

基于改进 QACA 的无人机集群任务分配算法

肖刚¹, 陈卫卫², 李棉全³

(1 中国电子科技集团公司第二十研究所, 西安 710068; 2 军事科学院系统工程研究院, 北京 100141;

3 国防科技大学电子科学学院, 长沙 410073)

摘 要: 针对无人机集群多目标任务分配问题, 提出在量子蚁群算法 (QACA) 基础上, 融合克隆选择算法的交叉和克隆复制因子来提高算法的全局搜索能力, 避免搜索过程陷入早熟收敛问题, 然后利用量子蚁群算法快速搜索。仿真结果表明, 该算法是求解无人机集群多目标任务分配的一种有效算法。

关键词: 量子理论; 任务分配; 蚁群算法; 克隆选择算法

中图分类号: V279

文献标识码: A

文章编号: 1674-7976-(2019)01-028-06

Task Assignment Algorithm of UAV Cluster Based on Improved QACA

XIAO Gang, CHEN Weiwei, LI Mianquan

Abstract: In order to solve the problem of multi-objective task assignment in UAV cluster, a novel algorithm based on quantum ant colony algorithm (QACA) was proposed to improve the global search ability of the algorithm by integrating the crossover and cloning replicators of the clone selection algorithm to avoid premature convergence in the search process. Simulation results show that this algorithm is an effective algorithm for multi-objective task assignment of UAV cluster.

Key words: Quantum Theory; Task Allocation; Ant Colony Algorithm ; Clone Selection Algorithm

0 引言

面对高对抗、高复杂性、高动态性的战场环境, 单架无人机难以独立完成对目标的侦察, 跟踪和打击, 多架不同用途、不同类型无人机协同作战, 优势性能互补的“集群”作战可以整体提高作战效能^[1], 已成为未来无人机作战的主要发展方向。而根据战场动态, 以无人机当前战力, 优势性能作为约束条件, 制定“集群”任务分配策略, 最大化发挥“集群”作战效能, 已成为无人机“集群”战术的关键技术之一。^[2]

无人机“集群”目标分配是一个多约束的 NP 问题, 文献 3 将 QPSO 算法用于符合结构的无人机编队分配问题, 文献 4 提出了 MQABC 算法解集多无人机任务分配问题, 本文综合考虑, 以多无人机协作执行任务为背景, 构建了无人机“集群”协同目标分配模型, 借鉴克隆选择算法变异思想, 设计改进量子蚁群算法解集无人机“集群”任务分配问题。

1 多无人机任务分配模型

1.1 问题描述

近年来, 许多学者对无人机协同任务分配模型进行了研究, 但研究工作大多集中在单架无人机任务分配优化, 面对无人机“集群”多目标任务分配问

收稿日期: 2018-12-29。肖刚 (1986—), 黑龙江哈尔滨人, 工程师, 硕士研究生, 研究方向为无线通信、群智能算法。

题存在收敛慢, 稳健性差等不足, 针对无人机“集群”多目标任务分配的特征, 本文基于任务分配模型, 综合考虑任务时序约束、多机协同约束和弹药消耗约束等约束条件, 构造无人机“集群”多目标分配模型^[5]。

E 为战场环境, 无人机“集群”为 $R = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_{N_R}\}$, 无人机的数量为 N_R ; 目标集合为 $T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_{N_T}\}$, 目标数量为 N_T ; $U = \{U_{T_1}, U_{T_2}, U_{T_3}, \dots, U_{T_{N_T}}\}$ 为需执行的任务, 对于每个目标有 3 类执行任务, 分别为侦察 (Classify)、

跟踪 (Track) 和打击 (Attack), 由此得出的任务集为

$$\begin{cases} U = \{U_1, U_2, U_3, \dots, U_{N_T}\} \\ U_i = \{T_i, \text{Classify}, \text{Track}, \text{Attack}\}, T_i \in T \end{cases} \quad (1)$$

无人机在 t 时刻的位置用 $(xR_i(t), yR_i(t))$ ($i \in 1, 2, 3, \dots, N_T$) 标识, 目标位置 T_i 用 $(xT_i(t), yT_i(t))$ ($i \in 1, 2, 3, \dots, N_T$) 标识。集群任务分配问题即求解集群中每个成员分配的任务执行序列, 即

$$D_{UAV_i} = \{(xT_0, yT_0, UT_0), (xT_1, yT_1, UT_1), \dots, (xT_k, yT_k, UT_k)\} \quad (2)$$

式 (2) 中, (xT_i, yT_i, UT_{ij}) 为 T_i 目标的任务序列中的第 j 类任务。

1.2 约束条件

在通用 CMATP 模型中, 约束条件主要包括任务时序约束、多机协同约束, 弹药消耗约束。

(1) 任务时序约束

无人机“集群”对同一目标进行侦察, 跟踪和打击任务时具有时序约束, 对该目标进行跟踪任务前必须对该目标完成侦察任务; 对该目标进行打击任务必须在对该目标的跟踪任务完成之后。

(2) 多机协同约束

对于同一目标, 每一类任务只能执行一次, 即对于同一目标只执行一次侦察, 跟踪和打击任务。假定无人机 i 对于任务集 U_j 的完成量为 w_{ij} , 若无人机 i 完成该任务则 $w_{ij} = 1$, 否则 $w_{ij} = 0$, 那么 w_{ij} 必须满足 $\sum_i w_{ij} = 1$ 。

(3) 弹药消耗约束

弹药消耗约束即无人机可执行攻击任务次数约束。假定对多无人机进行任务分配时, 每架无人机当前剩余载荷最大弹量为 U_i , 则无人机执行打击任务的次数必须小于或等于 N_i 。

1.3 任务分配评价指标

无人机“集群”多任务分配是在满足上述约束条件的前提下, 集群总飞行航程和总飞行时间是评价协同作战效能的主要指标。因此, 衡量无人机集群多任务分配问题的重要指标主要包括以下两个部分。

$$\min J = [J_1, J_2]$$

$$\min J_1 = \sum_{i=1}^{N_R} L_i = \sum_{i=1}^{N_R} \sum_{j=1}^k D_{UAV_j} \quad (3)$$

$$\min J_2 = \max t_i = \max \frac{L_i}{v} (i \in N_R)$$

假定无人机飞行速度恒定为 V 。式中 J_1 为无人机“集群”总飞行航程, 其中 L_i 为每一架无人机的飞机航程, D_{UAV_j} 为第 i 架无人机任务序列中相邻目标间距离; J_2 为无人机总飞行时间。

2 量子蚁群算法

2.1 量子编码特性

量子比特是描述二维复向量空间中量子状态的一个单位向量, 量子比特有两个特定的状态 $\{|0\rangle, |1\rangle\}$ 。一个量子位除了表示 0 或 1 两种状态, 还可以表示 0 和 1 状态之间的任意叠加态, 因此量子比特 $|\varphi\rangle$ 可以表示为 $|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$, 其中 α 、 β 为复数, 分别是 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅, 且满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 。量子比特 $|\varphi\rangle$ 在 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 之间的任意一种不确定的叠加状态。量子态 $|\varphi\rangle$ 有 $|\alpha|^2$ 的概率变为状态 $0>$, $|\beta|^2$ 的概率变为状态 $1>$ 。量子态 $|\varphi\rangle$ 也可以用实数对 $(\cos\theta, \sin\theta)$ 表示, 其中 θ 为量子态 $|\varphi\rangle$ 的相位。

设个体 X_i 量子位的个数为 n , 则 X_i 可以表示为:

$$X_i = \begin{bmatrix} \cos \theta_{i1} & \cos \theta_{i2} & \cdots & \cos \theta_{in} \\ \sin \theta_{i1} & \sin \theta_{i2} & \cdots & \sin \theta_{in} \end{bmatrix} \quad (4)$$

在式(4)中,经过量子编码后,每个个体都相应有两组解,这样,在个体总数相等的情况下,搜索的范围增大了一倍,解空间的遍历能力也得到加强,提升了收敛速度^[6]。

量子旋转门是一种酉变换,公式为:

$$U(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, θ 为旋转角度。

量子旋转门可以对量子比特进行更改,其变化公式如下:

$$\begin{bmatrix} \cos(\varphi_{ij}^{t+1}) \\ \sin(\varphi_{ij}^{t+1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\varphi_{ij}^t) \\ \sin(\varphi_{ij}^t) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, $[\cos(\varphi_{ij}^t), \sin(\varphi_{ij}^t)]^T$ 、 $[\cos(\varphi_{ij}^{t+1}), \sin(\varphi_{ij}^{t+1})]^T$ 分别表示量子比特经过量子旋转门处理后的概率幅。

2.2 蚂蚁算法关键部分

假设蚂蚁 k 由当前节点 i 移动到节点 j 的移动规则为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in allowed_k \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

其中, α 表示第 k 只蚂蚁移动中信息素浓度, β 表示启发因子在蚂蚁挑选节点中的重要度, $allowed_k$ 为蚂蚁 k 可以下一步选择的节点子集, $\eta_{ij}(t)$ 表示挑选节点的启发信息, $\tau_{ij}(t)$ 表示在 t 时刻路径 (i, j) 上的信息素量。

为防止信息素残留引起启发信息作用被削弱,当蚂蚁选择下一步节点后,要对信息素进行局部更新,更新公式如下:

$$\begin{aligned} \tau_{i,j}(t + \Delta t) &= (1 - \rho_1) \tau_{i,j}(t) + \Delta \tau_{i,j}(t) \\ \Delta \tau_{i,j}(t) &= \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{i,j}^k(t) \\ \Delta \tau_{i,j}^k(t) &= \frac{Q}{J_k} \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $0 < \rho_1 < 1$, 表示信息素挥发系数, J_k 为第 k 只

蚂蚁在一次循环中位置代价值。当没有局部更新时,蚂蚁将在上一次选择的最佳路径的相邻区域内搜索。

量子蚁群算法的优势是分布式计算机制,敏锐的正反馈性,良好的鲁棒性,便于与其他算法融合等特点,但量子蚁群算法初始搜索较盲目,搜索时间相对长,易早熟等劣势,针对这些缺点,很多学者采用优化信息素更新策略,制定选择机制,加入其它算法因子等方式对量子蚁群算法进行改进。

3 克隆选择算法

克隆选择算法 (Clone Selection Algorithm, CSA) 通过在抗体种群中择优记忆抗体,并对优良抗体进行克隆复制,达到保持种群多样性的目的。因为 CSA 是从一组抗体开始繁殖,所以需要一定规模的抗体种群, $A_i(k)$ 代表经过了 k 次迭代后的种群抗体,其中 i 表示种群数。具体状态转移过程^[7],如图 1 所示。

$$A_i'(k) \xrightarrow{\text{获得免疫优势}} A_i(k) \xrightarrow{\text{克隆}} Y_i(k) \xrightarrow{\text{变异}} Z_i(k) \xrightarrow{\text{选择}} A_i(k+1)$$

图 1 CSA 中抗体群的状态变化

克隆选择算法抗体定义为:

$$A'(k) = \{A_1'(k), A_2'(k), \dots, A_i'(k), \dots, A_n'(k)\}$$

抗体 $A_i'(k)$ 采用编码形式表示为 $A_i'(k) = (a_1, a_2, \dots, a_k, \dots, a_m)$, 适应度用 $f(\square)$ 表示,若 $a_k \in [0, 1]$, $k \neq i$ 有

$$\begin{aligned} f(A_i'(k)) &= f((a_1, \dots, a_{i-1}, 1, a_{i+1}, \dots, a_m)) \\ &\geq f((a_1, \dots, a_{i-1}, 0, a_{i+1}, \dots, a_m)) \end{aligned} \quad (9)$$

或

$$\begin{aligned} f(A_i'(k)) &= f((a_1, \dots, a_{i-1}, 0, a_{i+1}, \dots, a_m)) \\ &\geq f((a_1, \dots, a_{i-1}, 1, a_{i+1}, \dots, a_m)) \end{aligned} \quad (10)$$

CSA 的关键操作如下:

(1) 复制操作: 将 $A_i(k)$ 复制 q_i 次, 生成 q_i 个抗体, 这一操作表示为:

$$Y_i(k) = T_c^C(A_i(k)) = E_i \times A_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中, E_i 是 $q_i \times 1$ 的单位阵。抗体适应度 q_i 的大小决定:

$$q_i(k) = g(N, f(A_i(k))), \quad 1 \leq i \leq n$$

$$g(N, f(A_i(k))) = \text{Int}(N * \frac{f(A_i(k))}{\sum_{j=1}^n f(A_j(k))}) \quad (12)$$

在式(12)中, $\text{Int}(\square)$ 为取最小整数的函数。 $N(N > n)$ 表示克隆数目。由式(12)可见 q_i 与 $f(A_i(k))$ 成正比关系。通过克隆复制操作后, 种群变为 $Y(k)$, 形式如下:

$$Y(k) = \{Y_1(k), Y_2(k), \dots, Y_n(k)\} \quad (13)$$

式(13)中, $Y_i(k) = \{A_{i1}(k), \dots, A_{ij}(k), \dots, A_{iq_i}(k)\}$, 且 $A_{ij}(k) = A_i(k)$, $j = 1, 2, \dots, q_i$ 。

(2) 免疫基因操作 T_g^c 。交叉和变异是免疫基因操作的两种基本操作, 在免疫克隆算法主要通过变异来增加种群的多样性。

根据交叉概率 P_c^i 和变异概率 P_m^i 对经过克隆

$$P_s = \begin{cases} 1, & f(A_i(k)) < f(B_i(k)) \\ \exp(-\frac{f(A_i(k)) - f(B_i(k))}{\alpha}), & f(A_i(k)) \geq f(B_i(k)), \text{ 且 } A_i(k) \text{ 不是目前种群的最优抗体} \\ 0, & f(A_i(k)) \geq f(B_i(k)), \text{ 且 } A_i(k) \text{ 是目前种群的最优抗体} \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中根据计算种群中各抗体适应度值, 挑选出适应度值最大的抗体作为最优抗体。

4 改进量子蚁群算法流程

本文提出的改进量子蚁群算法流程如下:

步骤 1: 设置基本参数, 如蚂蚁数量, 信息素挥发系数, 迭代次数, 变异概率等参数。

步骤 2: 根据适应度公式(式(17))评估抗体的优劣。

步骤 3: 求解出所有个体的适应度, 根据适应度的大小进行克隆, 形成抗体的种群, 针对抗体种群, 分别进行交叉和变异操作, 形成下一代种群。为保证种群的多样性, 随机产生新的抗体代替种群中适应度低的个体。

步骤 4: 直至满足克隆选择算法迭代条件, 则保存当前种群, 作为量子蚁群算法信息素的全局信

息的群体进行变异和交叉操作, 种群变为:

$$Z_i(k) = T_g^c(Y_i(k)), \quad 1 \leq i \leq n \quad (14)$$

(3) 克隆选择 T_s^c 。在 CSA 中, 新的种群是从被克隆的抗体中挑选优秀的个体组成的, 具体新种群 $A_i(k+1)$ 生成如下

$$A_i(k+1) = T_s^c(Z_i(k)) \tilde{U}A_i(k) \quad (15)$$

一般使用概率选择的方法, 进行进化操作。

具体地, $\forall i = 1, 2, \dots, n$, 则

$$B_i(k) = \max\{Z_i(k)\} \\ = \{z_{ij}(k) | \max(f(Z_{ij})) \quad j = 1, 2, \dots, q_i\} \quad (16)$$

$B_i(k)$ 取代 $A_i(k)$ 成为 $A_i(k+1)$ 的概率 P_s 为:

$$f(A_i(k)) < f(B_i(k))$$

$$f(A_i(k)) \geq f(B_i(k)), \text{ 且 } A_i(k)$$

不是目前种群的最优抗体

$$f(A_i(k)) \geq f(B_i(k)), \text{ 且 } A_i(k)$$

是目前种群的最优抗体

息集, 循环结束。否则, 转步骤 3。

步骤 5: 将步骤 4 中产生的记忆种群导入信息素矩阵内。

步骤 6: 所有蚂蚁将搜索到的路径存入禁忌列表。

步骤 7: 产生新的个体后, 信息素根据式(8)进行更新

步骤 8: 直至满足循环条件, 输出解集, 否则, 转步骤 6

5 仿真实验

仿真过程中, 假定应用场景为 5 架无人机对 5 个目标完成制定任务, 5 个目标所需完成的任务为为侦察(Classify)、跟踪(Track)和打击(Attack), 即任务总数 $M = 15$; 无人机均具有侦察, 跟踪, 打击能力, 并且 5 架无人机出发地理位置不同, 在完

成任务后须返回原出发位置, 出发位置和目标位置如表 1 所示。

表 1 无人机与目标位置

	编号	坐标
无人机出发位置	1	(10, 20)
	2	(20, 25)
	3	(30, 50)
	4	(45, 65)
	5	(80, 95)
目标位置	1	(75, 90)
	2	(55, 25)
	3	(40, 65)
	4	(70, 45)
	5	(15, 30)

量子蚁群算法和改进量子蚁群算法均设置蚂蚁数量为 20, 最大迭代次数为 500.改进量子蚁群算法主要参数设置为交叉概率为 0.6, 变异概率为 0.5.

各算法分别运行 50 次, 结果如表 2 所示。

表 2 任务方案

算法	指标	方案一	方案二	方案三	方案四
量子蚁群算法	J_1	675.5613	692.5778	712.5694	731.2235
	J_2	23.5871	17.3239	21.5978	19.8175
改进量子蚁群算法	J_1	672.7740	690.5374	710.3392	728.5369
	J_2	21.1985	16.5267	19.8574	20.3364

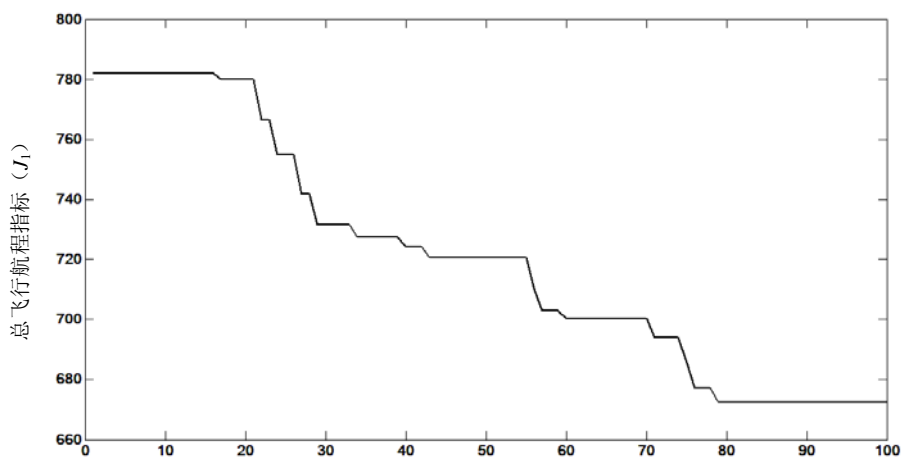


图 2 总飞行航程迭代情况

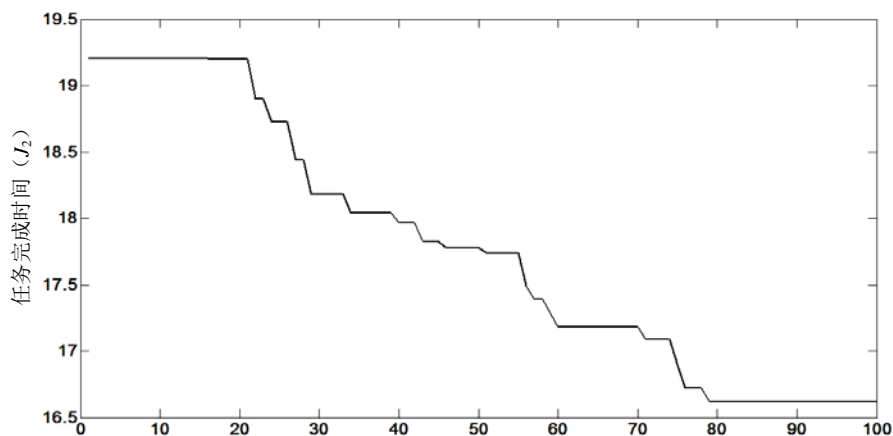


图 3 任务完成时间迭代情况

改进量子蚁群算法迭代过程中，总飞行航程指标迭代情况如图 2 所示。任务完成时间指标迭代情况如图 3 所示，其中 X 轴坐标为迭代次数。由图可知，随着算法运行，迭代次数增加，求解空间逐渐收敛。

由表 2 可以得出，改进量子蚁群算法在解空间的搜索能力整体优于量子蚁群算法，使用改进量子蚁群算法的方案一、二、三均优于量子蚁群算法的方案一、二、三解集；同时，改进量子蚁群算法的方案一解优于量子蚁群算法的方案一、三解集，并且改进量子蚁群算法的方案二解优于量子蚁群算法的方案二、三、四解集。由此可知，从两种算法方案解集看，改进量子蚁群算法能更高效局部搜索，避免算法过早出现局部最优解。由此改进量子蚁群算法在无人机“集群”任务分配问题上，相对于量子蚁群算法效果更佳。

改进量子蚁群算法方案二中无人机任务对应表如表 3 所示。

表 3 无人机对应任务

目标 编号	任务 类型	无人 机 1	无人 机 2	无人 机 3	无人 机 4	无人 机 5
1	Classify	0	0	1	0	0
	Track	0	0	0	1	0
	Attack	0	0	0	0	1
2	Classify	0	0	0	1	0
	Track	1	0	0	0	0
	Attack	0	0	0	0	1
3	Classify	0	1	0	0	0
	Track	0	0	1	0	0
	Attack	0	1	0	0	0
4	Classify	1	0	0	0	0
	Track	0	0	1	0	0
	Attack	1	0	0	0	0
5	Classify	0	0	0	0	1
	Track	0	1	0	0	0
	Attack	0	1	0	0	0

改进量子蚁群算法方案二中无人机任务执行序列如表 4 所示。

6 结束语

针对无人机“集群”任务分配问题，本文在多约

束条件下，提出一种基于改进量子蚁群算法的任务分配算法。本算法在量子蚁群算法基础上结合克隆选择算法的优秀的全局搜索能力，明显提高全局最优解的收敛速度。仿真结果表明，改进量子蚁群算法提高解集搜索速度，更有效解决无人机“集群”任务分配问题。

表 4 任务执行序列

无人机 编号	执行目标与执行任务类型
1	$T_4(\text{Classify}) \rightarrow T_2(\text{Track}) \rightarrow T_4(\text{Attack})$
2	$T_5(\text{Attack}) \rightarrow T_3(\text{Classify}) \rightarrow T_3(\text{Attack}) \rightarrow T_5(\text{Track})$
3	$T_4(\text{Track}) \rightarrow T_1(\text{Classify}) \rightarrow T_3(\text{Track})$
4	$T_2(\text{Classify}) \rightarrow T_1(\text{Track})$
5	$T_1(\text{Attack}) \rightarrow T_2(\text{Attack}) \rightarrow T_5(\text{Classify})$

参考文献：

[1] 王鹏飞. 多机协同作战效能评估及其不确定问题研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2014.

[2] 尹高扬, 周绍磊, 贺鹏程 等. 国外多无人机协同任务分配研究现状及发展趋势[J]. 飞航导弹, 2016(5) : 54-58.

[3] Omkar S N, Khandelwal R, Ananth T V S, et al. Quantum behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) for multi-objective design optimization of composite structures[J]. Expert Systems with Applications An International Journal, 2009, 36(8) : 11312-11322.

[4] 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.

[5] 尹高扬, 周绍磊, 祁亚辉. 多无人机协同多任务分配研究[J]. 电光与控制, 2017, 24(1) : 46-50.

[6] LI Shiyong, BAI Jiyun. Extend quantum ant colony algorithm for continuous function optimization [J].Journal of Harbin Engineering University, 2012, 33(1):80-84.

[7] 焦李成. 多目标优化免疫算法、理论和应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010:150-184.