^{1*}, XIANG Yong², HE Xiaoqiang³, LIU Daohua¹

(1 College of Computer and Information Technology/ Henan Key Lab. of Analysis and Application of Education Big Data, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China;
2. 95844 Troops of PLA, Jiuquan 735018, China;
3. 31662 Troops of PLA, Linxia 731100, China)

Abstract: It is a challenge problem to determine the optimal scheme of weapon and target assignment in joint fire strike. To solving this problem, a two objective optimization model, which maximize the benefit and minimize capital expenditure, is established. In addition, the optimal strike scheme of target determined in potential targets is consideration. According the preference, the two objective optimization model is translation into the global constraint optimization model by using weighted sum method. A genetic algorithm, which has high efficient crossover and mutation operators, is designed. Simulation experimental results show that the proposed algorithm can obtain the better schemes than the compared algorithms.

Key words: fire strike; target determined; multi-objective optimization; genetic algorithm

0 引言

由于作战空间的多维性、作战力量的多元性、作战目标的不确定性等特点,使得联合作战(联合火力打击)成为现代战争中一种极其重要且必须用到的作战模式^[1,2].需要合理地组织作战力量,有效地分配打击目标所用的武器,以及各军兵种、各武器装备之间进行周密的协同/合同作战以达成

某种军事目的.设计科学的方法进行战前规划,对于辅助指挥员合理做出合理的运筹决策、提高指挥员的指挥水平和充分发挥各武器之间的作战效能具有现实和理论意义^[3,4].联合火力打击问题一般可以定义为 M 类武器装备, N 个待打击的军事目标,如何设计有效的作战方案以达成某种军事目的^[5].文献[6]考虑我方战机的优势最大化建立了一个约束优化模型,并设计了相应的求解算法以得

收稿日期:2019-02-26;修订日期:2019-07-10;*.通信联系人,E-mail:xuanhejun0896@126.com
基金项目:国家自然科学基金项目(61572417,61702438,61802329);河南省重点研发与推广专项资助项目(182102210537,182102210132);河南省高校科技创新团队支持计划(19IRTSTHN014);信阳师范学院“南湖学者奖励计划”青年项目
作者简介:宣贺君(1988—),男,河南漯河人,讲师,博士,主要从事智能优化算法、数据挖掘、网络资源分配等研究.

到最优的方案. 在经典的联合火力打击模型的基础上, 文献[7]考虑了武器装备的成本问题, 并将武器装备与待打击的目标分配划分为两个过程, 进而逐个地进行优化, 并得到问题的最优解. 文献[8]将目标出现分为两个波次, 其中第一波次的目标信息已知而第二波次的信息未知, 仅得知概率分布.

本文研究了联合火力打击中最大化毁伤收益、最小化打击成本的多目标优化问题. 此外, 结合军事打击的目标, 采用加权求合法将多目标优化问题转化为带有偏好的全局约束优化问题, 以更好地解决联合火力打击中武器目标分配问题.

1 武器目标分配问题的多目标优化模型

1.1 问题描述

为完成某次军事任务, 预先设定了 N 个潜在的打击对象, 表示为

$$D = \{D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_N\},$$

其中 D_i 表示第 i 个潜在的军事打击目标. 用于火力打击的有 M 类武器装备, 表示为

$$A = \{A_1, A_2, \dots, A_j, \dots, A_M\},$$

其中第 j ($j = 1, 2, \dots, M$) 类武器 A_j 有 M_j 个, 表示为 $A_j = \{A_j^1, A_j^2, \dots, A_j^k, \dots, A_j^{M_j}\}$. 第 j 类武器用于打击第 i 个潜在的打击目标 D_i 时, 打击成本为 u_j , 打击命中的概率为 p_{ij} , 命中时打击毁伤收益为 w_i .

由于存在多个潜在的打击目标, 因此打击目标待定的武器目标分配的多目标优化问题描述为: 多类武器装备打击 N 个潜在打击目标时, 需要确定潜在打击目标中的目标 (假设为 $D_{i_1}, D_{i_2}, \dots, D_{i_L}$, 其中 $\{i_1, i_2, i_L\} \subset \{1, 2, \dots, N\}$), 并且需要确定用哪些类武器装备中的几个武器装备打击已确定的打击目标, 以使得打击毁伤效果最大化和打击成本最小化.

1.2 问题建模

联合火力打击中, 不仅要考虑最大化打击毁伤收益, 而且要考虑打击成本. 设 x_{ij}^k 是布尔变量, 当且仅当第 j 类武器装备 A_j 中的第 k 个武器装备 A_j^k 打击潜在目标 D_i 时 $x_{ij}^k = 1$, 否则 $x_{ij}^k = 0$; y_i 是布尔型变量, 当且仅当潜在目标 D_i 作为打击对象时 $y_i = 1$, 否则 $y_i = 0$, 则第 j 类武器装备 A_j 中的第 k 个武器装备 A_j^k 打击潜在目标 D_i 时的命中概率为

$$P(i, j, k) = y_i x_{ij}^k p_{ij}, \quad (1)$$

因此, 第 j 类武器装备 A_j 打击潜在目标 D_i 时的命中概率为

$$P(i, j) = y_i \left(1 - \prod_{k=1}^{M_j} (1 - x_{ij}^k p_{ij}) \right). \quad (2)$$

当 M 类武器装备同时参与打击潜在目标 D_i 时, 命中概率为

$$H(i) = 1 - \prod_{j=1}^M (1 - P(i, j)) = y_i \left(1 - \prod_{j=1}^M \left(\prod_{k=1}^{M_j} (1 - x_{ij}^k p_{ij}) \right) \right). \quad (3)$$

当 M 类武器装备同时参与打击潜在目标 D_i 时, 期望毁伤收益为

$$H(i) = w_i y_i \left(1 - \prod_{j=1}^M \left(\prod_{k=1}^{M_j} (1 - x_{ij}^k p_{ij}) \right) \right), \quad (4)$$

所以当 M 类武器装备同时参与打击所有的潜在目标时, 期望毁伤收益为

$$H = \sum_{i=1}^N w_i y_i \left(1 - \prod_{j=1}^M \left(\prod_{k=1}^{M_j} (1 - x_{ij}^k p_{ij}) \right) \right), \quad (5)$$

则 M 类武器装备同时参与打击所有的潜在目标时的打击成本可以表示为

$$C = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} u_j x_{ij}^k. \quad (6)$$

为将期望毁伤收益和打击成本转化到同一数量级, 采用了归一化方法将期望毁伤收益和打击成本归一化到 $0 \sim 1$ 之间, 则转化后的期望毁伤收益和打击成本分别为

$$H' = \frac{\sum_{i=1}^N w_i y_i \left(1 - \prod_{j=1}^M \left(\prod_{k=1}^{M_j} (1 - x_{ij}^k p_{ij}) \right) \right)}{\sum_{i=1}^N w_i}, \quad (7)$$

$$C' = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} u_j x_{ij}^k}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} u_j}. \quad (8)$$

武器装备目标分配需要满足一些约束条件:

(a) 当某一潜在打击目标不作为打击目标时, 不能给该潜在打击目标分配任何武器装备, 即

$$y_i - \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k = 0, y_i = 0; \quad (9)$$

(b) 用于打击同一目标的武器装备的数目不超过某一阈值 T , 则有

$$\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k \leq T \quad (i = 1, \dots, N); \quad (10)$$

(c) 用于打击不同目标的同一类武器装备的总数不超过该类武器的总数, 即有

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k \leq M_j, (j = 1, \dots, M). \quad (11)$$

由目标函数和约束条件,可以得到以最大化期望毁伤收益和最小化打击成本为目标的多目标约束优化模型为

$$\begin{cases} \max H' \\ \min C' \\ \text{s.t.} \\ y_i - \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k = 0, y_i = 0; \\ \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k \leq T \quad (i = 1, \dots, N); \\ \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k \leq M_j \quad (j = 1, \dots, M). \end{cases} \quad (12)$$

1.3 模型的转化

式(12)是一个多目标优化模型,本文采用加权求和法将多目标转化为单目标,则目标函数可以表示为

$$\max f = \max \{ \alpha H' - \beta C' \}, \quad (13)$$

其中: α 和 β 是两个权重系数,且有 $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$, $\alpha + \beta = 1$.一般地,军事活动的目的就是取得军事活动的胜利,即期望收益大于军事行动的成本.因此,本文将目标函数转化为

$$\max f' = \max \{ \max \{ \alpha H' - \beta C', 0 \} \}, \quad (14)$$

则联合火力打击武器装备目标分配问题的多目标优化模型可以转化为

$$\begin{cases} \max f' = \max \{ \max \{ \alpha H' - \beta C', 0 \} \} \\ \text{s.t.} \\ y_i - \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k = 0, y_i = 0; \\ \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k \leq T \quad (i = 1, \dots, N); \\ \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{M_j} x_{ij}^k \leq M_j \quad (j = 1, \dots, M). \end{cases} \quad (15)$$

2 基于双种群进化算法的模型求解

由于在潜在打击目标里确定的打击目标以及确定武器装备的分配方案都是离散的、不连续的,因此式(15)是一个组合约束优化模型.传统的优化需要利用函数的导数等信息,而智能优化方法可以在不利用函数的导数等信息时进行目标函数的优化,遗传算法是智能优化方法中被广泛用于求解工程问题的优化方法^[9],因此,本文采用智能优化方法中的遗传算法来求解最优的打击目标方案以及武器装备分配方案.

2.1 编码

在所研究的问题中,不仅需要确定潜在的打击目标方案,而且要确定武器装备分配方案,因此需要对潜在的打击目标方案和武器装备分配方案进行编码.

在打击目标方案中,采用二进制编码.假设 $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ 是打击目标方案种群中的一个个体,当且仅当潜在打击目标 D_i 作为打击目标时有 $y_i = 1$,否则 $y_i = 0$.

武器装备分配方案中,采用整数编码.假设 $x = (x_{ij})_{N \times M}$ 是武器装备分配方案种群中的一个个体,则 $x_{ij} = q$ 表示第 j 类武器装备 A_j 中有 q 个用于打击目标 A_i .

2.2 交叉算子

由于存在两个种群,且种群中的编码方式不同,因此针对不同的种群采用不同的交叉算子以产生新的子代个体.打击目标方案种群采用经典的两点交叉得到新的子代个体,算法1给出了武器装备分配方案种群的交叉算子.

```
算法 1: 武器装备分配方案的交叉算子
输入: 个体  $x^1, x^2$ ;
输出: 新个体  $o^1, o^2$ ;
利用两点交叉方法得到  $o^1, o^2$ ;
For  $i = 1, 2, \dots, N$  do
  If  $y_i = 1$  do
    将武器装备的索引值根据  $p_{ij}w_i/u_j$  从小到大排列, 记为  $I$ ;
    For  $j = 1, 2, \dots, M/2$  do
       $j' = I(j)$ ;  $o_{ij'}^1 = \min\{o_{ij'}^1, M_j\}$ ;  $o_{ij'}^2 = \min\{o_{ij'}^2, M_j\}$ ;
      If  $o_{ij'}^1 > 0$  do
         $o_{ij'}^1 = o_{ij'}^1 - 1$ ; End
      If  $o_{ij'}^2 > 0$  do
         $o_{ij'}^2 = o_{ij'}^2 - 1$ ; End
    End
  End
End
```

2.3 变异算子

为提高算法的搜索能力,打击目标方案种群采用经典的单点变异得到新的子代个体,算法2给出了武器装备分配方案种群的变异算子.

```
算法 2: 武器装备分配方案的变异算子
输入: 个体  $x$ ;
输出: 新个体  $o$ ;
```

```
o = x;  
For j = 1, 2, ..., M do  
If rand() ≤ 0.5 do  
I 是 x 中不超过 T 个非零元素的行号的集合;  
随机产生一个整数 q (0 ≤ q ≤ M_j - ∑_{i=1}^N x_{ij});  
在 I 中随机选择一个整数 i', o_{i'j} = o_{ij} - q;  
else  
i 是 1 与 N 之间的一个随机数;  
q 是 0 与 x_{ij} 之间的一个随机数;  
o_{ij} = o_{ij} - q;  
End  
End
```

3 仿真实验结果及分析

为验证提出的联合火力打击的优化模型及所设计算法的有效性, 本节将从参数设置、仿真实验结果、实验结果分析三个方面对提出的模型和算法进行分析.

3.1 参数设置

仿真实验中, 单个武器装备的成本在区间 [50, 100] 之间随机生成, 单个潜在打击目标的毁伤收益在区间 [100, 1000] 之间随机生成. 装备 $A_j (j = 1, 2, \dots, M)$ 对潜在打击目标 $D_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 的打击概率为 $p_{ij} = u_j/w_i$, 即打击概率为 p_{ij} 和武器装备的成本成正比, 与打击目标的毁伤收益成反比. 武器装备种类数阈值 $T = 3$. 遗传算法中种群规模 $P_s = 100$, 交叉概率和变异概率分别为 $P_c = 0.8$, $P_m = 0.1$, 迭代次数为 $G_m = 100\ 000$.

3.2 仿真实验结果

仿真实验中与另外两个算法进行了对比, 以验证本文提出算法的高效性. 第一个是文献 [10] 提出的基于经典遗传算法的模拟退火算法用以解决火力打击目标分配优化问题 (用 DGA 表示该算法). 第二个是文献 [11] 提出的基于小生境蝙蝠算法以解决联合远程打击武器目标分配问题 (用 BAN 表示该算法), 该算法采用加入小生境淘汰机制的改进蝙蝠算法, 以提高种群中解的多样性, 增加搜索到最优解的能力.

仿真实验中设计了三个仿真实验, 仿真实验一中固定武器装备的种类数 $M = 8$ 和每类武器装备的平均数 $M_j = 10$, 潜在的待打击目标数为 $N = 10, \dots, 16$ 共 7 种情况; 仿真实验二中固定潜在的待打击目标数 $N = 12$ 和每类武器装备的平均数 $M_j =$

10, 武器装备的种类数为 $M = 5, 6, \dots, 9$ 共 5 种情况; 仿真实验三中固定潜在的待打击目标数 $N = 12$ 和武器装备的种类数 $M = 7$, 每类武器装备的平均数 $M_j = 7, 8, \dots, 13$ 共 7 种情况; 三个仿真实验中, 目标权重系数 α 和 β 分别取 1, 0 和 0.5, 0.5 两种取值方案. 图 1 至图 6 分别给出了三个仿真实验 6 种情况下的实验结果.

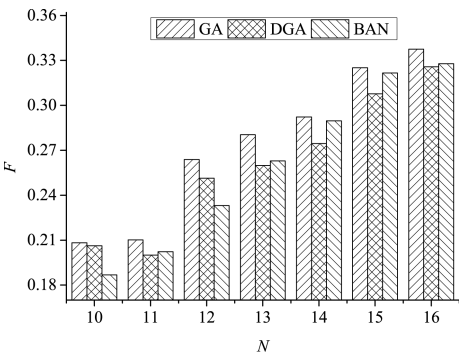


图 1 当 $\alpha = 1, \beta = 0$ 时仿真实验一的结果
Fig. 1 Result in first simulation experiment for $\alpha = 1, \beta = 0$

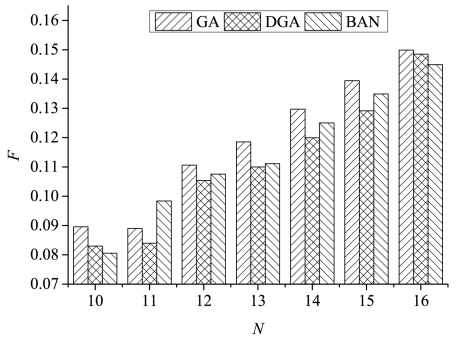


图 2 当 $\alpha = 0.5, \beta = 0.5$ 时仿真实验一的结果
Fig. 2 Result in first simulation experiment for $\alpha = 0.5, \beta = 0.5$

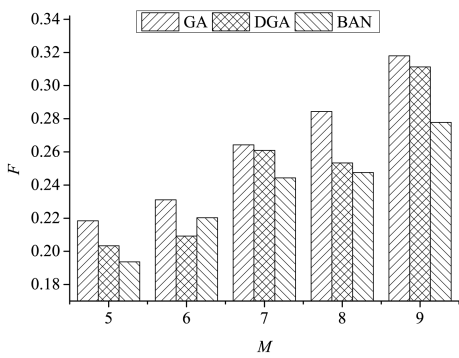


图 3 当 $\alpha = 1, \beta = 0$ 时仿真实验二的结果
Fig. 3 Result in second simulation experiment for $\alpha = 0.5, \beta = 0.5$

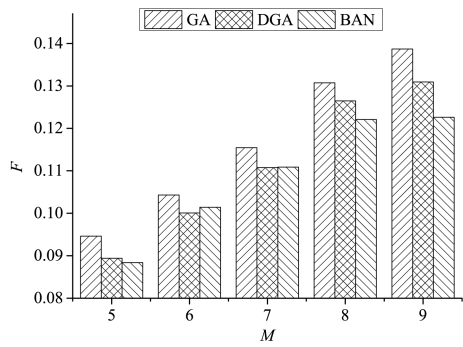


图 4 当 $\alpha=0.5, \beta=0.5$ 时仿真实验二的结果
Fig. 4 Result in second simulation experiment
for $\alpha=0.5, \beta=0.5$

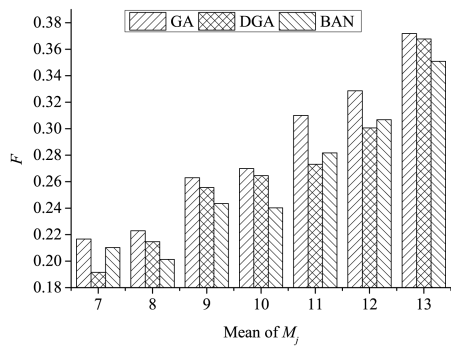


图 5 当 $\alpha=1, \beta=0$ 时仿真实验三的结果
Fig. 5 Result in third simulation experiment
for $\alpha=1, \beta=0$

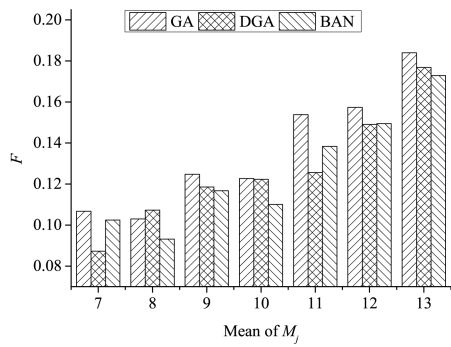


图 6 当 $\alpha=0.5, \beta=0.5$ 时仿真实验三的结果
Fig. 6 Result in third simulation experiment
for $\alpha=0.5, \beta=0.5$

3.3 仿真实验结果分析

图 1 和图 2 分别给出了武器装备的种类数 $M=8$ 和每类武器装备的平均数 $M_j=10$, 潜在打击目标数目 $N=10, \dots, 16$ 共 7 种情况时, 目标权重系数 α 和 β 分别取 1、0 和 0.5、0.5 两种取值方案的仿真结果. 从仿真试验结果中可以看出所提的算法能够得

到比两个对比算法更优的目标函数值, 即得到更优的目标打击方案和武器装备分配方案. 当目标权重系数 α 和 β 分别取 1、0 时, 优化目标则转化为最大化打击毁伤收益; 当目标权重系数 α 和 β 分别取 0.5、0.5 时, 优化目标则转化为最大化打击毁伤收益和最小化打击成本. 因此, 当目标权重系数 α 和 β 分别取 0.5、0.5 时的目标函数值小于当目标权重系数 α 和 β 分别取 1、0 时的目标函数值. 在武器装备数量一定的情况下, 随着潜在的打击目标数量增多, 如果对所有潜在的打击目标进行打击, 会降低打击某些目标的命中概率. 已有的武器装备打击目标过于分散而导致毁伤收益降低, 考虑了打击潜在的目标而非全部目标, 这也会在一定程度上集中一些武器装备打击某些目标, 提高命中概率进而提高毁伤收益.

图 3 和图 4 分别给出了潜在的待打击目标数 $N=12$ 和每类武器装备的平均数 $M_j=10$, 武器装备的种类数为 $M=5, 6, \dots, 9$ 共 5 种情况时, 目标权重系数 α 和 β 分别取 1、0 和 0.5、0.5 两种取值方案的仿真结果. 从仿真实验结果图中可以看出, 本文所提算法能够得到比两个对比算法更优的目标函数值. 在潜在打击目标数量和平均每类武器装备数量一定的情况下, 随着武器装备种类数的增多, 本质上是增加了总的可用武器装备个数, 分配给每个潜在打击目标的武器装备数量增加, 也就提高了打击目标时的命中概率. 当命中概率增加到一定程度时, 也就表示命中了目标, 从而提高了毁伤收益, 因此随着武器装备种类数的增多, 两个对比算法的毁伤收益增加. 而本文提出的算法更倾向于将收益与成本比例大的成本分配给该目标, 因此可以提高优化的目标函数值.

图 5 和图 6 分别给出了潜在的待打击目标数 $N=12$ 和武器装备的种类数为 $M=7$, 每类武器装备的平均数 $M_j=7, 8, \dots, 13$ 共 7 种情况时, 目标权重系数 α 和 β 分别取 1、0 和 0.5、0.5 两种取值方案的仿真结果. 从仿真实验结果图中可以看出, 本文所提算法能够得到比两个对比算法更优的目标函数值, 每类武器装备数量平均数的增多, 本质上是增加了总的可用武器装备个数. 因此可以得到与仿真实验二类似的结果. 虽然随着武器装备数目的增加, 对比算法中可以实现毁伤收益的增加, 但是并不能实现将武器装备分配给最优的目标.

4 结论

本文研究了联合火力打击中目标分配问题, 考

虑了需要确定潜在打击目标中打击哪些目标的问题,建立了一个以最大化打击毁伤收益和最小化打击成本为目标的多目标优化模型.采用加权求和法以及军事打击行动的偏好,将多目标优化模型转化

为全局约束优化模型.为有效地求解所建模型,采用一种双种群协同进化遗传算法,设计了具有较强搜索能力的交叉和变异算子.最后,通过三组仿真实验验证了模型的合理性和求解算法的高效性.

参考文献:

[1] 陈晖,马亚平.联合火力打击目标优化分配模型[J].兵器装备工程学报,2017, 38(3):14-17.
CHEN Hui, MA Yaping. Target assignment model in joint fire strike operations[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017, 38(3): 14-17.

[2] 欧阳才超,李为民,阳曙光.联合火力打击目标分配[J].空军工程大学学报(自然科学版),2009, 10(3):50-54.
OUYANG Caichao, LI Weimin, YANG Shuguang. Optimal analysis of target assignment problem in joint fire attack[J]. Journal of Air Force Engineering University (National Science Edition), 2009, 10(3): 50-54.

[3] 王振宇,马亚平,李柯.联合火力打击火力分配方案优化方法研究[J].军事运筹与系统工程,2005, 19(2):12-17.
WANG Zhenyu, MA Yaping, LI Ke. Research on optimization method for fire assignment in joint fire strike[J]. Military Operations Research and Systems Engineering, 2005, 19(2): 12-17.

[4] BOGDANOWICZ Z R. Advanced input generating algorithm for effect-based weapon-target pairing optimization[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part A-Systems and Humans, 2012, 42(1): 276-280.

[5] 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): 57-61.

[6] 费爱国,张陆游,丁前军.基于拍卖算法的多机协同火力分配[J].系统工程与电子技术,2012, 34(9):1829-1833.
FEI Aiguo, ZHANG Luyou, DING Qianjun. Multi-aircraft cooperative fire assignment based on auction algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(9): 1829-1833.

[7] BISHT S. Hybrid genetic-simulated annealing algorithm for optimal weapon allocation in multilayer defence scenario[J]. DefenceScience Journal, 2004, 54(3): 395-405.

[8] AHNER D K, PARSON C R. Optimal multi-stage allocation of weapons to targets using adaptive dynamic programming[J]. Optimization Letters, 2015, 9(8): 1689-1701.

[9] 宋俊辉,谢华,高海龙.多纤芯弹性光网络中虚拟网络映射模型及算法[J].信阳师范学院学报(自然科学版),2018, 31(1):114-118.
SONG Junhui, XIE Hua, GAO Hailong. Virtual optical network mapping and core allocation in elastic optical network with Multi-Cores[J]. Journal of Xinyang Normal University(Natural Science Edition), 2018, 31(1): 114-118.

[10] 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 Kunhong, ZHAN Shixian. Optimization for target assignment in fire strike based on distributed genetic simulated annealing algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(3): 89-92.

[11] 刘双双,许瑞明,潘俊杰.基于小生境蝙蝠算法的联合远程打击武器目标分配问题建模与求解[J].装备学院学报, 2017, 28(2):93-98.
LIU Shuangshuang, XU Ruiming, PAN Junjie. Research on the modeling and solving of the joint long-rang strike weapon target assignment problem based on the niche bat algorithm[J]. Journal of Equipment Academy, 2017, 28(2): 93-98.

责任编辑:郭红建