

文章编号: 1001-0920(2012)11-1751-05

多UCAV协同任务分配模型及粒子群算法求解

杜继永^{1a}, 张凤鸣^{1b}, 杨 骥^{1a}, 吴虎胜^{1a,2}

(1. 空军工程大学 a. 装备管理与安全工程学院, b. 训练部,
西安 710038; 2. 武警工程大学 装备工程学院, 西安 710086)

摘 要: 任务分配是多无人作战飞机(UCAV)协同控制的基础. 对此, 分析了影响任务分配的关键战技指标, 建立了针对攻击任务的多UCAV协同任务分配模型. 应用连续粒子群算法对问题进行求解, 建立了粒子与实际问题间的映射, 通过位置饱和和策略构造粒子的搜索空间, 采用自适应惯性权重提高粒子群算法的收敛速度和全局寻优能力. 考虑到单机的任务载荷限制, 引入了买卖合同机制以实现多机任务协调. 仿真结果表明, 所提出模型和算法可以较好地解决多UCAV协同任务分配问题.

关键词: 无人作战飞机; 协同任务分配; 粒子群算法; 自适应惯性权重; 买卖合同

中图分类号: V249.122

文献标志码: A

Cooperative task assignment for multiple UCAV using particle swarm optimization

DU Ji-yong^{1a}, ZHANG Feng-ming^{1b}, YANG Ji^{1a}, WU Hu-sheng^{1a,2}

(1a. School of Equipment Management and Security Engineering, 1b. Department of Training, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Equipment Engineering College, Engineering University of CAPF, Xi'an 710086, China. Correspondent: DU Ji-yong, E-mail: dujiyong_86@163.com)

Abstract: Task assignment is one of fundamental problems in multiple unmanned combat aerial vehicle(UCAV) cooperative control. Therefore, the factors which effect the task assignment are analyzed, the multiple UCAV cooperative task assignment model for attacking the ground targets is built. The particle swarm optimization(PSO) algorithm for solving such a problem is proposed, based on proper task assignment solution to PSO particle mapping. In order to reduce the search space, a saturation strategy is provided. An adaptive inertia weight strategy is also introduced into the algorithm to balance the global and the local search ability. Considering the capacitated limitation of UCAV, the buy-sell contract scheme is adopted to solve task coordination. The simulation results show that the model and the algorithm can effectively solve the task assignment problems for multiple UCAV.

Key words: unmanned combat aerial vehicle; cooperative task assignment; particle swarm optimization; adaptive inertia weight; buy-sell contract

1 引 言

日益复杂的战场环境, 使得多无人作战飞机(UCAV)协同成为其作战方式的必然选择^[1], 而任务分配作为多UCAV协同控制的核心和有效保证, 已成为无人机领域的一个研究热点^[1-10].

在UCAV协同任务分配方面, 文献[3]考虑飞机能力裕度约束, 建立了多机任务分配模型, 但对环境中威胁的描述较为简单; 文献[4]提出了基于双层规划的攻击无人机协同目标分配模型; 文献[5]在建模

时考虑了多UCAV同时攻击同一目标和使用软杀伤武器这两种典型情况; 文献[4-9]分别采用不同的群体智能算法求解多UCAV协同任务分配问题.

在上述研究基础上, 本文针对UCAV任务载荷约束和UCAV之间任务的均衡性, 建立了针对攻击任务的多UCAV协同任务分配模型; 探讨了利用连续PSO算法解决任务分配问题, 并引入自适应惯性权重以提高PSO算法的收敛速度和全局寻优能力. 最后, 通过两个仿真算例对模型和算法的有效性进行了验证.

收稿日期: 2011-05-17; 修回日期: 2011-09-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60304004, 71171199).

作者简介: 杜继永(1986-), 男, 博士生, 从事信息系统工程与智能决策的研究; 张凤鸣(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事信息系统工程与智能决策等研究.

2 多UCAV协同任务分配模型

本文研究二维战场空间的多UCAV执行地攻击任务背景下的任务分配问题. 假设由 N 架UCAV组成的飞机编队攻击地面 M 个不同目标, UCAV集合为 U , 目标集合为 T . 战场不存在禁飞区、地形障碍和突发威胁等, 并且各UCAV具有相同全局战场信息. 定义 $I \triangleq \{1, 2, \dots, N\}$ 和 $J \triangleq \{1, 2, \dots, M\}$ 分别为任务和目标的标集合. 除非特别说明, 本文考虑的均为单任务目标.

2.1 攻击代价指标

攻击代价指标主要包括3个方面: 1) 执行任务所造成的UCAV的威胁代价, 记为 C_1 ; 2) UCAV为完成分配各自的任务集的航程代价, 记为 C_2 ; 3) 时间代价, 记为 C_3 .

设第 i 架UCAV经过目标 j 后的存活概率为 PS_i , 则 $PS_i = 1 - PK_j$. 因此, 对于单架UCAV, 执行 m 个任务造成的威胁代价为

$$C_1 = V_i^u \left(1 - \prod_{j=1}^m (1 - PK_j) \right). \quad (1)$$

其中: V_i^u 为UCAV $_i$ 的价值; PK_j 为目标 j 击毁UCAV的概率.

无人机与目标的距离越近, 完成任务的时间越短, 对应的航程代价越小, 相应的飞行油耗也越少, 因此该UCAV执行此任务的机率越大. 航程代价可表述为

$$C_2 = \frac{d_{ij}}{\max_{i \in I} d_{ij}}, \quad (2)$$

其中 d_{ij} 为UCAV $_i$ 与目标 j 的距离.

任务完成时间定义为

$$t = \max_{i \in I} t_i,$$

其中 t_i 为UCAV $_i$ 完成所分配任务的时间. 该指标可引导各UCAV之间任务的均衡分配, 充分利用载荷资源, 缩短任务完成时间. 在假设无人机飞行速度相同的条件下, 定义时间代价为

$$C_3 = \frac{t_{\max} - t_{\min}}{t_{\max}} = \frac{D_{\max} - D_{\min}}{D_{\max}}. \quad (3)$$

其中: $D_{\max} = \max_{i \in I} D_i$, $D_{\min} = \min_{i \in I} D_i$, D_i 为UCAV $_i$ 的航程.

2.2 攻击收益指标

攻击收益指在UCAV执行任务时对目标造成毁伤的价值, 定义为目标价值与毁伤概率的函数. 该指标引导任务分配向单机作战效能最大化的方向进行. UCAV $_i$ 攻击目标 j 获得的收益为

$$C_4 = V_j^t \cdot PA_i. \quad (4)$$

其中: V_j^t 为目标 j 的价值, PA_i 为 i 对 j 的击毁概率.

2.3 任务分配模型

多UCAV协同任务分配是一个多目标优化问题, 通过线性加权和法将问题转化为单目标优化问题. 由于各指标函数的量纲不同, 本文采用线性尺度变换法将各量纲转化为 $[0, 1]$ 集合内的数值. 由此, 多UCAV任务分配模型为

$$\min f = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \left(\omega_1 \frac{C_1}{\max_{i \in I} V_i^u} + \omega_2 C_2 - \omega_4 \frac{C_4}{\max_{j \in J} V_j^t} \right) x_{ij} + \omega_3 C_3. \quad (5)$$

约束条件为

$$\sum_{j=1}^M x_{ij} \leq L_i, \quad \forall i \in I; \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, \quad \forall j \in J; \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} \leq N_{\min} \triangleq \min \left\{ M, \sum_{i=1}^N L_i \right\}; \quad (8)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall (i, j) \in I \times J. \quad (9)$$

其中: 决策变量为0-1变量, $x_{ij} = 1$ 表示UCAV $_i$ 作用于目标 j ; L_i 为UCAV $_i$ 的任务载荷; $\omega_1 \sim \omega_4$ 为各指标的权重, 反映了其对任务分配的重要程度. 在上述约束条件中, 式(6)表示每架UCAV的任务最大执行能力约束; 式(7)表示一项任务只能由一架无人机执行一次; 式(8)表示UCAV编队完成任务数量约束, 在此假定 $M \leq \sum_{i=1}^N L_i$, 即所有任务均可被执行.

2.4 模型的数学复杂性

对模型求解的过程即是在问题的解空间进行搜索的过程, 下面的定理给出了其可行解的数目.

定理 1 多UCAV任务分配问题的可行解数目为 $n_f = P(M, L)$.

证明 模型中假定任务总数 M 不大于UCAV任务载荷总数 L , 即所有的任务均可被分配给UCAV执行. 将 M 项任务分配给携带不同数量载荷的UCAV的过程, 可以看作将 M 项任务分配给具有独立标记的 L 个载荷, 且 $M \leq L$, 载荷的标记与所属的UCAV和载荷使用次序有关. N 个载荷被使用的方案为 $C(M, L)$, 载荷的排列数目为 $M!$, 因此, 可行解的数目为 $n_f = C(M, L)M! = P(M, L)$. \square

3 多UCAV协同任务分配的改进PSO算法

多UCAV协同任务调度问题有许多约束条件和附加要求, 在确定问题的编码方式时需综合考虑, 以确保编码对应解个体的可行性, 同时尽可能地降低决策维度和搜索空间. 本文利用连续粒子群算法求解

UCAV 任务分配问题. PSO 算法主要根据以下公式进行更新计算^[11]:

$$v_{i,r}^{k+1} = wv_{i,r}^{k+1} + c_1\xi_1(P_{i,r}^k - x_{i,r}^k) + c_2\xi_2(P_{g,r}^k - x_{i,r}^k), \quad (10a)$$

$$x_{i,r}^{k+1} = c_{i,r}^k + v_{i,r}^{k+1}. \quad (10b)$$

其中: w 为惯性权重, $x_{i,r}^k$ 为粒子 i 在第 k 次迭代中第 r 维的位置, $v_{i,r}^k$ 为粒子 i 在第 k 次迭代中第 r 维的速度, $P_{i,r}^k$ 为粒子所经过位置中的最好位置, $P_{g,r}^k$ 为所有粒子经历过位置中的最好位置, 加速度系数 c_1 和 c_2 为设计参数, ξ_1 和 ξ_2 为 $[0, 1]$ 上的随机数.

3.1 粒子编码方式

在任务分配的求解问题中, 由于决策变量的取值是离散的, 必须寻求一个合适的表达方法, 使粒子与可行解对应, 这也是将 PSO 应用于实际问题的关键^[7]. 本文采用基于实数向量的编码方式, 建立粒子与实际问题的映射. 设定粒子的维度与任务数目相同, 粒子位置的整数部分 $[X]$ 表示任务对应的 UCAV, 整数部分相同的任务分在同一架 UCAV 的任务序列中; 粒子位置的小数部分 $\{X\}$ 表示目标在该 UCAV 任务序列中的优先水平, 以升序关系对应任务执行次序. 粒子位置与问题解的映射关系可用表 1 加以说明, 其中 X 为随机产生的一个粒子位置. 解码后, U_1, U_2, U_3 对应的任务序列分别为 $T_6 \rightarrow T_1, T_2 \rightarrow T_4, T_5 \rightarrow T_3$. 此种编码方式以连续粒子群算法为基础, 不影响算法更新算子的操作方式, 并且在未增加粒子维度的前提下, 各 UCAV 对应的任务序列可在编码中表示出来.

表 1 粒子编码示例

任务	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
X	1.8	2.3	3.5	2.7	3.2	1.2
$[X]$	1	2	3	2	3	1
$\{X\}$	0.8	0.3	0.5	0.7	0.2	0.2
UCAV	U_1	U_2	U_3	U_2	U_3	U_1

3.2 搜索空间构造

通过将约束条件合理映射到粒子的搜索空间, 生成粒子的飞行规则, 从而避免不满足约束条件的非法解, 还可以收缩搜索空间, 提高算法的搜索效率. 根据粒子的编码方式, 在粒子位置初始化及选择新位置时, 并不是在全定义域内进行选择. 其位置取值范围不能超出 UCAV 最大编号 N , 即 $[X_{\min}, X_{\max}] \subseteq [1, N+1]$. 在此, 使用饱和策略^[7]限制粒子位置, 其计算公式如下:

$$X = \begin{cases} 1, & X \leq 1; \\ N, & X \geq N + 1; \\ X, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

3.3 惯性权重的自适应策略

PSO 在实际搜索过程中是非线性的, 致使惯性权重线性递减策略不能反映实际的优化搜索过程. 在此, 引入惯性权重的一种自适应策略来控制算法的进程, 以兼顾粒子全局及局部搜索能力. 以第 k 步迭代为例, w 的计算如下^[11]:

$$w_{i,r}^k = \frac{1}{1 + \exp[\alpha + \Delta_{i,r}^{k-1} \cdot (k-1)]}; \quad (12)$$

$$\begin{cases} \alpha = \ln\left(\frac{1 - w_{\max}}{w_{\max}}\right), \\ \beta_{i,r}^{k-1} = \frac{\|v_{i,r}^{k-1}\| + \|v_{i,r}^{k-2}\|}{2\|v_{i,r}^{k-2}\|}, \\ \delta = \frac{w_{\max} - w_{\min}}{K_{\max}}, \\ \Delta_{i,r}^k = \delta\beta_{i,r}^{k-1}. \end{cases} \quad (13)$$

其中: $w_{i,r}^k$ 为第 i 个粒子的第 r 维速度分量在第 k 步迭代的惯性权重; $v_{i,r}^{k-1}$ 和 $v_{i,r}^{k-2}$ 分别为第 i 个粒子的第 r 维速度分量在第 $k-1$ 和 $k-2$ 步的迭代值; K_{\max} 为最大迭代次数; $\Delta_{i,r}^{k-1}$ 为比例因子. 利用式 (12) 和 (13), 可使惯性权重自适应非线性减小, 符合粒子寻优的特点. 另外, 引入比例因子后, 粒子可以自适应选择如何继承前一时刻的速度, 从而均衡了全局和局部搜寻能力.

3.4 基于买卖合同的任务协调

对粒子位置直接解码后产生任务序列, 会由于不满足 UCAV 的任务载荷限制而产生非法解. 在此, 提出基于买卖合同的任务协调方法.

算法 1 基于买卖合同的任务协调.

Step 1: 由市场主持买卖过程, 向参与竞标的 UCAV 集合 U^{bid} 发布竞拍任务集 T^{sale} . 其中: $T^{\text{sale}} = \bigcup_{i \in \Psi} T_i^{\text{sale}}, U^{\text{bid}} = \bigcup_{i \in \Psi} U_i, \Psi = \{i : |TS_i| > L_i\}$.

Step 2: 参与竞拍的 $U_i \in U^{\text{bid}}$ 根据自己的能力计算买入 T^{sale} 中每个任务的代价. 记 U_i 买入 $T_k^{\text{bid}} \in T^{\text{sale}}$ 的代价为 $J_{k,i}^{\text{sale}}$. 对于 U_i 而言, 若针对 T_k^{bid} 的投标在对 T^{sale} 中所有任务的投标中代价最低, 即

$$J_{k,i}^{\text{sale}} = \min_{m=1,2,\dots,|T^{\text{sale}}|} (J_{m,i}^{\text{sale}}), \quad (14)$$

则 U_i 向市场发出买卖合同标书 $\text{bid}_i = (T_k^{\text{bid}}, J_{k,i}^{\text{sale}})$.

Step 3: 市场对收到的投标进行处理. 若各标书中 T_k^{bid} 互异, 则按照各 UCAV 的合同标书将 T_k^{bid} 转交其执行; 若存在多个 UCAV 对同一任务 T_k^{bid} 竞标, 则选择代价最低的 UCAV 作为中标者, 将该任务转交给其执行, 并向其他参与投标的 UCAV 发送落标信息.

Step 4: 收到中标信息的各 UCAV 向市场返回确认信息, 更新 $T^{\text{sale}} = \{T^{\text{sale}} \setminus T^{\text{bid}}\}$, T^{bid} 为本轮竞拍中售出的任务集合.

Step 5: 若 $T^{bid} \neq \emptyset$, 则返回 Step 2 开始新一轮竞标; 否则, 竞标结束。

3.5 粒子群改进算法流程

改进的 PSO 任务分配算法流程可归纳如下。

算法 2 改进的 PSO 算法流程。

Step 1: 初始化粒子群. 在 $[1, N + 1)$ 内随机设置粒子的初始位置, 设定粒子维数与任务总数相同, 初始化算法参数及初始速度。

Step 2: 对粒子位置进行解码, 判断约束条件是否满足. 若满足, 则转 Step 3; 若不满足, 则进行任务协调, 将调整后任务集进行重新编码, 更新粒子位置。

Step 3: 按照目标函数评价每个粒子适应值. 将当前各粒子的位置和适应值存储在各粒子的 pbest 中, 将现有 pbest 中的适应值最优个体的位置和适应值存储在 gbest 中。

Step 4: 根据式 (12) 和 (13) 更新权重, 利用式 (10) 进化粒子速度和位移, 并通过式 (11) 修正粒子位置。

Step 5: 判断算法收敛准则是否满足. 如果满足则输出 gbest, 并由 gbest 经解码操作得到最佳目标分配方案, 算法结束; 否则, 转 Step 2 继续搜索。

图 1 给出了改进的 PSO 算法流程。

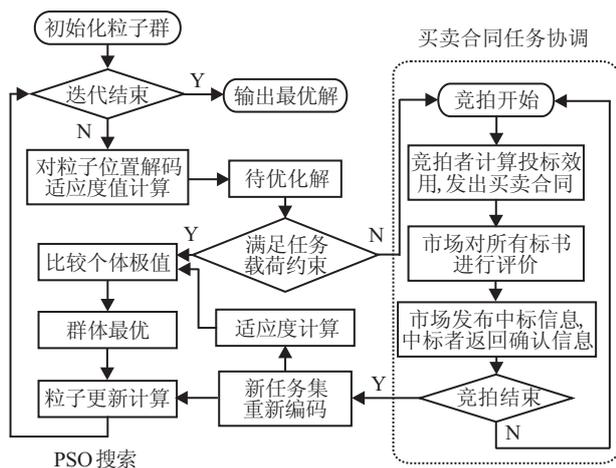


图 1 改进 PSO 算法流程

4 算例仿真

为了验证本文的任务分配模型及改进的 PSO 算法, 在 Window XP 操作系统上, 基于 Matlab 环境实现本文算法的仿真实验. PC 机配置为 Pentium(R) Dual-Core CPU E5300 @2.60 GHz 2.59 GHz, 2 G 内存. 粒子群参数设置为: 群体大小为 100, 粒子维度 $R = 7$, 最大迭代次数 $K_{max} = 500$; $c_1 = c_2 = 2$; 战场大小为 100×100 个单位, 战术指标的权重向量为 $\omega = (0.2, 0.3, 0.3, 0.2)$ 。

例 1 模型有效性验证。

任务设定为 3 架 UCAV 和 7 个地面目标, 目标及

UCAV 的参数设置见表 2 和表 3。

表 2 目标参数

目标编号	位置	价值	杀伤概率
T_1	(55, 50)	20	0.50
T_2	(60, 70)	20	0.55
T_3	(65, 30)	40	0.60
T_4	(75, 20)	100	0.85
T_5	(80, 50)	40	0.70
T_6	(78, 70)	50	0.75
T_7	(75, 90)	30	0.80

表 3 UCAV 参数

编号	位置	价值	任务载荷	杀伤概率
U_1	(15, 45)	50	3	0.60
U_2	(20, 50)	60	4	0.70
U_3	(15, 55)	40	2	0.80

通过该算例对考虑和不考虑 UCAV 的任务载荷两种情况进行了对比仿真, 各情况独立运行 10 次. 表 4 给出了在分别考虑有无任务载荷约束条件下的最优分配方案及各战术指标值. 从表中可以看出, 在无载荷约束时的目标值略优于有约束的情况, 由于不必进行任务协调, 平均计算时间较少. 由于引入了任务完成时间指标, 在两种情况下, 各 UCAV 完成任务的数量比较均衡, 充分利用了 UCAV 资源, 缩短了任务的完成时间, 从而验证了模型的有效性. 在考虑载荷约束时, 粒子位置在每次更新前都会进行任务协调后的重新编码, 该操作提高了粒子突破局部最小值的能力, 加快了算法收敛, 经 35 次迭代即可稳定到最优值 (见图 2)。

表 4 例 1 的仿真结果

编号	航程	威胁代价	攻击收益	任务分配方案
	实际值	规范值	规范值	
$U_1(H)$	152.12	0.76	0.32	$T_1 \rightarrow T_3 \rightarrow T_4$
$U_1(N)$	169.06	0.47	0.10	$T_1 \rightarrow T_7$
$U_2(H)$	151.2	0.65	0.21	$T_5 \rightarrow T_6$
$U_2(N)$	168.53	0.593	0.28	$T_2 \rightarrow T_4$
$U_3(H)$	151.03	0.39	0.13	$T_2 \rightarrow T_7$
$U_3(N)$	175.15	0.653	0.347	$T_3 \rightarrow T_5 \rightarrow T_6$

注 1 表 4 中, H 表示考虑任务载荷, 10 次仿真的平均运算时间为 102.922 s; N 表示不考虑任务载荷, 10 次仿真的平均运算时间为 100.198 s。

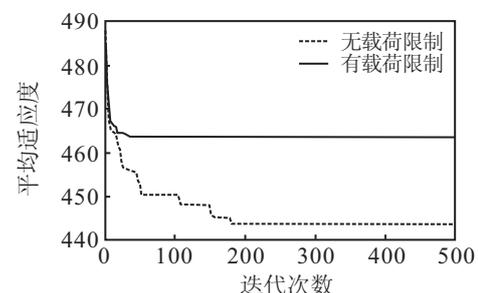


图 2 适应度收敛曲线

例 2 算法性能测试.

按照例 1 的任务设定, 考虑任务载荷限制, 将本文算法(买卖合同+APSO)、嵌入买卖合同的权重线性递减 PSO(LPSO)、基于最近邻策略的 APSO 算法进行对比, 各种算法独立运行 10 次, 取适应值的平均值, 各算法的进化过程如图 3 所示.

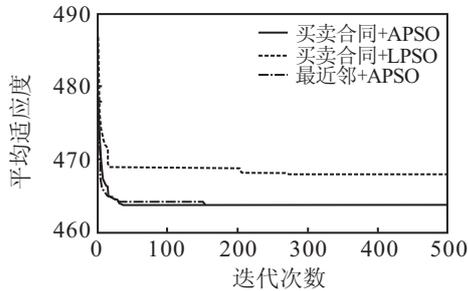


图 3 算法性能对比

从图 3 可以看出, 在均采用买卖策略下, APSO 的收敛速度高于 LPSO. 在 10 次运算中, LPSO 算法失效 6 次, APSO 未发生陷入局部最优值现象. 对比两种任务协调策略, 买卖合同策略优于最近邻策略, 两种策略分别在迭代 36 次和 153 次后收敛到最优解, 均未发生陷入局部极值现象.

5 结 论

在多UCAV协同控制中, 合理的任务分配可有效提高编队的作战效能. 本文在分析影响任务分配关键战术指标的基础上, 建立了多UCAV协同任务分配模型, 并采用改进的 PSO 算法有效地解决了多约束条件下多UCAV协同任务分配问题. 通过算例分别对模型的合理性和算法的有效性进行了验证, 仿真结果表明, 该模型可以有效地利用各UCAV的载荷资源, 改进的 PSO 算法能够稳定快速地找到较优分配方案.

参考文献(References)

- [1] Tal Shima, Steven Rasmussen. UAV cooperative decision and control: Challenges and practical approaches[M]. Philadelphia: SIAM, 2008: 9-11.
- [2] Sujit P B, Georgey J M, Randy Beard. Multiple UAV task assignment using particle swarm optimization[C]. AIAA Guidance, Navigation and Control Conf and Exhibit. Honolulu, 2008: 18-21.
- [3] 魏铁涛, 屈香菊. 多机协同与多目标分配任务规划方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(8): 917-924. (Wei T T, Qu X J. Route planning method for multiple vehicles coordinated target assignment[J]. J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(8): 917-924.)
- [4] 刘毅, 李为民, 邢清华, 等. 基于双层规划的攻击无人机协同目标分配优化[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(3): 579-584. (Liu Y, Li W M, Xing Q H, et al. Cooperative mission assignment optimization of unmanned combat aerial vehicles based on bilevel programming[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(3): 579-584.)
- [5] 霍霄华, 陈岩, 朱华勇, 等. 多UCAV协同控制中的任务分配模型及算法[J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(3): 83-87. (Huo X H, Chen Y, Zhu H Y, et al. Study on task allocation model and algorithm for multi-UCAV cooperative control[J]. J of National University of Defense Technology, 2006, 28(3): 83-87.)
- [6] Tal Shima, Steven J Rasmussen, Andrew G Sparks, et al. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33: 3252-3269.
- [7] 李炜, 张伟. 基于粒子群算法的多无人机任务分配方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(9): 1359-1363. (Li W, Zhang W. Method of tasks allocation of multi-UAVs based on particles swarm optimization[J]. Control and Decision, 2010, 25(9): 1359-1363.)
- [8] 叶文, 朱爱红, 欧阳中辉, 等. 基于混合离散粒子群算法的多无人作战飞机协同目标分配[J]. 兵工学报, 2010, 31(3): 331-336. (Ye W, Zhu A H, Ouyang Z H, et al. Multi-UCAV cooperation mission assignment based on hybrid discrete particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Armamentar, 2010, 31(3): 331-336.)
- [9] 霍霄华. 多UCAV动态协同任务规划建模与滚动优化方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 2007. (Huo X H. Research on modeling and rolling optimization methods for multi-UCAV dynamic cooperative mission planning[D]. Changsha: Graduate School, National University of Defense Technology, 2007.)
- [10] Maza I, Kondak K, Bernard M, et al. Multi-UAV cooperation and control for load transportation and deployment[J]. Intell Robot System, 2010, 57: 417-449.
- [11] Du Ji-yong, Zhang Feng-ming, Huang Guo-rong, et al. A new initializing mechanism in particle swarm optimization[C]. IEEE Int Conf on CSAE. Shanghai, 2011, 4: 325-329.