基于改进 MOSFLA 的多机协同任务分配

何建华[1]，王安龙[1]，陈松[2]，张越[1]，刘琨[1]，赵焕义[3]

(1. 西北工业大学 电子信息学院，陕西 西安 710129；2. 中国电子科技集团 29 所，四川 成都 610000；
3. 中航工业江西洪都航空工业集团有限责任公司，江西 南昌 330024)

摘 要：为解决多机协同任务分配这一多约束组合优化问题，提出了一种基于矩阵二进制编码的改进多目标混合蛙跳算法(multi-objective shuffled frog-leaping algorithm，MOSFLA)的任务分配策略。首先，建立了基于目标剩余价值、战机攻击损耗和航程代价的多目标优化模型；然后，对混合蛙跳算法的位置更新策略进行了改进，以保证更新过程中解的可行性及算法的全局收敛能力；最后，利用改进算法求解多机协同对地攻击任务分配问题，得出问题的 Pareto 最优解集。仿真实验表明，改进算法能够在较短时间内同时得出多个分配方案，增加决策的灵活性。

关 键 词：协同任务分配，混合蛙跳算法，多目标，矩阵二进制编码，Pareto 最优解集
中图分类号：TP391 **文献标志码**：A **文章编号**：1000-2758(2014)04-0630-07

多机协同任务分配问题是一个多模型、多约束、计算难度大、复杂度呈几何级数增长的最优化 NP 问题[1]。

智能优化算法具有智能性、并行性、鲁棒性等特点，近年来，将其用于解决多机协同任务分配已经成为协同控制领域的一个热点问题，已经取得了一些的成果[2-4]。但是，现阶段的大多数研究都建立在单目标优化模型上，即将多目标函数通过线性加权转化为单目标函数[5]，然而，不同目标函数的量纲不同，设置合理的加权系数是一个难点，且这种处理方式只能得到一个分配方案，提供给决策者的有用信息少；相比之下，建立多目标优化模型，求解多目标优化的 Pareto 前沿，能够直观地反映不同量纲的目标函数之间的耦合关系，能够给决策者提供更多的决策信息。

混合蛙跳算法(shuffled frog-leaping algorithm，SFLA)是一种结合了基于遗传基因的 Menetic 算法和基于群体觅食行为的 PSO(particle swarm optimization)算法的亚启发式协同搜索群体智能算法[6]，具有概念简单、全局寻优能力强、计算速度快、易于实现等特点，已经被成功用于流水线调度[7]、电力系统[8]、通信检测[9]等领域，并取得很好的优化效果。鉴于 SFLA 的优点，本文将其运用于求解多机协同任务分配问题的 Pareto 前沿，并设计了合适的编码策略、种群更新策略、个体评价与族群分组策略；在 Pareto 解多样性维护上，采取了计算代价低的自适应网格法[10]。

1 问题描述

论文研究二维战场环境下的多机协同对地攻击目标分配问题。为便于研究，做以下假设：

1) 假设目标及威胁位置已知；

2) 假设由 M 架战机打击 N 个不同地面目标，定义战机集合 $F_i \in F(i = 1,2,\cdots,M)$，目标集合 $T_j \in T(j = 1,2,\cdots,N)$；

3) 假设单个战机可以被分配给多个目标，且每个目标有且只能被分配一次，定义第 i 个战机对目标的分配集合为 $G_i = \{T_{i,1},T_{i,2},\cdots,T_{i,n}\}$，且 $n \leqslant N$，显然 $\bigcup_{i=1}^{M} G_i = T$。

收稿日期：2013-12-08 基金项目：航空科学基金(2013ZC53038)资助
作者简介：何建华(1967—)，西北工业大学副教授，主要从事航空火力控制原理、复杂系统建模与仿真及航空电子系统研究。

2　多机协同任务分配模型

根据多机协同对地攻击目标分配问题特点,定义决策变量 x_{ij} 为:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{目标 } j \text{ 分配给战机 } i \\ 0 & \text{目标 } j \text{ 不分配给战机 } i \end{cases} \tag{1}$$

式中:$i \in M$,$j \in N$。

2.1　目标剩余价值模型

目标剩余价值是指目标被攻击后,未被摧毁或者完全摧毁的价值之和,通常定义为目标价值与毁伤概率的函数。表达式如下:

$$C_1 = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (1 - P_{ij}) \cdot v_j \cdot x_{ij} \tag{2}$$

式中:P_{ij} 表示战机 F_i 对目标的毁伤概率,v_j 表示目标 T_j 的价值。

2.2　攻击损耗模型

攻击损耗是指战机在对目标实施打击时,目标对战机的杀伤,可以定义为战机生存概率和战机价值的函数。表达式如下[4]:

$$C_2 = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (1 - S_{ij}) \cdot u_i \cdot x_{ij} \tag{3}$$

式中:S_{ij} 表示战机 i 打击目标 j 时的生存概率,u_i 表示战机 i 的价值。

2.3　航程代价模型

航程代价是指战机避开所有航路上的威胁,安全到达任务区域的航程;航程越短,意味着战机的能耗越低、任务执行时间越短,打击效益越高。

在无法预知实际航程的前提下,为保证协同任务分配的时效性,采取估计航程参与分配运算极为必要。假设第 i 架战机分配到 n 个目标,且确定目标的攻击顺序为 $T_{i,1} \rightarrow T_{i,2} \rightarrow \cdots \rightarrow T_{i,n}$,则第 i 架战机的航程代价可以表示为:

$$l_i = k^* (| F_i T_{i,1} | + | T_{i,2} T_{i,3} | + \cdots | T_{i,n-1} T_{i,n} |) \tag{4}$$

式中:$| * |$ 表示两点之间的欧式距离,k 为常量。则多机协同目标分配的油耗代价可表述为:

$$l = \sum_{i=1}^{M} l_i \tag{5}$$

从(4)式、(5)式可以看出,航程代价的估算依赖于目标攻击顺序,下面给出确定战机对多目标攻击顺序的算法步骤:

Step 1　生成一个 Open 列表,将对第 i 架战机的目标分配结果(目标序号)以结点的形式保存在 Open 列表中。

Step 2　生成一个 Close 有序列表,将其初始化为 Open 列表的第一个结点。

Step 3　选择 Close 列表的第一个结点,计算该结点与 Open 列表中结点的欧式距离,并记录最小距离的结点序号,将其从 Open 列表移除,插入 Close 列表表头。

Step 4　重复 Step 3,直到 Open 列表中的所有结点都被移入 Close 列表中,反向追踪 Close 列表,得到战机 i 对多目标的攻击顺序。

2.4　多目标优化模型

本文将不同量纲的目标函数归类,建立的多机协同攻击任务分配数学模型如下:

$$\min f_1 = \alpha \cdot \left(\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (1 - P_{ij}) \cdot v_j \cdot x_{ij} \right) + \beta \cdot \left(\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (1 - S_{ij}) \cdot u_i \cdot x_{ij} \right) \tag{6}$$

$$\min f_2 = \sum_{i=1}^{M} (l_i) \tag{7}$$

约束条件为:

$$\sum_{j=1}^{N} x_{ij} \geqslant 1 \tag{8}$$

$$\sum_{i=1}^{M} x_{ij} = 1 \tag{9}$$

$$\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} x_{ij} = N \tag{10}$$

(6)式表示任务损耗,反映了任务的完成情况和机群的损伤状态,$\alpha \in (0,1)$、$\beta \in (0,1)$,且 $\alpha + \beta = 1$;(8)式表示每架战机至少打击一个目标;(9)式表示每个目标只被分配一次;(10)式表示所有目标都被分配给了战机群。

3　基于改进 MOSFLA 的任务分配

3.1　青蛙个体编码方式

由于一般的二进制编码方式和整形串编码方式容易产生非法解[8],故本文采用矩阵二进制的编码方式,对蛙跳算法的个体进行编码,即将决策矩阵 X 直接作为青蛙个体的编码。

假设战场环境中有 3 架战机和 6 个待攻击的目标,则其编码方式如图 1 所示,每行对应相应战机分配到的目标,每列对应相应目标被分配给哪架战机。

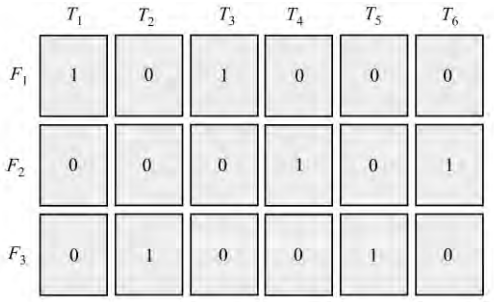

图1 青蛙个体编码

3.2 青蛙种群的位置更新策略

混合蛙跳算法通过多族群协同进化来实现种群的更新，具有内在的并行性。由于SFLA起源时间较晚，对离散SFLA的研究文献相对较少，考虑到编码方式的特殊性，本文设计了新的种群更新方式。

3.2.1 基本定义

为便于描述，借鉴文献[2]中的方法，作如下定义：

定义1 设矩阵 $X \in Q^{M\times N}$、$B \in Q^{M\times N}$，$Q^{M\times N}$ 为可行解空间，定义矩阵 $D = B \otimes X$，表示 B 与 X 间的差异矩阵，“$\otimes$”表示矩阵间的按位异或操作符。

定义2 $z' = \mathrm{cut}(z,k)$，其意义为：截取一维数组 z 的前 k 列，保存到新的一维数组 z' 中。

定义3 $X' = F(D,\phi)$，其意义为：根据差异矩阵 D，对矩阵 X 进行逼近矩阵 B 的更新。统计 C 中各列元素和，若不等于0则将列号保存到一维数组中，并将该数组随机排序得到 z，操作符 ϕ 定义为：

$$\phi = \sim(D,X,\mathrm{cut}(z,ri(n))) \tag{11}$$

式中：n 表示数组 z 的长度，$ri(n)$ 表示区间 $[1,n]$ 上的随机整数；“$\sim$”的意义为：按照 z' 指定的列号，逐列一一对应 D 和 X 上的元素，若 D 中该列某元素为1，则 X 中相应位置元素取反[2]。

定义4 $X' = F(X,\varphi)$，其意义为：对矩阵 X 按照操作符 φ 进行变异操作，操作符 φ 定义为：

$$\varphi = \{\mathrm{swap}(r_1,r_2),\mathrm{swap}(c_1,c_2)\} \tag{12}$$

式中：$\mathrm{swap}(r_1,r_2)$ 表示交换矩阵中的 r_1 行和 r_2 行，$\mathrm{swap}(c_1,c_2)$ 表示交换矩阵中的 c_1 列和 c_2 列。

3.2.2 改进蛙跳规则

为适合矩阵二进制编码形式的SFLA，笔者设计的改进蛙跳准则如下：

1）第1次跳跃

$$X'_w = \begin{cases} F(X_w,\varphi) & X_b = X_w \\ F(X_b \otimes X_w,\phi) & \text{other} \end{cases} \tag{13}$$

式中：X_b 和 X_w 分别表示族群最优个体和最差个体。

2）第2次跳跃

$$X'_w = \begin{cases} F(X_w,\varphi) & X_g = X_w \\ F(X_b \otimes X_w,\phi) & \text{other} \end{cases} \tag{14}$$

式中：X_g 和 X_w 分别表示种群最优个体和族群最差个体。

3）第3次跳跃

$$X'_w = \mathrm{rand}(X),\ X \in Q^{M\times N} \tag{15}$$

式中：$\mathrm{rand}(X)$ 表示在可行解空间随机产生一个决策矩阵。

(13)式、(14)式体现了族群中最差个体向族群中最优个体和种群中最优个体的学习能力，是SFLA的局部深度搜索和全局信息交互的关键；(15)式保证了SFLA的全局搜索能力。

3.2.3 变异算子

按照 $F(X_b \otimes X_w,\phi)$ 更新产生的新个体不一定能满足约束条件，考虑3架战机攻击4个地面目标的情况，假设：

$$\underset{X_b}{\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&1\\0&0&1&0\end{bmatrix}} \otimes \underset{X_w}{\begin{bmatrix}1&0&1&0\\0&1&0&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}} = \underset{\mathrm{Def}M}{\begin{bmatrix}0&0&1&0\\0&0&0&1\\0&0&1&1\end{bmatrix}} \tag{16}$$

$\mathrm{Def}M$ 为差异矩阵，反映了2个矩阵之间的差异，若 $\mathrm{cut}(z,ri(2)) = 4$，即随机选择第4列进行取反，则更新后的 X'_w 为：

$$X'_w = \begin{bmatrix}1&0&1&0\\0&1&0&1\\0&0&0&0\end{bmatrix} \tag{17}$$

可以看出，X'_w 的第3行元素全为0，即第3架战机没有分配到目标。本文引入变异算子，对非法解进行变异，避免出现此类问题。变异算子设计如下：

$$X''_w = F(X'_w,\mathrm{swap}([r_0,r_m],c)) \tag{18}$$

式中：r_0 表示对矩阵 X'_w 按行求和，值为0的行号；m 表示对矩阵 X'_w 按行求和，值最大的行号；c 表示 r_m 行中值为1的一个随机列号；$\mathrm{swap}([r_0,r_m],c)$ 表示交换 c 列中的 r_0 行和 r_m 行。针对(17)式的变异如下所示：

$$\underset{X'_w}{\begin{bmatrix}1&0&\textcircled{1}&0\\0&1&0&1\\0&0&\textcircled{0}&0\end{bmatrix}} \begin{matrix}r_0=3\\r_m=1\\\Rightarrow\\c=3\end{matrix} \underset{X''_w}{\begin{bmatrix}1&0&\textcircled{1}&0\\0&1&0&1\\0&0&\textcircled{0}&0\end{bmatrix}}$$

当 r_0 值不唯一时,按照(18)式逐次变异。

3.3　青蛙个体适应值评价及族群划分

分种群进化是 SFLA 的核心思想,在多目标优化问题中,不同目标函数具有不同的适应值,所以设计合适的个体适应值评价指标作为族群划分的参照,显得尤为重要。

1)个体适应值评价

设种群规模为 F,定义个体 i 对个体 j 的 Pareto 支配变量:

$$d_j^i = \begin{cases} 1 & i \succ j \\ -1 & j \succ i \\ 0 & \text{other} \end{cases} \tag{19}$$

式中:$j \in F$,$\succ$ 为支配关系符。则个体 i 的支配强度可以表示为:

$$D_i = \sum_{j=1}^{F} d_j^i \tag{20}$$

D_i 反映了个体 i 支配和被支配的情况,值越大,表明种群中个体 i 支配强度越强。

当多数个体的支配强度相同时,个体间的优劣关系难以确定,因此笔者采用基于个体偏移率的评价指标,进一步区分个体间的差异。个体 i 的偏移率定义如下:

$$Off_i = \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{n} \left(f_j^i - \min_{k \in p}(f_j^k)\right) \tag{21}$$

式中:p 表示群体中个体的数目,n 表示目标函数的数目,f_j^i 表示个体 i 对应的第 j 个目标函数的值。个体偏移率越小,则接近群体中的最优个体;若 $Off_i = 0$,则个体 i 为当前群体中的最优个体。

个体 i 的适应值由其支配强度和偏移率决定,即:

$$F_i = D_i + \frac{1}{Off_i} \tag{22}$$

2)族群划分

根据(21)式计算种群中个体适应值,并按照适应值降序排列种群,对经过排序后的种群进行族群划分,方法如下:

$$M^k = \{X^k(j), f^k(j) \mid X^k(j) = X(k + s(j-1)), f^k(j) = f(k + s(j-1))\} \tag{23}$$

式中:$k = 1,2,\cdots,m$,$j = 1,2,\cdots,t$,m 和 t 分别表示族群数和族群中个体数。

3.4　改进 MOSFLA 算法

根据上述设计,本文提出的多机协同任务分配问题的改进 MOSFLA 算法具体步骤如下:

Step 1　设置初始参数。种群规模为 F、族群数为 m、族群中青蛙个体数为 t,种群迭代次数 D、族群内部进化次数为 I,初始化青蛙种群 $P = \{X_1, X_2, \cdots, X_F\}$。

Step 2　初始非劣解集。确定青蛙个体间的支配关系,若一个青蛙个体不受其他个体支配,则将个体存入非劣解集中。

Step 3　计算适应值。按3.3节中的个体适应值评价方法,对种群进行排序,并按照(23)式进行族群划分。

Step 4　族群内部进化。对每个族群,记录最差个体 X_w,按照 3.2 节提出的方法进行 I 次更新。

Step 5　族群合并。混合更新后的族群,形成新的种群,确定新种群中个体间的支配关系,更新非劣解集。

Step 6　更新最优个体。在非劣解集中随机选择一个个体作为最优个体 X_g。

Step 7　检查终止条件。若满足终止条件,则结束;否则,返回 Step 3 继续寻优。

4　仿真实验及结果分析

在双核主频 2.13 GHz、内存 2 GB,并安装 Win7 操作系统的 PC 机上,利用 Matlab R2009a 仿真软件,对多机协同对地攻击任务分配算法进行仿真实验。设定不同的战机数目和目标数目及初始参数,对多机协同对地攻击任务分配模型进行仿真实验。

实验 1　任务设定为 3 架战机攻击 6 个地面目标,基本参数设置如表 1 ~ 表 4 所示。

表 1　生存概率

战机	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
F_1	0.92	0.91	0.93	0.89	0.86	0.94
F_2	0.89	0.91	0.94	0.90	0.89	0.88
F_3	0.88	0.89	0.90	0.90	0.92	0.93

表 2　杀伤概率

战机	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
F_1	0.96	0.94	0.86	0.84	0.80	0.80
F_2	0.84	0.86	0.96	0.94	0.85	0.88
F_3	0.80	0.81	0.85	0.86	0.95	0.94

表3 目标属性

目标	X 坐标	Y 坐标	价值
T_1	12	50	20
T_2	20	70	26
T_3	35	65	30
T_4	45	90	70
T_5	65	80	60
T_6	85	55	27

表4 战机属性

战机	X 坐标	Y 坐标	价值
F_1	10	15	50
F_2	45	10	60
F_3	80	12	50

设定种群规模为20，族群数为5，进化代数为50，内部迭代次数为5，档案集(保存非劣解)规模为10，权重 a = 0.5。独立进行10次仿真实验，产生2种决策方案的次数为2，产生3种决策方案的次数为3，产生4种决策方案的次数为5，平均耗时7.725 *s*。图2为某次仿真得到的 *Pareto* 前沿。图中横轴为战机的任务损耗代价，纵轴为战机的航程代价。图2对应的档案集信息见表5。

表5 档案集信息

方案	任务损耗	航程代价	F_1	F_2	F_3
1	18.900	214.730 6	1 – 2	3 – 4	6 – 5
2	21.290	210.165 5	1 – 2	3	6 – 5 – 4
3	22.780	204.436 2	1	3 – 2	6 – 5 – 4

图1体现了任务损耗和航程代价之间的相互制约，即减小某个指标值，必将导致另一个指标值的增加，不存在绝对的最优方案。结合表5，对于该想定，如果决策者更加关心航程代价，希望以最短的航程、最少的时间完成对地攻击任务，则选择方案3(见图5)；如果决策者更加关心任务损耗，希望以最小的自身损耗获得最大的目标价值，则选择方案1(见图3)；如果希望平衡航程代价和任务损耗，则选择方案2(见图4)。

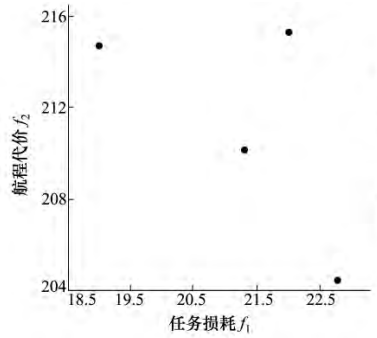

图2 改进 *MOSFLA* 求解的 *Pareto* 前沿

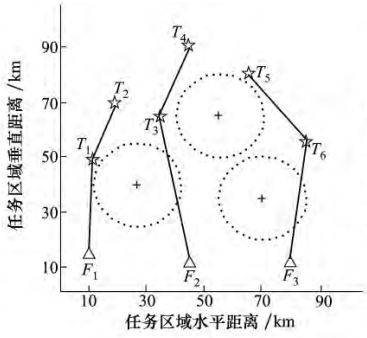

图3 方案1分配结果

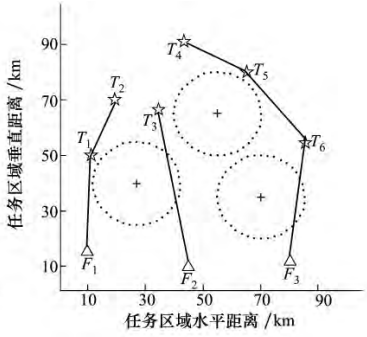

图4 方案2分配结果

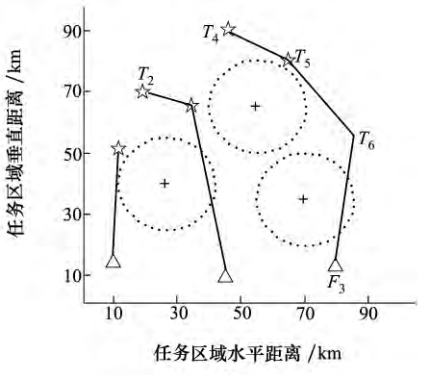

图5 方案3分配结果

图3～图5中，虚线圆表示威胁区，威胁区边界与位于威胁区内的航路段长度之差反映了预估航程的误差(如图4所示，误差 $\approx \overset{\frown}{AB} - \overline{AB}$，该误差越小，预估航程代价越接近真实航程代价。

实验2 在实验1的基础上，如果战场环境发生变化，出现2个新目标 T_7、T_8，T_7 坐标位置为(20，90)，价值为46，；T_8 坐标位置为(76，90)，价值为45，战机对目标的生存概率及杀伤概率见表6。独立进行10次仿真实验，产生2种决策方案的次数为5，产生3种决策方案的次数为4，产生4种决策方案的次数为1，平均耗时7.706 *s*。某次实验的 *Pareto* 最优解集如图6所示，其中的一种分配方案如图

7 所示。

表 6　新目标属性表

战机	T_7		T_8	
	生存概率	杀伤概率	生存概率	杀伤概率
F_1	0.94	0.94	0.88	0.81
F_2	0.89	0.93	0.88	0.83
F_3	0.87	0.82	0.93	0.95

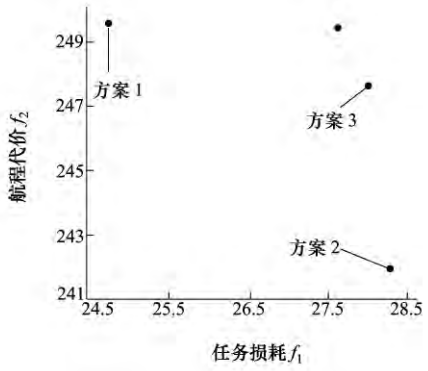

图 6　增加目标后的 *Pareto* 前沿

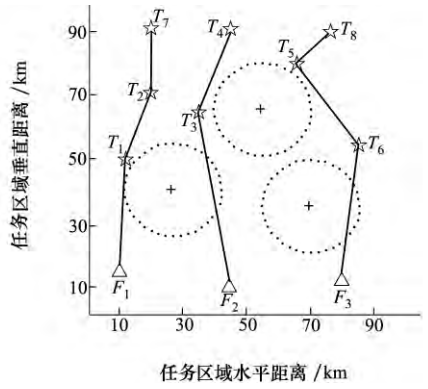

图 7　方案 1 的分配结果

以上 2 个实验表明,基于改进 *MOSFLA* 协同对地攻击任务分配方法,能够在较短时间内,求解出问题的 *Pareto* 解集;解集中的不同解构成了决策方案集,在方案集中,各个方案之间不存在绝对的优劣关系,应该选择何种决策方案,依赖于具体的任务要求。假设作战目的是最小化任务损耗,针对实验 1,应选择方案 1(见图 3),即战机 $F_1 \cdots T_1 \rightarrow T_2$,战机 $F_2 \cdots T_3 \rightarrow T_4$,战机 $F_3 \cdots T_6 \rightarrow T_5$;在实验 1 的基础上,增加目标 T_7、T_8 后,应选择的分配方案(见图 7)为:战机 $F_1 \cdots T_1 \rightarrow T_2 \rightarrow T_7$,战机 $F_2 \cdots T_3 \rightarrow T_4$,战机 $F_3 \cdots T_6 \rightarrow T_5 \rightarrow T_8$。

5　结　论

多机协同任务分配是编对对地攻击的关键技术之一。本文在预估航程代价的情况下,将不同量纲的代价函数归类,建立了多机协同对地攻击的多目标任务分配模型,并对基本 *SFLA* 的编码方式、更新策略进行了改进,建立了控制参数少、鲁棒性好的 *MOSFLA* 的任务分配算法模型。实验结果表明,该方法能够在估计航程代价的前提下,求解出多机协同对地攻击任务分配问题的 *Pareto* 前沿,能够同时为决策者提供多个较优的决策方案,使战法更加灵活。

参考文献:

[1] 赵明,苏小红,马培军,等. 复杂多约束 *UCAVs* 协同目标分配的一种统一建模方法[J]. 自动化学报,2012,38(12):2038-2047
Zhao M, Su X H, Ma P J, et al. A Unified Modeling Method of UAVs Cooperative Target Assignment by Complex Multi-Constraint Conditions [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(12): 2038-2047 (*in Chinese*)

[2] 王强,丁全心,张安,等. 多机协同对地攻击目标分配算法[J]. 系统工程与电子技术,2012,34(7):1040-1045
Wang Q, Ding Q Y, Zhang A, et al. Target Allocation Algorithm for Multi-Cooperative Air-to-Ground Attack [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(7): 1040-1045 (*in Chinese*)

[3] *Eun Y, Bang H. Cooperative Task Assignment/Path Planning of Multiple Unmanned Aerial Vehicles Using Genetic Algorithms. Journal of Aircraft*, 2009, 46(1): 338-343

[4] *Ho S Y, Lin H S, Liauh W H. OPSO: Orthogonal Particle Swarm Optimization and Its Application to Task Assignment Problems. IEEE Trans Syst Man Cybern B*, 2008, 38(2): 288-298

[5] 谷学强,王楠,陈璟,等. 基于鲁棒多目标优化方法的 *UCAV* 武器投放规划[J]. 系统工程与电子技术,2013,35(4):753-759
Gu X Q, Wang N, Chen J, et al. Weapon Delivery Planning for UCAV Using Robust Multi-Objective Optimization Approach [J]. *Systems Engineering and Planning*, 2013, 35(4): 753-759 (*in Chinese*)

[6] 崔文华,刘晓冰,王伟,等. 混合蛙跳算法研究综述[J]. 控制与决策,2012,27(4):481-486
Gui W H, Liu X B, Wang W, et al. Survey on Shuffled Frog Leaping Algorithm [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(4): 481-486 (*in Chinese*)

[7] 潘玉霞,潘全科,离俊青. 蛙跳优化算法求解多目标无等待流水线调度[J]. 控制理论与应用,2011,28(11):1363-1370
Pan Y X, Pan Q K, Li J Q. Shuffled Frog-Leaping Algorithm for Multi-Objective No-Wait Flow-Shop Scheduling [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(11): 1363-1370 (*in Chinese*)

[8] *Taher N, Mohammad R N, Masoud J, et al. A Modified Shuffle Frog Leaping Algorithm for Multi-Objective Optimal Power Flow* [J]. *Energy*, 2011, 36: 6420-6432

[9] 靳一,王继武,吴乐南. 混合蛙跳算法优化的支持向量机 *EBPSK* 检测器[J]. 东南大学学报:自然科学版,2011,41(3):509-512
Jin Y, Wang J W, Wu L N. EBPSK Demodulator Based on Shuffled Frog Leaping Optimized SVM [J]. *Journal of Southeast University: Natural Science Edition*, 2011, 41(3): 509-512 (*in Chinese*)

[10] 施展,陈庆伟. 基于 *QPSO* 和拥挤排序的多目标量子粒子群优化算法[J]. 控制与决策,2011,26(4):540-547
Shi Z, Chen Q W. Multi Objective Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization Algorithm Based on QPSO and Crowding Distance Sorting [J]. *Control and Decision*, 2011, 26(4): 540-547 (*in Chinese*)

Cooperative Task Assignment for Multiple Fighters Using Improved MOSFLA Algorithm

He Janhua[1], Wang Anlong[1], Cheng Song[2], Zhang Yu[1], Liu Kun[1], Zhao Huanyi[3]

(1. Department of Electronics Engineering, Northwestern Polytechnical Universwity, Xi´an 710129, China;
2. Southwest China Research Institute of Electronic Equipment, Chengdu 610000, China;
3. AVIC Jiangxi Hongdu Aviation Industry Group LTD, Nanchang, 330024, China)

Abstract: The multi-fighter cooperative task assignment problem is a multi-constrained combinatorial optimization problem. In order to solve this problem, a multi-objective shuffled frog-leaping algorithm (MOSFLA) based on matrix binary encoding is proposed. First of all, it establishes a multi-objective optimization model of task assignment by using the target residual value, the damages of fighters and the voyage costs. Then to ensure the feasibility of solutions produced in the update process and to ensure the global convergence capability of the improved algorithm, it improves the individual position update strategy of shuffled frog-leaping algorithm. Finally, it uses the improved algorithm to obtain the Pareto optimal solutions in air-to-ground attack mission assignment problem. Simulation results and their analysis show preliminarily that the improved algorithm can come in a variety of task assignment alternatives in a short time simultaneously, thus increasing the flexibility of the decision.

Key words: fighter aircraft, binary encoding, multi objective optimization, cooperative task assignment, Pareto optimal solutions, shuffled frog-leaping algorithm (SFLA)