

1-8-2019

Model of Target Assignment in Joint Fire Strike Operations

Chen Hui

Public Platform Center, National Defense University, Beijing 100091, China;

Yaping Ma

Public Platform Center, National Defense University, Beijing 100091, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Model of Target Assignment in Joint Fire Strike Operations

Abstract

Abstract: The assignment of firepower resources in combination to the target is one of the key problems in planning work of joint fire strike operations. According to the characteristics of joint fire strike target assignment problem, and synthetically considering the factors such as strike sequence, damage grade, threats, cost-effectiveness, damage, *a multi-objective optimization model of target assignment problem is established*. By combining the MOEA/D and the multi-level co-evolutionary framework, a multi-objective optimization model is proposed to solve the target assignment based on the *multi-level cooperative MOEA/D algorithm*, and *the related genetic evolution mechanism is designed*. The simulation results show that the proposed algorithm has good convergence and uniformity.

Keywords

joint fire strike, target assignment, multi-level co-evolution, MOEA/D

Recommended Citation

Chen Hui, Ma Yaping. Model of Target Assignment in Joint Fire Strike Operations[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(8): 2942-2949.

基于多级协同 MOEA/D 的联合火力打击目标分配方法

陈晖, 马亚平

(国防大学公共平台中心, 北京 100091)

摘要: 将不同火力打击资源进行组合, 并分配给打击目标, 是筹划联合火力打击作战需要解决的关键问题之一。针对联合火力打击目标分配问题的特点, 综合考虑打击顺序、毁伤等级、威胁、效费比、战损等因素, 建立了联合火力打击目标分配问题的多目标优化模型。将 MOEA/D 和多级协同进化框架相结合, 提出利用多级协同 MOEA/D 算法求解目标分配的多目标优化模型, 并设计了相关的遗传进化机制。仿真结果表明, 所提出的算法具有良好的收敛性和均匀性。

关键词: 联合火力打击; 目标分配; 多级协同进化; 多目标分解进化

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 08-2942-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201808015

Model of Target Assignment in Joint Fire Strike Operations

Chen Hui, Ma Yaping

(Public Platform Center, National Defense University, Beijing 100091, China)

Abstract: The assignment of firepower resources in combination to the target is one of the key problems in planning work of joint fire strike operations. According to the characteristics of joint fire strike target assignment problem, and synthetically considering the factors such as strike sequence, damage grade, threats, cost-effectiveness, damage, a multi-objective optimization model of target assignment problem is established. By combining the MOEA/D and the multi-level co-evolutionary framework, a multi-objective optimization model is proposed to solve the target assignment based on the multi-level cooperative MOEA/D algorithm, and the related genetic evolution mechanism is designed. The simulation results show that the proposed algorithm has good convergence and uniformity.

Keywords: joint fire strike; target assignment; multi-level co-evolution; MOEA/D

引言

联合火力打击作战是由多个军种在联合作战指挥机构的统一指挥下进行的综合火力突击, 其特点是参战兵力种类多样, 与传统的火力战相比, 其协同难度大大增加, 如何利用有限的火力打击资源高效的达成作战目的是联合火力打击作战筹划中

需要解决的关键问题, 这也就是所谓的目标分配问题。目标分配就是要根据目标的特点和火力资源的特性, 将火力资源分配给打击目标。

目前, 相关领域的研究成果主要是关于武器目标分配问题, 武器目标分配也被称为火力分配, 主要研究 n 个武器射击 m 个目标的分配与配对方案。武器目标分配在各军兵种的火力优化分配中均有广泛应用, 例如, 多机协同空战火力分配^[1], 航空编队对地攻击火力分配^[2-3], 防空作战火力分配^[4], 常规导弹火力分配^[5-6], 以及针对联合火力打击的火力分配^[7-8]。这类武器目标分配问题的研究成果



收稿日期: 2016-11-02 修回日期: 2017-01-05;
基金项目: 全军军事类研究生资助课题(2015JY046);
作者简介: 陈晖(1986-), 男, 湖北潜江, 博士, 研究方向为智能信息处理、系统工程; 马亚平(1957-), 男, 湖北潜江, 教授, 博导, 研究方向为系统仿真、作战模拟、系统体系结构。

<http://www.china-simulation.com>

• 2942 •

大多存在如下问题: 一是大多只考虑了单一类型武器的战术对抗; 二是没考虑兵力之间的协同问题, 协同问题包括不同兵力之间协同打击同一目标, 以及目标的不同打击顺序带来的毁伤效果之间的协同。这两类问题恰好是筹划联合火力打击需要解决的关键问题, 本文将在目标分配模型中考虑多种火力资源协同编组攻击目标, 以及目标的不同打击顺序和目标不同毁伤状态对火力资源需求的影响。

在求解算法方面, 已有多种智能优化算法用于求解武器目标优化问题。在建立单目标模型的基础上, 应用了拍卖算法及其改进算法^[1,3], 结合混沌和粒子群算法^[4], 遗传禁忌融合算法^[5], 蚁群算法^[9]等进行求解。除此之外, 也有文献建立武器目标优化问题的多目标优化模型, 并应用模拟退火遗传算法分两个阶段对两个优化目标进行求解^[2], 以及基于分解的多目标进化算法 (multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)^[10]进行求解。在实际的作战筹划过程中, 往往要兼顾考虑多个优化目标, 因此, 本文将建立目标分配的多目标优化模型。此外, 针对某一目标, 考虑到有多种可行的火力编组方案, 并且目标的打击顺序和其它目标的毁伤状态对这些可行火力编组方案的确定具有直接的影响, 因此, 对目标分配问题的求解将会比一般的武器目标问题更为复杂。

1 联合火力打击目标分配的多目标优化模型

假定有 m 个目标 $T = \{T_1, \dots, T_k, T_{k+1}, \dots, T_m\}$ 被列入打击目标清单, 前 k 个目标为重点目标, 为必须要完成的打击任务, 除此之外的其它目标为可选的打击目标。将毁伤等级分为 4 级: 一级毁伤、二级毁伤、三级毁伤、未毁伤, 分别用 1、2、3、0 表示。将目标 $\{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ 对应的毁伤状态表示为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, $s_i \in \{0, 1, 2, 3\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。将目标按照一定的顺序进行排列, 得到 m 个目标的打击顺序为 $O = \{T_a \rightarrow T_b \rightarrow \dots \rightarrow T_c\}$, 其中, $T_i \in \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$, $i = a, b, \dots, c$, 且任意 2 个 T_i 两

两相异。根据目标的打击顺序和毁伤状态, 可以确定在打击目标 T_i 时其它目标在此刻的状态, 进而确定执行打击任务的兵力所面临的威胁大小, 将威胁程度划分为 3 个等级: 高威胁、中威胁、低威胁。

假定有 n 种火力资源 $\{F_1, F_2, \dots, F_n\}$, 在打击某一目标时, 根据打击兵力与目标之间的相对位置、目标的期望毁伤等级和打击兵力所处的威胁环境, 将火力资源进行种类和数量的编组, 可得到可行火力编组方案。以 $N_p^{x, s_x, y, j}$ 表示在毁伤等级为 s_x , 威胁度为 y 的条件下, 打击第 x 个目标的第 j 个可行火力编组方案中第 p 种火力资源的消耗量。特别的, 当 $s_x = 0$ 时, 令 $N_p^{x, s_x, y, j} = 0$ 。

假定火力资源 $\{F_1, \dots, F_n\}$ 对应的单价分别为 $\{V_1, \dots, V_n\}$, 以总花费最小为其中一个目标函数, 表示为:

$$\min \sum_{x=1}^m \sum_{p=1}^n N_p^{x, s_x, y, j} V_p \quad (1)$$

式中: y 可表示为打击顺序和目标毁伤状态的函数 $y = f(S, O)$ 。当 x 和 y 确定之后, 可进一步确定 j 的取值范围, 即可明确在当前条件下的可行火力编组方案, j 可表示为 $j \in g(x, f(S, O))$ 。

假定可行火力编组方案 $\{N_1^{x, s_x, y, j}, N_2^{x, s_x, y, j}, \dots, N_n^{x, s_x, y, j}\}$ 对应造成的战损为 $\{D_1^{x, s_x, y, j}, D_2^{x, s_x, y, j}, \dots, D_n^{x, s_x, y, j}\}$, 以总战损最小作为另一个目标函数, 可表示为:

$$\min \sum_{x=1}^m \sum_{p=1}^n \alpha_p D_p^{x, s_x, y, \{g(x, f(S, O))\}_j} \quad (2)$$

式中: $\{g(x, f(S, O))\}_j$ 表示由 $g(x, f(S, O))$ 确定的可行火力资源编组方案中的第 j 个, α_p 为权值, 且满足 $\alpha_1 + \dots + \alpha_n = 1$ 。

综合式(1)和式(2), 可得到多目标优化模型的目标函数:

$$\min_{S, O, j} \begin{cases} \sum_{x=1}^m \sum_{p=1}^n N_p^{x, s_x, f(S, O), \{g(x, f(S, O))\}_j} V_p \\ \sum_{x=1}^m \sum_{p=1}^n \alpha_p D_p^{x, s_x, f(S, O), \{g(x, f(S, O))\}_j} \end{cases} \quad (3)$$

模型的约束条件如下:

(1) 毁伤状态约束。假定事先设定重点目标 $\{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ 的期望毁伤等级为 $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ ，其中， $S_i \in \{1, 2, 3\}$ ， $i = 1, 2, \dots, k$ ，且 S_i 为常数。那么，重点目标毁伤状态可表示为：

$$s_i = S_i, S_i \in \{1, 2, 3\}, i = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

非重点目标的毁伤状态约束条件可表示为：

$$s_{i'} \in \{0, 1, 2, 3\}, i' = k + 1, \dots, m \quad (5)$$

(2) 火力资源约束。假定各类火力打击资源 $\{F_1, F_2, \dots, F_n\}$ 的上限分别为 $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 。那么，火力资源约束的约束条件可表示为：

$$\sum_{x=1}^m N_p^{x, s_x, f(S, O), \{g(i, f(S, O))\}_j} \leq C_p, p = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

2 多级协同 MOEA/D 算法

协同进化算法通过借鉴自然界和社会系统中的合作、竞争等机制，利用多个对象对解空间进行协同搜索、进化，是解决高维、大规模等复杂优化问题的有效方法之一^[11]。合作协同进化算法是协同进化算法的一类典型算法，通过将复杂的优化问题分解为多个子问题来进行种群间的合作优化求解，分解后可有效降低求解难度。多级遗传算法是一种特殊的协同进化算法，是协同进化算法在遗传算法中的应用，各子问题是相互从属的关系，上一级的结果作为下一级的基础，各级采用相对独立的遗传编码和进化机制。多级遗传算法是解决复杂组合优化问题的有效方法之一，广泛应用于各个领域^[12-13]。

MOEA/D 算法^[14]是当前多目标优化领域的研究热点，于 2007 年由 Zhang 和 Li 提出，其主要思想是将多目标优化问题分解为多个单目标优化问题进行求解。近年来，也有相当部分文献对 MOEA/D 算法进行不断的改进，以适应更加复杂的优化问题^[15-16]。本文将融合协同进化算法和 MOEA/D 算法的思想，将目标分配的多目标优化问题进行分解，给出多种群多级协同 MOEA/D 算法的框架及流程。

2.1 多级协同 MOEA/D 算法的基本框架

将优化问题分解为目标的毁伤状态、打击顺序、可行火力编组方案，并分别采用三个种群表示，将其分别称为状态种群、顺序种群、方案种群，三者的关系如图 1 所示。第一级为状态种群和顺序种群，任意选择状态种群的第 i 个个体和顺序种群的第 j 个个体，可得到所有目标的期望毁伤状态和打击顺序，进而可以确定在打击各目标时，打击兵力所面临的威胁，由此可得到打击各目标的可行方案集，由可行方案集可确定方案种群，即为第二级。

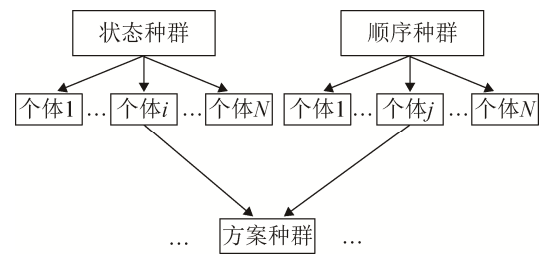


图 1 种群之间的关系结构
Fig. 1 Relationship of population

针对多目标优化，采用 MOEA/D 算法对多目标进行分解，并将 MOEA/D 算法嵌入图 1 的多级种群的进化之中，对于约束条件的处理，采用罚函数将约束条件融入目标函数，具体的算法设计和算法流程将在下文中进行详细描述。

2.2 多级协同 MOEA/D 算法设计

2.2.1 遗传编码

(1) 状态种群的编码。目标的状态共有 4 种，采用四进制整数编码方式进行编码。示例如下：

3 2 3 1 0 2 ...

(2) 顺序种群的编码。分别用序号表示各目标，基于目标的序号采用符号编码的方式进行编码，序号的先后顺序代表打击目标的先后顺序。示例如下：

13 21 3 1 7 10 ...

(3) 方案种群的编码。在确定打击各目标的可行火力编组方案的数量之后，以染色体的各基因座

一一对应各目标的可行火力编组方案的序号, 采用对应进制整数编码的方式对各基因进行编码。例如, 若打击目标 T_i 的可行火力编组数量为 M_i , 则染色体中与 T_i 对应的基因编码为 M_i 进制。示例如下:

$$5_{M_1} \quad 0_{M_2} \quad 1_{M_3} \quad 9_{M_4} \quad 13_{M_5} \quad 7_{M_6} \quad \dots$$

2.2.2 选择算子

(1) 状态种群和方案种群。根据 MOEA/D 算法的更新和选择机制进行个体的选择, 具体方法为, 在子问题对应的子种群中, 分别任选两个状态个体和方案个体, 然后进行配对组合, 再利用子问题的目标函数值作为选择依据。

(2) 顺序种群。顺序种群则采用轮盘赌的方式进行个体选择。

2.2.3 交叉算子

(1) 状态种群和方案种群的交叉算子。状态种群和方案种群均采用两点交叉算子, 但状态种群中重点目标对应的基因不参与交叉。

(2) 顺序种群交叉算子。顺序种群同样采用单点交叉算子, 但需要进行修正。具体方法为, 随机产生 $[1, m]$ 之间的整数 i , 交换两条染色体中第 i 位后的基因, 搜索交叉后的两条染色体中各自重复的目标编号并保存, 将两条染色体中 i 位后出现的重复目标编号进行一对一互换。

2.2.4 变异算子

(1) 状态种群和方案种群的变异算子。由于状态种群和方案种群均采用 M 进制编码方式, 可采用相同的方式进行变异。具体方法为, 随机产生一个 $[0, M-1]$ 之间的整数, 然后与对应的基因座上的取值相加并进行模 M 运算。需要注意的是, 状态种群中与重点目标对应的基因不参与变异, 而方案种群每个基因需采用不同的 M_i 进制变异操作。

(2) 顺序种群的变异算子。随机产生两个 $[1, m]$ 之间相异的整数 i 和 j , 交换染色体中第 i 位和第 j 位之间的基因。

2.2.5 MOEA/D 子问题的构造

设计目标函数的第 r 个子问题的权向量为^[10]:

$$\lambda^r = \left(\frac{r-1}{N-1}, \frac{N-r}{N-1} \right) \quad (7)$$

式中: N 表示分解的子问题的总数, 即 $r=1, 2, \dots, N$ 。

多目标优化问题的分解方法主要有三种^[14]: 加权和法、切比雪夫法、边界交集法。本文采用切比雪夫法和加权和法进行分解, 基于这两种分解方法的第 r 个子问题的单目标优化函数分别为:

$$\min g^{te}(u | \lambda^r, \mathbf{z}) = \max_{i=1, \dots, v} \left\{ \lambda_i^r \left| \frac{f_i(u) - z_i}{C_i} \right| \right\} \quad (8)$$

$$\min g^{ws}(u | \lambda^r, \mathbf{z}) = \sum_{i=1}^v \lambda_i^r \frac{f_i(u) - z_i}{c_i} \quad (9)$$

式中: \mathbf{z} 表示参考值向量, v 表示目标函数的个数, $f_i(u)$ 表示第 i 个目标函数, λ_i^r 表示权向量 λ^r 的第 i 个分量, z_i 为 \mathbf{z} 的第 i 个分量, 对应第 i 个目标函数的参考值, $g^{te}(u | \lambda^r, \mathbf{z})$ 和 $g^{ws}(u | \lambda^r, \mathbf{z})$ 分别表示采用切比雪夫法和加权和法分解得到的目标函数。这里在原切比雪夫法的基础上增加了常数 c_i , 目的是为了不同目标函数值在数量级相差悬殊时, 部分数量级小的目标函数对种群的进化不敏感的现象。

2.2.6 精英保留策略

MOEA/D 算法采用外部种群来保存非支配个体, 本文除了采用外部种群来保存非支配解对应的状态、顺序和方案个体之外, 在采用遗传算法进行方案种群的进化过程中, 将每一代一定数量的精英个体直接复制到下一代。

2.3 多级协同 MOEA/D 算法流程

算法的输入: (1) 重点打击目标及其毁伤要求; (2) 在不同条件下, 打击各目标的可行火力编组方案; (3) 状态种群、顺序种群、方案种群的规模 N_s 、 N_o 、 N_i (设定状态种群和顺序种群的规模相同), 以及各种群的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m ; (4) MOEA/D 算法子种群规模 N_B ; (5) 算法迭代的终止准则。

算法的输出: 非支配解及其对应的状态种群、顺序种群、方案种群。

Step 1: 初始化

Step 1.1: 初始化状态种群、顺序种群、方案种群。

将所有目标进行编号, 重点目标序号在前, 非重点目标序号在后。

(1) 状态种群的初始化。按照状态种群的编码方式, 将所有目标按照序号从小到大排列, 前 k 个重点目标按照重点目标的毁伤要求确定, 其它目标采用随机生成四进制数的方式确定, 产生种群规模为 N_s 的状态种群。

(2) 顺序种群的初始化。将所有目标的序号进行随机排列, 为了尽量避免出现不可行解的情况, 对每条染色体进行适当的调整, 使高威胁目标的顺序排在低威胁目标之前, 产生种群规模为 N_s 的顺序种群。

(3) 方案种群的初始化。根据方案种群的编码方式, 根据上一级的状态种群和顺序种群, 随机生成对应各目标的 M_i 进制数, 产生种群规模为 N_i 的方案种群。

Step 1.2: 检查初始化状态种群和顺序种群是否具有可行解, 并初始化参考值 \mathbf{z} 。

按照顺序逐一选择状态种群和顺序种群中的个体, 由序号相同的状态种群个体和顺序种群个体确定打击顺序和毁伤状态, 然后据此初始化方案种群, 针对各目标函数分别利用遗传算法对进行优化, 如果最终的优化结果满足资源约束条件, 说明被选择的状态种群和顺序种群的个体具有可行解, 并将得到各目标函数的最优值作为相应目标函数的参考值。若得到的优化结果不满足资源约束条件, 再依照状态种群和顺序种群初始化方法生成新的状态个体和顺序个体, 并重新检查是否具有可行解, 直至满足约束条件为止。

Step 1.3: 初始化权向量 $\lambda^1, \lambda^2, \dots, \lambda^{N_s}$, 确定 MOEA/D 算法的 N_s 个子问题及其子种群。

对于第 r 个子问题, 计算 λ^r 与其它权向量之间的欧氏距离, 选取距离最近的 l 个权向量, 由其序号组成集合 $B(r) = \{r_1, r_2, \dots, r_l\}$, 则 $B(r)$ 中元素对应的状态种群个体和顺序种群个体分别构成了第 r

个子问题的状态子种群和顺序子种群。

Step 2: 进化

Step 2.1 以 t 记录进化代数, 令 $t=1$ 。

Step 2.2 令 $r=1$ 。

Step 2.3 针对第 r 个子问题的状态子种群和顺序子种群, 随机选择两个个体 i 和 j (状态子种群和顺序子种群所选择的个体序号相同), 将所选择的状态个体记为 i_{sa} 和 j_{sa} , 顺序个体记为 i_{se} 和 j_{se} 。施以相应的交叉、变异操作, 得到新的状态个体 i'_{sa} 和 j'_{sa} , 以及新的顺序个体 i'_{se} 和 j'_{se} , 将新的状态个体和顺序个体进行组合可得到 4 种组合: $\{i'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{i'_{sa}, j'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, j'_{se}\}$ 。

Step 2.4 对于 $\{i'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{i'_{sa}, j'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, j'_{se}\}$ 分别确定其对应的初始化方案种群, 并利用遗传算法对方案种群进行选择、交叉、变异操作, 分别对单个目标函数进行优化, 最终得到各目标函数的最优值。 $\{i'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{i'_{sa}, j'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, j'_{se}\}$ 对应的参考值分别为 \mathbf{z}'_1 、 \mathbf{z}'_2 、 \mathbf{z}'_3 、 \mathbf{z}'_4 , 而原始参考值为 \mathbf{z}' , 取 $\{\mathbf{z}', \mathbf{z}'_1, \mathbf{z}'_2, \mathbf{z}'_3, \mathbf{z}'_4\}$ 中的最小值作为第 r 个子问题更新后的参考值。

Step 2.5 以 $g(u|\lambda^r, \mathbf{z})$ 为优化目标, 对 $\{i'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{i'_{sa}, j'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, i'_{se}\}$ 、 $\{j'_{sa}, j'_{se}\}$ 分别确定其对应的初始化方案种群, 并利用遗传算法对方案种群进行选择、交叉、变异操作, 取使 $g(u|\lambda^r, \mathbf{z})$ 最小的状态个体和顺序个体组合, 作为状态种群和顺序种群更新后的第 r 个状态个体和顺序个体。

Step 2.6 将第 r 个子问题更新后的状态个体、顺序个体, 及对应的最优方案个体加入对应的外部种群, 并进行非支配解的判断, 得到更新后的外部种群。

Step 2.7 令 $r=r+1$, 若 $r \leq N_s$, 转到 Step 2.2, 否则转到 Step 3。

Step 3: 终止

以 T 表示最大进化代数, 令 $t=t+1$, 若 $t \leq T$, 转到 Step 2, 否则, 终止算法, 并输出状态外部种群、顺序外部种群、方案外部种群。

3 仿真验证

假定有 26 个目标, 其中 8 个为重点目标。重点目标的毁伤要求为 {2, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 2}, 有 9 种火力打击资源可共选择编组, 以目标 1 为例, 给出在不同毁伤等级和威胁条件下的可行火力编组方案、可能的战损、火力资源总数和单价等参数, 如表 1 所示, 其中, 资源 4 和资源 5 不仅会消耗费用, 也可能产生战损, 其它火力资源的使用只会产生费用, 不会产生战损。关于威胁等级的确定, 由于不是本文研究的重点, 直接给出相关数据以便验证所提出的算法, 如表 2 所示, 以目标 1 为例给出了部分确定威胁等级的数据, 在确定目标的打击顺序和期望毁伤状态后, 即可查询表 2 得到威胁等级。状态种群、顺序种群、方案种群的规模分别为 100、100、80, MOEA/D 算法的子种群数量为 10, 方案种群的精英个体数量为 4, 各种群的交叉概率均为 0.95, 变异概率均为 0.15, 算法的最大进化代数 100。关于战损目标函数, 设定其权重 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$, 为便于计算, 将战损目标函数乘以 2, 即直接以资源 4 和资源 5 损失的数量相加为战损目标函数。

Coverage(C)指标^[17]能有效描述 2 组 Pareto 解集之间的支配关系, 计算相邻迭代 Pareto 解集之间的 C 值, 可有效反映算法的收敛情况, 其值越小表示 2 组 Pareto 解集越相似, 也表明算法越接近于完全收敛。Spacing(S)指标^[18]用于描述所得到的 Pareto 解集分布的均匀性, 其值越小表示越均匀。这里使用 C 指标和 S 指标对所提算法进行评估。

将 NSGA-II 算法^[19]应用于本文的两级多种群的协同进化算法之中, 并与提出的多级协同 MOEA/D 进行对比, NSGA-II 算法的遗传算子和参数设定同 MOEA/D 算法。由于本文所涉及的问题复杂度较高, 且无法获得真实的 Pareto 前沿, 因此, 以初始化解作为参考, 用 C 指标描述迭代过程中新得到解对初始解的支配情况, 得到如图 2 所示的试验结果。其中, MOEA/D-te 和 MOEA/D-ws 分别表示采用了切比雪夫法和加权和法的 MOEA/D 算法。结果表明, MOEA/D-te 算法具有相对最好的收敛性, 但收敛速度最慢; MOEA/D-ws 算法具有相对最差的收敛性, 但收敛速度最快; NSGA-II 算法的收敛性能则介于 MOEA/D-te 算法和 MOEA/D-ws 算法之间。

表 1 火力编组方案及资源参数

Tab. 1 Fire resource combination and resource parameters

毁伤等级	威胁程度	{资源 1, 资源 2, 资源 3, 资源 4, 资源 5, 资源 6, 资源 7, 资源 8, 资源 9}	战损 {资源 4, 资源 5}	
目标 1	1	高	{6, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0}, {0, 0, 0, 4, 1, 1, 1, 6, 3}	{0, 0}, {3, 1}
		中	{0, 5, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0}, {0, 0, 6, 0, 0, 1, 1, 0, 0}	{0, 0}, {0, 0}
		低	{4, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0}, {0, 0, 0, 3, 1, 1, 0, 6, 3}	{0, 0}, {1, 0}
	2	高	{3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0}, {0, 2, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0}	{0, 0}, {0, 0}
		中	{0, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 4, 2}	{0, 0}
		低	{4, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0}, {0, 0, 0, 4, 1, 1, 1, 8, 3}	{0, 0}, {2, 1}
3	高	{0, 3, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0}, {0, 0, 4, 0, 0, 1, 1, 0, 0}	{0, 0}, {0, 0}	
	中	{3, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0}, {0, 0, 0, 3, 1, 1, 0, 3, 3}	{0, 0}, {1, 0}	
	低	{2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0}, {0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0}	{0, 0}, {0, 0}	
		{0, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 3, 0}	{0, 0}	
		{3, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0}, {0, 0, 0, 3, 1, 1, 1, 6, 3}	{0, 0}, {2, 1}	
		{0, 2, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0}, {0, 0, 3, 0, 0, 1, 1, 0, 0}	{0, 0}, {0, 0}	
		{2, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0}, {0, 0, 0, 2, 1, 1, 0, 2, 2}	{0, 0}, {1, 0}	
		{1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0}, {0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0}	{0, 0}, {0, 0}	
		{0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0}, {0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 0}	{0, 0}, {0, 0}	
资源总量		{8, 10, 6, 30, 20, 20, 15, 50, 30}		
资源单价		{55, 50, 45, 1, 0.5, 1.5, 1, 4, 3}		

表2 打击不同目标的威胁等级
Tab. 2 Threat level of striking different targets

威胁程度	相关目标及状态{<目标, 状态>}
高	{<11, 0>, <12, 0>}
	{<9, 0>, <12, 0>}
	{<16, 0>, <17, 0>}{<14, 0>}...
中	{<11, 2>, <12, 0>}
	{<11, 0>, <12, 2>}
	{<9, 2>, <12, 0>}
	{<9, 0>, <12, 2>}
低	{<16, 2>, <17, 2>}{<14, 2>}...
	{<11, 1>, <12, 1>, <9, 1>, <14, 1>, <16, 2>, <17, 2>}...

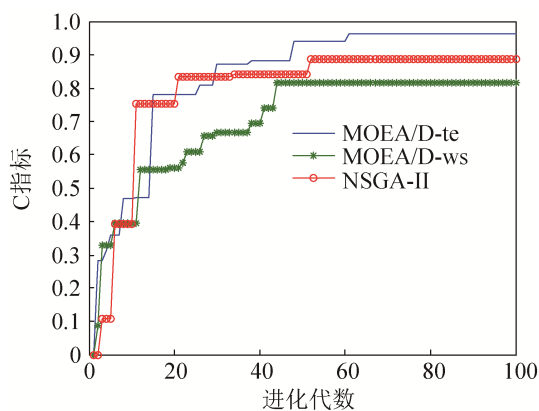


图2 三种算法的C指标
Fig. 2 C-metric of MOEA/D-te, MOEA/D-ws, NSGA-II

图3给出了3种算法的S指标随迭代数的变化情况, 结果表明MOEA/D-te算法的Pareto解集具有最好的均匀性, MOEA/D-ws其次, NSGA-II算法相对最差。3种算法对应的Pareto前沿(PF)如图4所示, 结果表明3种算法具有相似的PF。

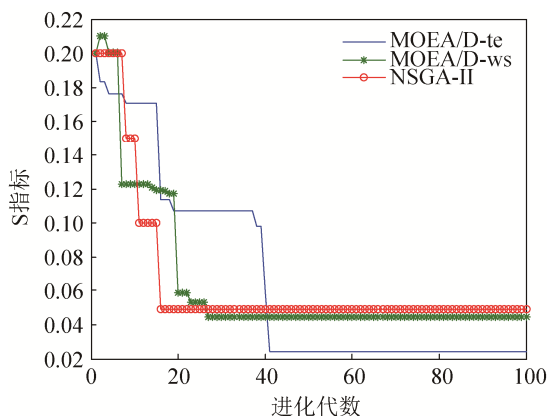


图3 MOEA/D-te、MOEA/D-ws、NSGA-II三种算法的S指标
Fig. 3 S-metric of MOEA/D-te, MOEA/D-ws, and NSGA-II

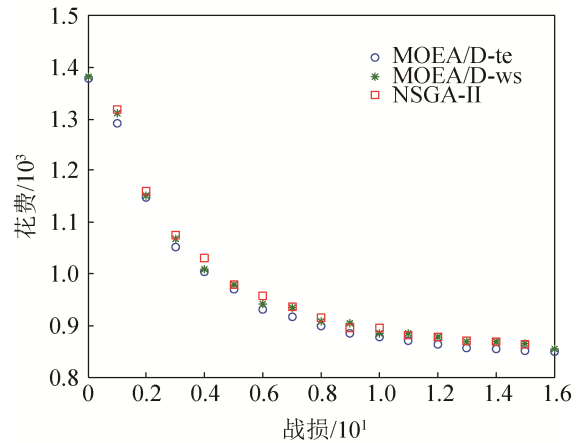


图4 MOEA/D-te、MOEA/D-ws、NSGA-II三种算法的Pareto前沿
Fig. 4 PF of MOEA/D-te, MOEA/D-ws, and NSGA-II

4 结论

本文讨论了联合火力打击的目标分配问题, 结合联合火力打击目标分配问题的需求, 针对现有文献中关于武器目标分配模型的不足, 建立了联合火力打击目标分配的多目标优化模型。根据模型的特点, 提出将MOEA/D算法与多级协同进化框架相结合的多级协同进化MOEA/D算法, 并根据模型的特点, 设计了相关的遗传算子和进化机制。通过对比所提算法和NSGA-II算法的性能, 结果证明了本文所提方法的有效性和可行性。此外, 为完整的解决联合火力打击目标分配问题, 还需更加有效地解决好打击兵力所面临的威胁等级评估的问题, 这是下一步需要解决的问题。随着目标数量的增加, 算法所面临的解空间将呈指数增加, 如何确保算法的效率也是需要进一步研究的问题。

参考文献:

- [1] 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 A G, Zhang L Y, Ding Q J. Multi-aircraft cooperative fire assignment based on auction algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(9): 1829-1833.
- [2] 贺小亮, 毕义明. 基于模拟退火遗传算法的编队对地攻击火力分配建模与优化[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(5): 900-904.
He X L, Bi Y M. Modeling and optimization of formation

- air-to-ground attack fire distribution based on simulated annealing genetic algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(5): 900-904.
- [3] 黎子芬, 李相民, 陈金柱, 等. 分布式协同拍卖算法的动态联合火力分配方法[J]. *火力与指挥控制*, 2012, 37(11): 49-52.
Li Z F, Li X M, Chen J Z, et al. Dynamic joint fire distribution method based on decentralized cooperative auction algorithm[J]. *Fire Control and Command Control*, 2012, 37(11): 49-52.
- [4] 陈黎, 王中许, 武兆斌, 等. 一种基于先期毁伤准则的防空火力优化分配[J]. *航空学报*, 2014, 35(9): 2574-2582.
Chen L, Wang Z X, Wu Z B, et al. A Kind of Antiaircraft Weapon-target Optimal Assignment Under Earlier Damage Principle[J]. *Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica*, 2014, 35(9): 2574-2582.
- [5] 徐加强, 毕义明, 汪民乐, 等. 基于时空约束的常规导弹火力分配建模与实现[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(9): 2025-2029.
Xu J Q, Bi Y M, Wang M L, et al. Modeling and realization of conventional missile fire assignment based on time-space restriction[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(9): 2025-2029.
- [6] 金宏, 余跃, 张如飞. 常规导弹联合火力打击统一分配模型[J]. *火力与指挥控制*, 2014, 39(7): 27-30.
Jin H, Yu Y, Zhang R F. Unified fire assignment model of conventional missiles in joint fire attack[J]. *Fire Control and Command Control*, 2014, 39(7): 27-30.
- [7] 冯社辉, 石文蕊, 陈思林. 联合火力打击空军目标分配模型研究[J]. *军事运筹与系统工程*, 2012, 26(2): 16-20.
- [8] 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 C C, Li W M, Yang S G. Optimal analysis of target assignment problem in joint fire attack[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2009, 10(3): 50-54.
- [9] Chen S, He J H, Liu H Y. Realization and simulation of parallel ant colony algorithm to solve WTI problem[C]//*Proc. of the International Conference on Systems and Informatics*, 2012: 2458-2461.
- [10] 张滢, 杨任农, 左家亮, 等. 基于分解进化多目标优化算法的火力分配问题[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(12): 2435-2441.
Zhang Y, Yang R N, Zuo J L, et al. Weapon-target assignment based on decomposition-based evolutionary multi-objective optimization algorithms[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(12): 2435-2441.
- [11] 王凌, 沈婧楠, 王圣尧, 等. 协同进化算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2015, 30(2): 193-202.
Wang L, Sheng J N, Wang S Y, et al. Advances in co-evolutionary algorithms[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(2): 193-202.
- [12] Lin D, Lee C K M, Ho W. Multi-level genetic algorithm for the resource-constrained re-entrant scheduling problem in the flow shop[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence (S0952-1976)*, 2013, 26(4): 1282-1290.
- [13] Adewumi A O, Ali M M. A multi-level genetic algorithm for a multi-stage space allocation problem[J]. *Mathematical and Computer Modelling (S0895-7177)*, 2010, 51(1): 109-126.
- [14] Zhang Q, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation(S1089-778X)*, 2007, 11(6): 712-731.
- [15] Li K, Fialho Á, Kwong S, et al. Adaptive operator selection with bandits for a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation (S1089-778X)*, 2014, 18(1): 114-130.
- [16] Li K, Deb K, Zhang Q, et al. An evolutionary many-objective optimization algorithm based on dominance and decomposition[J]. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation(S1089-778X)*, 2015, 19(5): 694-715.
- [17] Zitzler E, Thiele L. Multi-Objective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach[J]. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation (S1089-778X)*, 1999, 3(4): 257-271.
- [18] Schott J R. Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization[D]. Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, 1995.
- [19] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation(S1089-778X)*, 2002, 6(2): 182-197.