

基于多目标 MSQPSO 算法的 UAVS 协同任务分配

韩博文, 姚佩阳, 孙 昱

(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077)

摘 要: 针对无人机系统协同作战过程中存在多任务类型时序约束以及单目标优化决策欠佳问题, 提出了一种利用多策略融合量子粒子群算法进行多目标优化的解决方法. 在建立任务分配模型过程中, 考虑不同类型任务的时序约束和多无人机协同约束, 并抽象出无人机执行不同类型任务的能力, 使模型更加符合实际作战情况. 利用佳点集构造理论、变尺度混沌因子、量子变异操作与动态惯性权重对量子粒子群算法(Quantum Particle Swarm Optimization, QP-SO)进行改进. 最后通过采取多目标优化决策来选取相应的分配方案, 仿真结果验证了所提算法的有效性与优越性.

关键词: 无人机; 任务分配; Pareto 多目标优化; 量子粒子群; 多策略融合

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)08-1856-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.08.008

UAVS Cooperative Task Allocation Based on Multi-objective MSQPSO Algorithm

HAN Bo-wen, YAO Pei-yang, SUN Yu

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

Abstract: Unmanned aerial vehicle system (UAVS) cooperative combat model with temporal constraint of task type is insufficient making decision by single objective optimization. The multi-objective multi-strategy fusion quantum particle swarm optimization (MSQPSO) algorithm was proposed. To establish the task allocation model more accord with the actual operation situation, adding temporal constraint of task type and multi-UAV cooperative constraint, and abstracting the various capabilities of UAV. The quantum particle swarm optimization was improved by good-point set theory, scale chaos factor, quantum mutation and dynamic inertia weight. The multi-objective optimization was adopted to make decision. The final simulation results verify the effectiveness and superiority of the proposed MSQPSO algorithm.

Key words: unmanned aerial vehicle; multi-task allocation; multi-objective optimization; quantum particle swarm; multi-strategy fusion

1 引言

近日, 美军提出了利用无人机集群系统进行自主作战的构想, 未来利用大规模无人机集群进行一体化作战已成为一种可能^[1]. 任务分配作为无人机系统(Unmanned Aerial Vehicle System, UAVS)协同作战指挥控制的关键技术, 是近年来广大学者研究的热点^[2-4]. 目前, 已有的研究成果主要包括任务分配模型的建立^[5]与任务分配模型的求解算法^[6-9]两方面. 文献[10]利用粒子群优化算法求解了单目标任务分配问题, 文献[11]利用多

目标人工蜂群算法求解多目标协同任务分配问题, 但两者模型均未考虑任务类型的时序约束. 文献[12]利用分布式拍卖算法求解任务分配问题, 虽然考虑了任务类型时序约束, 但只是对时间的单目标优化. 文献[13]研究了模糊集理论在动态任务分配中的应用. 目前大部分研究工作, 任务分配模型方面, 未考虑实际作战过程任务类型及任务时序约束, 缺乏严密性; 模型求解方面, 往往将多目标优化问题进行加权转化为单目标优化问题, 使求解的分配方案受到权重的主观影响, 不利于综合决策.

针对以上不足, 本文研究 UAVS 协同任务分配模型

为 U_i 的自身价值; $S_{i,j}$ 为 U_i 相对 T_j 的态势优势值.

UAV 执行任务的资源代价可等效为航程代价. 假设所有 UAV 单位距离的资源损耗相同, 则 UAV 距离任务目标越近, 相应的时间代价越小, 从而将该任务分配给 UAV 的概率也就越大. 因此, 单架无人机 U_i 面临不同目标的同类型任务时, 资源代价为

$$C_{i,j}^2 = r_{i,j}/r_{\max} \quad (6)$$

式(6)中: $r_{i,j}$ 为同类型任务 U_i 与目标 T_j 的欧氏距离; r_{\max} 为同类型任务所有 UAV 相对目标 T_j 的最大欧氏距离.

2.3 任务执行时间

UAV 的任务执行时间主要为到达目标位置所用时间, 单架无人机 U_i 任务执行时间为

$$C_{i,j}^3 = r(U_i, T_j)/v \quad (7)$$

式(7)中: $r(U_i, T_j)$ 表示 U_i 与 T_j 之间的距离, v 为 U_i 的速度.

2.4 约束条件

假设每架 UAV 任务载荷最大为 U_{\max} , 飞行速度为 v , 任务集合 M 中的任务均被执行一次, 规定仅对已被侦察的目标分配打击任务, 仅对已被打击的目标分配评估任务, 定义指标函数 $I(\cdot)$, 若条件满足, $I(\cdot) = 1$, 否则 $I(\cdot) = 0$. 约束条件表示如下

$$\sum_{i=1}^N x_{i,j} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, NM \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NM} x_{i,j} = NM \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^{NM} x_{i,j} \leq U_{\max}, \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

$$x_{i,j}^E = I(x_{i,j}^A), \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

$$x_{i,j}^A = I(x_{i,j}^D), \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

根据式(1)~(7), 可得

$$X^S = \min[H_1, H_2, H_3] \quad (13)$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^N x_{i,j} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, NM$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NM} x_{i,j} = NM$$

$$\sum_{j=1}^{NM} x_{i,j} \leq U_{\max}, \forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$x_{i,j}^E = I(x_{i,j}^A), \forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$x_{i,j}^A = I(x_{i,j}^D), \forall i = 1, 2, \dots, N$$

式(13)中:

$$H_1 = \frac{1}{\left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{N_p} C_{i,j}^D + \sum_{i=1}^N \sum_{j=N_p+1}^{N_p+N_i} C_{i,j}^A + \sum_{i=1}^N \sum_{j=N_p+N_i+1}^{N_p+N_i+N_e} C_{i,j}^E \right)}$$

$$H_2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NM} C_{i,j}^1 + C_{i,j}^2; \quad H_3 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{NM} C_{i,j}^3;$$

X^S 为多目标优化得到的 Pareto 最优解集.

3 MSQPSO

3.1 QPSO

量子粒子群(QPSO)算法采用量子理论中概率幅的编码机制, 用一定的概率表达粒子状态, 粒子的每一位称为量子位, 编码方式如下

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \beta_3 & \cdots & \beta_m \\ \theta_1 & \theta_2 & \theta_3 & \cdots & \theta_m \end{bmatrix} \quad (14)$$

式(14)中, α 和 β 为概率幅, θ 为量子相位, 并满足关系式:

$$\theta = \arctan \frac{\beta}{\alpha} \quad (15)$$

量子位幅角增量更新为

$$\Delta\theta_{id}(t+1) = w\Delta\theta_{id}(t) + c_1 r_1 (\Delta\theta_p) + c_2 r_2 (\Delta\theta_g) \quad (16)$$

根据幅角的更新, 采用量子旋转门实现粒子更新, 更新结果为

$$\theta_{id}(t+1) = \theta_{id}(t) + \Delta\theta_{id}(t+1) \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} \alpha_{id}(t+1) \\ \beta_{id}(t+1) \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\Delta\theta_{id}(t+1) & -\sin\Delta\theta_{id}(t+1) \\ \sin\Delta\theta_{id}(t+1) & \cos\Delta\theta_{id}(t+1) \end{pmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_{id}(t) \\ \beta_{id}(t) \end{bmatrix} \quad (18)$$

式(18)中: $\Delta\theta_{id}(t+1)$ 为 $t+1$ 代中第 i 个粒子的第 d 维相位增量; $\theta_{id}(t+1)$ 为 $t+1$ 代中第 i 个粒子的第 d 维相位; w 为惯性因子; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 内的随机数; $\Delta\theta_p$ 为当前粒子与个体最优粒子的相位差; $\Delta\theta_g$ 为当前粒子与全局最优粒子的相位差, 公式为

$$\Delta\theta_p = \begin{cases} 2\pi + \theta_{pb} - \theta_{id}, & (\theta_{pb} - \theta_{id} < -\pi) \\ \theta_{pb} - \theta_{id}, & (-\pi \leq \theta_{pb} - \theta_{id} \leq \pi) \\ \theta_{pb} - \theta_{id} - 2\pi, & (\theta_{pb} - \theta_{id} > \pi) \end{cases} \quad (19)$$

$$\Delta\theta_g = \begin{cases} 2\pi + \theta_{gb} - \theta_{id}, & (\theta_{gb} - \theta_{id} < -\pi) \\ \theta_{gb} - \theta_{id}, & (-\pi \leq \theta_{gb} - \theta_{id} \leq \pi) \\ \theta_{gb} - \theta_{id} - 2\pi, & (\theta_{gb} - \theta_{id} > \pi) \end{cases} \quad (20)$$

3.2 MSQPSO

在 QPSO 基础上, 利用佳点集理论构造初始种群, 变尺度混沌因子产生混沌序列, 结合变异算子与动态权重因子, 进行多策略融合改进, 提出一种多目标多策略融合量子粒子群算法 (MSQPSO).

3.2.1 佳点集

佳点集的定义与构造^[14,15]: 设 G_D 是 D 维欧式空间内的单位立方体, 若 $r \in G_D$, 则形为 $p_N(k) = \{ \{ r_1^N * k \}, \dots, \{ r_i^N * k \}, \dots, \{ r_D^N * k \} \mid 1 \leq k \leq N \}$, 偏差 $\varphi(N) = C(r, \varepsilon) N^{-1+\varepsilon}$ 的集合称为佳点集, r 称为佳点. 其中,

$C(r, \varepsilon)$ 是只与 r 和 ε ($\varepsilon > 0$) 有关的常数, $r_k = \{2\cos(2\pi k/p)\}$, $1 \leq k \leq N$, p 是满足 $(p - D/2) \geq D$ 的最小素数, 或 $r_k = \{\exp(k)\}$, $1 \leq k \leq N$, $\{a\}$ 表示 a 的小数部分. 采用随机法和佳点集法生成的二维初始种群如图 1, 对比可知, 在取点个数固定时, 佳点集法比随机法布点更为均匀稳定, 而且佳点集的构造与维数无关. 因此, 将 G_D 上的佳点映射到目标求解空间, 可使初始种群更具遍历性.

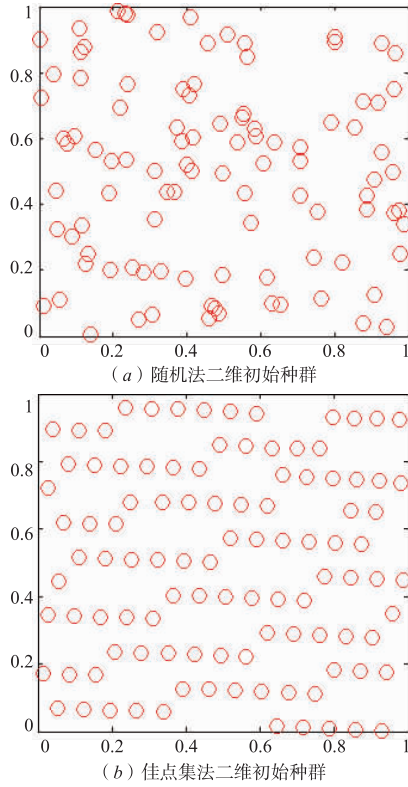


图1 随机法与佳点集法构造的二维初始种群

3.2.2 变尺度混沌因子

混沌具有遍历性、对初始条件敏感等特点, 混沌搜索已成为一种遍历优化工具. 本文采用 Logistic 映射, 并加入变尺度系数产生混沌序列:

$$\lambda_{n+1} = \rho\alpha\lambda_n(1 - \lambda_n) \quad (n = 1, 2, \dots) \quad (21)$$

式(21)中: α 为控制参数, 且 $\alpha \in [0, 4]$, ρ 为尺度系数, 混沌序列为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots$, 若 $\rho = 1, \alpha = 4$, 则序列处于完全混沌状态, 令 $\alpha = 4, \rho = 0.4 \sim 0.5 \text{epoch}/\text{Gen}$, epoch 为当前代数, Gen 为最大进化代数. 运用变尺度混沌优化, 产生一组与当前个体数目相同的混沌变量, 映射到当前个体的邻域, 将混沌变量中优于当前位置的粒子取代当前位置, 使算法尽可能遍历整个解空间.

3.2.3 变异算子

为扩展解空间的遍历性, 避免早熟, 引入变异算子. 令变异概率为 p_m , 为每个概率设定一个 $(0, 1)$ 区间内的随机

数 N_{ndi} , 若 $N_{ndi} < p_m$, 则用量子非门实现如下变异操作:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta_{id} \\ \sin\theta_{id} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin\theta_{id} \\ \cos\theta_{id} \end{bmatrix} \quad (22)$$

3.2.4 动态惯性

权重惯性权重体现的是粒子继承先前速度的能力, 设置动态惯性权重, 使算法在迭代初期保持较强的全局搜索能力, 迭代后期能进行更精确的局部搜索.

$$w = w_{\text{start}}(w_{\text{start}} - w_{\text{end}})(\text{Gen} - \text{epoch})/\text{Gen} \quad (23)$$

式(23)中: w_{start} 为初始惯性权重; w_{end} 为迭代至最大次数时的惯性权重.

将上述策略进行融合改进, 多目标多策略融合量子粒子群算法 (MSQPSO) 的流程如下.

步骤 1 设置基本参数, 如种群规模、解空间、Pareto 最优解集等;

步骤 2 运用佳点集理论初始化种群;

步骤 3 将量子空间转换到实际解空间, 计算每个量子粒子的适应度值, 根据 Pareto 支配关系初始个体最优位置和 Pareto 最优解集;

步骤 4 根据式(16)(17)更新粒子位置;

步骤 5 根据 Pareto 占优理论评价更新后的种群, 若新个体支配当前个体, 则替换当前个体, 若彼此互不支配, 则任选其一为当前个体, 否则当前最优个体保持不变;

步骤 6 更新 Pareto 最优解集;

步骤 7 利用式(22)对部分粒子实现变异操作;

步骤 8 根据 Pareto 占优理论评价更新后的种群, 若新个体支配当前个体, 则替换当前个体, 若彼此互不支配, 则任选其一为当前个体, 否则当前最优个体保持不变;

步骤 9 更新 Pareto 最优解集;

步骤 10 若全局最优解连续 ζ 次未更新, 则利用式(21)产生当前个体领域内的混沌序列作为新的粒子源;

步骤 11 直至满足循环条件, 输出 Pareto 最优解集, 否则返回步骤 4.

3.3 粒子空间变换与解码

为了使量子编码方式适用于本文任务分配问题, 应建立量子空间到问题空间的映射. 由于量子粒子的进化在本质上是量子位 0-1 状态概率的改变, 可通过两步变换将概率空间映射到任务分配空间. 设 N 架 UAV, 量子粒子维数等于任务数 NM , 当前量子位概率向量为 P .

第一步, 通过 $PN + 1$ 运算将所得量子位概率向量 P 变换为实数向量, 向量各维的值在 $[1, N + 1]$ 区间内;

第二步, 将实数向量各维小数部分进行升序排序, 实数向量整数部分代表 UAV 编号, 小数部分的排序代表 UAV 要执行的任务编号.

以 3 架 UAV 对 3 个目标执行侦察、打击与评估任

务为例,可知任务数为9,量子位概率向量 P 经过变换,得到9维各维值在 $[1, 3 + 1]$ 区间的实数向量,其中整

数部分为 UAV 编号,UAV 与各目标任务之间的对应关系如图2所示.

量子位概率	0.0848	0.8614	0.0855	0.5451	0.8561	0.6545	0.1195	0.9183	0.3895
实数向量	1.2544	3.5842	1.2565	2.6353	3.5683	2.9635	1.3585	3.7549	2.1685
整数部分	1	3	1	2	3	2	1	3	2
小数部分	0.2544	0.5842	0.2565	0.6353	0.5683	0.9635	0.3585	0.7549	0.1685
排序	2	6	3	7	5	9	4	8	1
UAV 编号	1			2			3		
任务编号	2	3	4	1	7	9	5	6	8

图2 量子粒子空间与问题空间的映射关系

4 仿真实验与分析

本文设置两个实验来验证所提 MSQPSO 算法对求解多无人机多类型任务分配问题的有效性,实验一通过 DTLZ^[16] 测试函数集对 MSQPSO 算法的分布性和收敛性进行测试,验证求解多目标优化问题的性能;实验二通过本文所提的战场模型设置仿真环境,对多类型任务分配模型进行求解,验证算法有效性.实验均在 CPU Intel i3-4150、主频 3.50GHz、内存 3.47GB 的环境中进行,程序采用 MATLAB 2014a 编写.

4.1 MSQPSO 算法多目标优化性能仿真

本实验利用测试函数验证 MSQPSO 算法对多目标优化问题的求解性能,由于本文问题模型为 3 目标模型,故目标函数个数 $M = 3$,由于变量维数 $n = M + |x_M| - 1$,其中 DTLZ1, DTLZ2, DTLZ3 的 $|x_M|$ 分别取 5, 10, 10, 3 个测试函数决策变量维数分别为 7, 12, 12. 设种群规模为 200,最大循环次数为 1000,非劣解集容量为 150. 独立运行 QPSO 算法与 MSQPSO 算法 10 次,随机选取求解 DTLZ1 ~ DTLZ3 函数的 Pareto 前沿的结果对比如图 3 所示. 可以看出:MSQPSO 算法求得的 Pareto 前沿分布更加均匀,较好地逼近真实 Pareto 前沿,从而验证了 MSQPSO 算法求解 3 目标问题的有效性.

4.2 任务分配模型仿真

该仿真是为了验证本文模型的有效性及其合理性.假设战场环境中 5 架具有侦察、打击、评估能力的 UAV,从不同基地起飞对 5 个目标实施侦察、打击、评估任务,执行任务过程中不返回基地,任务类型具有先侦察后打击再评估的时序要求. UAV 与目标属性见表 1 ~ 2, UAV 对目标的各项任务执行能力见表 3, UAV 对各目标的态势优势见表 4,目标对 UAV 的毁伤概率见表 5.

表 1 UAV 属性

编号	类型	价值	位置	速度 (km · h ⁻¹)	最大载荷
1	多用途	0.90	(10,20)	20	4
2	多用途	0.95	(20,20)	20	4
3	多用途	0.85	(30,50)	20	4
4	多用途	0.80	(45,60)	20	4
5	多用途	0.95	(80,95)	20	4

表 2 目标属性

编号	类型	价值	位置
1	固定	0.90	(80,90)
2	固定	0.80	(55,20)
3	固定	0.85	(40,65)
4	固定	0.80	(70,45)
5	固定	0.75	(10,30)

表 3 UAV 执行不同类型任务的能力指数

UAV 编号	目标编号				
	1	2	3	4	5
1	0.80	0.85	0.75	0.80	0.70
2	0.70	0.75	0.80	0.85	0.70
3	0.75	0.85	0.80	0.75	0.70
4	0.85	0.80	0.75	0.85	0.90
5	0.65	0.85	0.80	0.75	0.75

表 4 UAV 对各目标的态势优势值

UAV 编号	目标编号				
	1	2	3	4	5
1	0.80	0.40	0.86	0.65	0.47
2	0.66	0.56	0.36	0.62	0.75
3	0.60	0.33	0.80	0.35	0.68
4	0.35	0.65	0.36	0.45	0.66
5	0.64	0.55	0.36	0.82	0.90

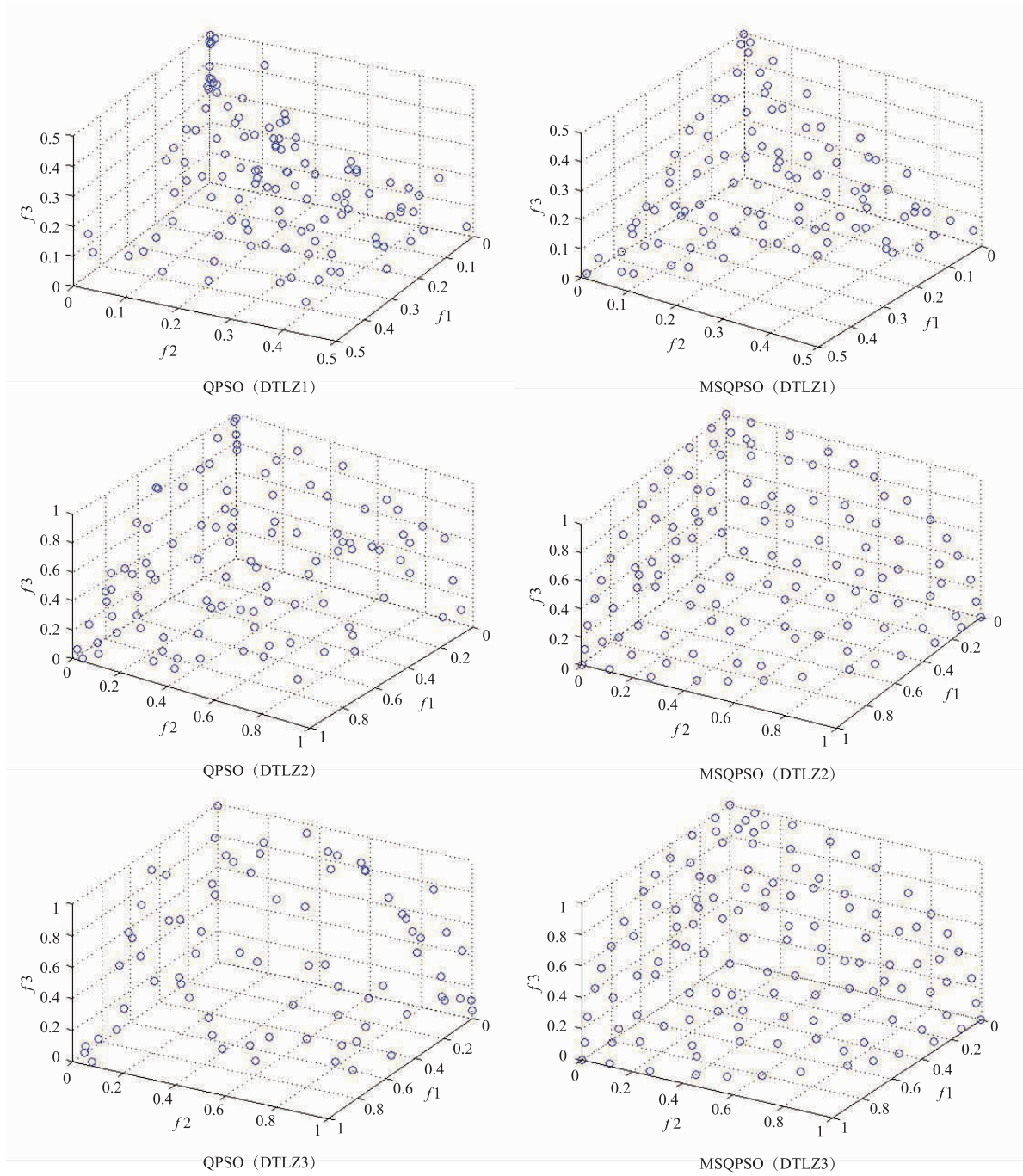


图3 QPSO与MSQPSO在DTLZ1~DTLZ3上所得Pareto前沿比较

表 5 目标对 UAV 的毁伤概率

UAV 编号	任务类型		
	侦察	打击	评估
1	0.88	0.90	0.75
2	0.82	0.89	0.81
3	0.76	0.85	0.92
4	0.55	0.68	0.88
5	0.88	0.52	0.64

分别使用 NSGA-II 算法^[17]、QPSO 算法和 MSQPSO 算法求解算例,设置种群数量为 50,进化代数上限为 200,独立运行 30 次,各算法随机选取 4 个分配方案如表 6 所示。

由表 6 可知,若以任务收益为标准,QPSO 算法所得方案整体收益较高;若以任务代价为标准,NSGA-II 算法所得方案整体表现出了较好的代价规避能力;可以看出 MSQPSO 算法所得方案在追求较高收益与较低

代价的同时,任务执行时间明显少于另外两种算法所得方案.在实际作战过程中,不仅要考虑收益和代价,很多时候时间具有决定性作用,从而验证了该算法在求解多目标多任务类型的任务分配问题的优越性.表 7 给出了 MSQPSO 所得方案 2 的分配矩阵,无人机 5 对目标 1 执行打击任务,但无人机 5 对目标 2 的打击能力与态势优势值并不是最高,体现了无人机间的协同;由无人机 5 来执行目标 1 的侦察、打击、评估任务,方案 2 执行时间相比方案 3 有所增多,体现出任务时序约束对时间的要求.方案 2 任务执行流程如表 8.

表 6 分配方案

指标		方案			
		1	2	3	4
NSGA-II	H_1	0.0717	0.0767	0.0786	0.0854
	H_2	12.0301	12.0080	11.8845	12.0587
	H_3	14.5128	17.5563	9.2586	8.3585
QPSO	H_1	0.0628	0.0715	0.0611	0.0698
	H_2	12.3780	12.4415	12.1769	12.1081
	H_3	8.4632	4.5364	14.7593	6.8491
MSQPSO	H_1	0.0635	0.0637	0.0694	0.0622
	H_2	11.9550	12.2569	12.2571	12.0233
	H_3	7.4526	5.5663	2.7538	6.5281

表 7 任务分配表

UAV 编号	目标任务编号														
	侦察任务					打击任务					评估任务				
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
3	0	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
5	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0

表 8 任务执行流程

UAV 编号	任务流程(任务类型)
1	
2	$T_5(V)$
3	$T_3(D) \rightarrow T_2(D) \rightarrow T_5(D) \rightarrow T_3(A) \rightarrow T_3(A) \rightarrow T_4(A)$
4	$T_3(V) \rightarrow T_2(V)$
5	$T_1(D) \rightarrow T_4(D) \rightarrow T_2(A) \rightarrow T_1(A) \rightarrow T_1(V) \rightarrow T_4(V)$

5 结束语

针对目前无人机协同作战建模过程的不足,本文考虑了无人机实际作战中执行侦察、打击与评估任务

的时序关系,建立了多无人机多目标多任务类型的任务分配模型,并提出一种多目标多策略融合量子粒子群算法(MSQPSO)对该模型进行作战收益、代价与时间的多目标优化求解,仿真结果验证了模型的合理性,算法的有效性与优越性.下一步的研究重点是不确定环境下多无人机多目标多任务类型的任务分配问题.

参考文献

- [1] US AIR FORCE. Small-Sized Unmanned Aerial System (SUAS) Flight Planning in 2016-2036[R]. USDOD: US Air Force, 2016.
- [2] RASMUSSEN S J, SHIMA T. Tree search algorithm for assigning cooperating UAVs to multiple tasks[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2008, 18(2): 135 - 153.
- [3] MEDEIROS P D, RODRIGUES R, SANTOS R, et al. PHM-based multi-UAV task assignment[A]. Proceedings of the 8th Annual IEEE Systems Conference[C]. New York, USA: IEEE, 2014. 42 - 49.
- [4] VENUGOPALAN TK, SUBRAMANIAN K, SUNDARAM S. Multi-UAV task allocation: A team-based approach[A]. Proceedings of IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI 2015)[C]. New York, USA: IEEE, 2015. 45 - 50.
- [5] SHI Z F, YANG B, LIU H Y. Modeling and simulation ofUCAV swarm cooperative task assignment[A]. Proceedings of the Third International Conference on Information and Computing (ICIC'10)[C]. New York, USA: IEEE Computer Society, 2010. 308 - 311.
- [6] ALIGHANBARI M, et al. Task Assignment Algorithms for Teams of UAVs in Dynamic Environments[D]. Massachusetts: Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- [7] DELIMA P, PACK D. Toward developing an optimal cooperative search algorithm for multiple unmanned aerial vehicles[A]. Proceedings of International Symposium on Collaborative Technologies and Systems (CTS 08)[C]. New York, USA: IEEE, 2008. 506 - 512.
- [8] TIAN J, SHEN L C. A multi-objective evolutionary algorithm for multi-UAV cooperative reconnaissance problem[J]. Neural Information Processing, 2006, 4234: 900 - 909.
- [9] 王昱, 章卫国, 傅莉, 等. 基于鲁棒优化的无人机空战博弈决策[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(11): 2531 - 2535.

WANG Yu, ZHANG Wei-guo, FU Li, et al. Game decision making of UAV aerial combat based on robust optimization[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(11):

- 2531 – 2535. (in Chinese)
- [10] 孙小雷,齐乃明,董程,等. 无人机任务分配与航迹规划协同控制方法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(12):2772 – 2776.
SUN Xiao-lei, QI Nai-ming, DONG Cheng, et al. Cooperative control algorithm of task assignment and path planning for multiple UAVs[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(12):2772 – 2776. (in Chinese)
- [11] 赵辉,李牧东,韩统,等. 基于多目标 MQABC 算法的无人机协同任务分配[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(3):121 – 126.
ZHAO Hui, LI Mu-dong, HAN Tong, et al. UAV cooperative task allocation based on multi-objective MQABC algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(3):121 – 126. (in Chinese)
- [12] 邸斌,周锐,丁全心. 多无人机分布式协同异构任务分配[J]. 控制与决策, 2013, 28(2):274 – 278.
DI Bin, ZHOU Rui, DING Quan-xin. Distribute coordinated heterogeneous task allocation for unmanned aerial vehicles[J]. Control and Decision, 2013, 28(2):274 – 278. (in Chinese)
- [13] 张瑜,李凡长. 基于 DFS 的多 Agent 动态任务分配算法研究[J]. 电子学报, 2009, 37(11):2551 – 2556.
ZHANG Yu, LI Fan-zhang. Research on multi-agent dynamic task allocation algorithm and based on dynamic fuzzy set[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(11):2551 – 2556. (in Chinese)
- [14] 华罗庚,王元. 数论在近似分析中的应用[M]. 北京:科学出版社, 1978. 100 – 114.
HUA Luo-geng, WANG Yuan. The Applications of Number Theory in Approximate Analysis[M]. Beijing: Science Press, 1978. 100 – 114. (in Chinese)
- [15] 肖赤心,蔡自兴,王勇,等. 一种基于佳点集原理的约束优化进化算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(2):249 – 253.
XIAO Chi-xin, CAI Zi-xing, WANG Yong, et al. Constrained optimization evolutionary algorithm based on good lattice points principle[J]. Control and Decision, 2009, 24(2):249 – 253. (in Chinese)
- [16] KALYANMOYD, LOTHART, MARCOL, ECKARTZ. Advanced Information and Knowledge Processing[M]. Germany:Springer, 2005. 105 – 145.
- [17] KALYANMOYD, AMRIT P, SAMEER A, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182 – 197.

作者简介



韩博文 男. 1992 年 12 月出生, 河南周口人. 现为空军工程大学信息与导航学院硕士研究生, 主要从事无人机系统指挥控制建模与决策方面的有关研究.

E-mail: hwyxlw@163.com



姚佩阳 男. 1960 年 7 月出生, 陕西西安人, 教授、博士生导师. 1982 年毕业于西北电讯工程学院. 主要从事指挥控制理论与技术、决策理论与技术等方面的有关研究.

E-mail: ypy_664@163.com



孙昱 男. 1989 年 8 月出生, 江西吉安人. 现为空军工程大学信息与导航学院博士研究生, 主要从事指挥控制系统建模与仿真方面的有关研究.