

引用格式:刘志阳,江涛.无人机多目标侦察航迹规划方法[J].电光与控制,2018,25(8):49-53. LIU Z Y, JIANG T. A route planning method for UAVs in multi-target reconnaissance[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(8):49-53.

无人机多目标侦察航迹规划方法

刘志阳¹, 江涛²

(1. 空军工程大学航空机务士官学校,河南 信阳 464000; 2. 陆军工程大学石家庄校区,石家庄 050003)

摘要: 针对侦察型无人机在任务区域对多个任务目标进行侦察时的航迹规划问题,提出了一种基于改进帝国竞争算法(ICA)的无人机多目标侦察航迹规划方法。首先,把任务区域多个目标的侦察顺序问题转化为旅行商问题(TSP)模型,然后通过改进智能单粒子优化(ISPO)算法快速计算每种顺序的最优航迹,以与航迹长度和航迹复杂程度有关的值为国家权力大小,最终通过ICA对其求解。仿真结果表明,该方法能够顺利计算出近似最优的侦察顺序和满足飞行性能约束的航迹。

关键词: 无人机; 多目标侦察; 航迹规划; 改进ICA; TSP模型; 改进ISPO算法

中图分类号: V279; TP242 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.08.010

A Route Planning Method for UAVs in Multi-target Reconnaissance

LIU Zhi-yang¹, JIANG Tao²

(1. Aviation Maintenance School for NCO, Air Force Engineering University, Xinyang 464000, China;
2. Shijiazhuang Campus, Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: To address the issue of the route planning of reconnaissance UAVs for multiple mission targets in the mission area, a route planning method is proposed based on improved Imperialism Competitive Algorithm (ICA) for multi-target reconnaissance. The problem of the reconnaissance order of multiple targets in the mission area is transformed into the Traveling Salesman Problem (TSP) model, and the optimal trajectory of each order is calculated quickly by using the improved Intelligent Single Particle Optimizer (ISPO) algorithm. The value related to the track length and the complexity of the track is the power of the state, and ICA is used to solve the problem. The simulation results show that the proposed method can work out the approximately optimal reconnaissance order and the trajectory satisfying the flight performance constraints.

Key words: UAV; multi-target reconnaissance; route planning; improved ICA; TSP model; improved ISPO

0 引言

无人机航迹规划是任务规划的重要内容,可以有效地提升无人机的作战效能。侦察型无人机执行任务时通常不会针对单一目标,往往是单次任务包含多个目标,这就涉及到任务分配问题中的多目标时序分配问题^[1]。

一般任务分配问题可以转化为典型的组合优化问题模型,然后利用与之相关的理论求解。目前典型的任务分配模型有:旅行商问题(TSP)模型^[2]、车辆路由问题(VRP)模型^[3]、混合整数线性规划(MILP)模型^[4]、

动态网络流优化(DNFO)模型^[5]等。

本文的研究背景选定为侦察型无人机在任务区域对多类型的多个目标进行侦察,因此选择TSP模型。

目前用于无人机航迹规划的寻优方法有很多,本文选择的航迹规划方法为改进智能单粒子优化(ISPO)算法,该算法在笔者前一阶段的研究中已充分论证了其可靠性和优越性。在本文中对航迹初始化方法和航迹编码方式进行了调整和优化,并通过Matlab仿真实验比较了改进ISPO算法、带动态变化惯性权系数的PSO算法及具备反向学习和局部学习能力的粒子群(RLPSO)算法^[6]的性能。结果表明,3种算法能有效完成航迹规划的寻优计算,规划结果的质量、稳定性和计算效率由高到低的顺序为改进ISPO算法、RLPSO算法和带动态变化惯性权系数的PSO算法。在后文中提到的PSO

收稿日期:2017-07-26

修回日期:2017-08-21

作者简介:刘志阳(1993—),男,四川乐山人,硕士生,研究方向为无人机协同作战航迹规划。

算法都是带动态变化惯性权系数的 PSO 算法。

针对 TSP 问题,文献[7]提出了一种改进帝国竞争算法(ICA),该算法在求解 TSP 问题时有较高的求解质量和效率。本文参考该文献采用改进 ICA 算法求解,并在帝国增强阶段加入了帝国合并策略,并以与航迹长度和航迹复杂程度有关的函数为目标函数。

针对本文的研究背景,把目标划分为点目标、线目标和面目标,在任务区域中可以把相对比较集中的点目标转化为线目标或者面目标,因此,在有界的区域中目标个数不会很多,所以本文研究的是小规模 TSP 问题。通过 Matlab 分别计算了所有 5 个、6 个和 7 个目标的航迹,对比 ICA 算法和离散型萤火虫群优化(DGSO)算法^[8]计算的航迹,发现 ICA 算法能够有效地完成无人机任务区域航迹规划任务并准确找到最优解,其计算结果优于 DGSO 算法的计算结果。

1 TSP 模型

在本文中采用的侦察手段为照相侦察,使用的侦察设备为可见光照相机。研究中,假设目标处在拍摄范围内即可完成侦察,因而将目标分为点目标、线目标和面目标。

点目标的尺寸需小于照相机在地面的拍摄范围。假设照相机的拍摄范围为 $l_0 \times l_0$ 。为保证侦察效果,需要无人机在目标进入拍摄范围到离开拍摄范围期间保持平飞直飞。考虑到无人机机动的需要,假设无人机的最小转弯半径为 r_{\min} ,因此直飞的距离为 $2L_0$ 。

$$L_0 = \frac{1}{2}l_0 + r_{\min} \quad (1)$$

图 1 所示为点目标的侦察模式示意图。

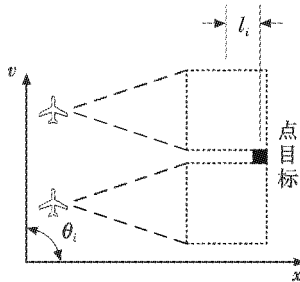


图 1 点目标的侦察模式示意图

Fig. 1 Reconnaissance mode to point target

图中, x 为水平方向, v 为飞行方向, θ_i 为这两个方向的夹角, l_i 为无人机在垂直于飞行方向的方向上偏离目标的距离,其必须小于等于 $\frac{1}{2}l_0$, 向右为正, 向左为负。

线目标和面目标的尺寸通常大于照相机的拍摄范围,需要采用广域搜索模式^[9]。线目标侦察模式如图 2 所示,和点目标一样进入前后各增加 L_0 的飞行距离,

无人机沿线目标方向飞行。面目标侦察模式如图 3 所示,面目标可以用一个矩形来表示,同理,进入前后各增加 L_0 的飞行距离。

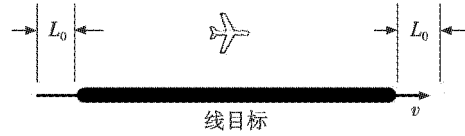


图 2 线目标的侦察模式示意图

Fig. 2 Reconnaissance mode to linear target

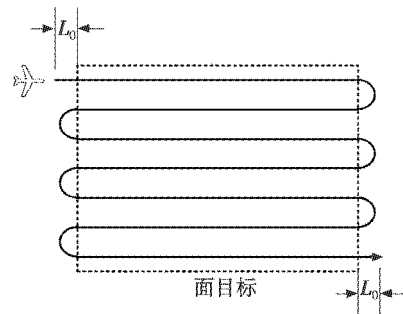


图 3 面目标的侦察模式示意图

Fig. 3 Reconnaissance mode to area target

对有 n 个目标的 TSP 问题,本文采取如下的编码方式:每种可能的编码都是从 $1 \sim n$ 的全排列序列 $(a_1, \dots, a_i, \dots, a_n)$, 其中, a_i 为 $[1, n]$ 之间的整数,表示目标的序号, i 表示 a_i 在序列中的位置,每一个序列在 ICA 中表示一个国家。

2 改进 ISPO 航迹算法

2.1 航迹编码和初始化

在基于改进 ISPO 算法的航迹规划方法中,没有种群的概念,整个迭代过程只有一个粒子,也就是只对一条航迹进行优化。在传统的 TSP 问题中,点与点之间的路径通常以连接前后两点的直线表示。但是,这样的路径并不能满足无人机的侦察和机动性能的要求。因此,在目标与下一个目标之间加入一个航迹点,对点目标的侦察可以从任意方向进入,也可以在允许的范围内偏离点目标。改进 ISPO 算法中的粒子向量为

$$\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_n, \theta_1, \dots, \theta_n, l_1, \dots, l_{l_n}]$$

式中: $[x_1, \dots, x_n]$ 为目标与目标之间航迹点的横坐标; $[y_1, \dots, y_n]$ 为其纵坐标; n 为目标个数; $[\theta_1, \dots, \theta_n]$ 为点目标的进入方向; $[l_1, \dots, l_{l_n}]$ 为偏离点目标的距离; n_p 为点目标个数。

航迹初始化分为航迹点初始化和点目标初始化。航迹点初始化时,航迹点位于连接前一目标和后一目标的航迹的中点;点目标初始化时,采用在允许的范围内取随机值的方法。图 4 为航迹初始化示意图,图中红色部分为目标。

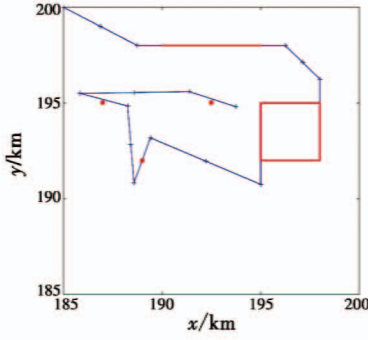


图4 航迹初始化

Fig. 4 Route initialization

2.2 航迹代价函数

航迹代价函数所求得的航迹代价是评判航迹优劣的标准,在本文的研究中只考虑时效性和机动性限制。

时效性取决于航迹的长度,侦察每个目标的航迹长度是一定的,所以可不予考虑,只需要考虑目标以外的航迹长度,计算可得

$$L = k_L \sum_{i=1}^n (l_{1i}^2 + l_{2i}^2) \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

式中: L 表示总的时效性指标; k_L 为一常数; n 为航迹点的个数,与目标点的个数相同; l_{1i} 表示第*i*个航迹点与前一个目标侦察结束点的航迹段长度; l_{2i} 表示第*i*个航迹点与后一个目标侦察开始点的航迹段长度。

在本文中,机动性主要考虑无人机的机动性能约束,在目标前后分别增加一个最小转弯半径的直飞距离,可以保证无人机在侦察完毕后或者开始前进行充分的机动。机动性指标为

$$D = k_D \sum_{i=1}^n (\theta_{1i}^2 + \theta_{2i}^2 + \theta_{3i}^2) \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

式中: D 表示总的机动性指标,通过每个航迹点的机动性指标求和得到; k_D 为常系数; θ_{1i} , θ_{2i} , θ_{3i} 分别表示 l_{1i} 航迹段向量与前一目标离开方向的夹角, l_{1i} 航迹段向量与 l_{2i} 航迹段向量的夹角以及 l_{2i} 航迹段向量与后一目标进入方向的夹角,所有向量的方向均为无人机前进的方向。其中:

$$\theta_{1i} = \begin{cases} \theta_{1i} & \theta_{1i} \leq \pi/2 \\ K_\theta & \theta_{1i} > \pi/2 \end{cases}; \theta_{2i} = \begin{cases} \theta_{2i} & \theta_{2i} \leq \theta_{2i\max} \\ K_\theta & \theta_{2i} > \theta_{2i\max} \end{cases};$$

$$\theta_{3i} = \begin{cases} \theta_{3i} & \theta_{3i} \leq \min(\pi/2, \theta_{3i\max}) \\ K_\theta & \theta_{3i} > \min(\pi/2, \theta_{3i\max}) \end{cases}; \theta_{2i\max} \text{ 和 } \theta_{3i\max} \text{ 的求解可以由以下几何关系推导得出。}$$

$$\theta_{2i\max} = \begin{cases} 2\arctan\left(\frac{l_{1i} - r_{\min} \tan(\theta_{1i}/2)}{r_{\min}}\right) & l_{1i} > r_{\min} \tan(\theta_{1i}/2) \\ 0 & l_{1i} \leq r_{\min} \tan(\theta_{1i}/2) \end{cases},$$

$$\theta_{3i\max} = \begin{cases} 2\arctan\left(\frac{l_{2i} - r_{\min} \tan(\theta_{2i}/2)}{r_{\min}}\right) & l_{2i} > r_{\min} \tan(\theta_{2i}/2) \\ 0 & l_{2i} \leq r_{\min} \tan(\theta_{2i}/2) \end{cases}.$$

本文所采用的无人机机动性能限制方法为:把半径为无人机最小转弯半径的圆放入前一个拐角的凹侧并与该拐角的两条航迹段相切,计算下一条航迹与该圆相切时的角度 $\theta_{2i\max}$ 。因采用 $\arccos(\cdot)$ 函数求夹角,所以不论向量相对前一向量的方向向左或者向右偏,所求得的结果都相同。如图5所示,如果 l_{2i} 向左偏, θ_{2i} 超过 $\theta_{2i\max}$,那么 l_{1i} 的长度将满足不了飞行器机动的需求。

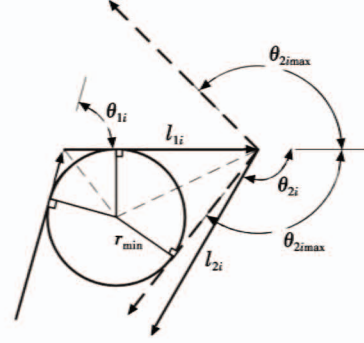


图5 无人机机动性能限制

Fig. 5 UAV maneuverability limit

综上所述,航迹代价函数可由以上两个指标加权求和得到

$$J(X) = w_1 L + w_2 D \quad (4)$$

式中: J 为航迹代价; X 为一条完整的航迹; w_1 , w_2 为两个权系数,分别表示其所对应的指标的重要程度,在本文中假设它们同等重要, $w_1 = w_2 = 0.5$ 。

改进 ISPO 算法这里就不做过多的介绍。通过改进 ISPO 算法计算最终得到的最优航迹代价可以计算 ICA 中的每个国家的权力。

3 改进 ICA

文献[10]于2007年提出了一种社会政治进化算法,并将其命名为帝国竞争算法(ICA),该算法是对人类帝国的殖民与竞争过程的模拟。

3.1 改进 ICA 算法流程

1) 建立初始帝国。按照前文中提到的 TSP 问题的编码方式随机生成 N_{pop} 个初始国家,并选择权力由大到小排列的前 N_{imp} 个国家作为殖民国家,其余 N_{col} 个国家作为殖民地。同时根据殖民国家权力的大小按比例分配殖民地个数,殖民国家和其所属的殖民地国家共同构成了一个帝国。

2) 殖民地同化。根据一定的同化规则,殖民国家对其所属的殖民地国家进行同化,使殖民地国家逐渐趋同于殖民国家。

3) 殖民地革命。以一定的概率对殖民地进行革命操作,革命操作会随机改变原殖民地国家的编码序

列,这样可以增强殖民地国家的多样性。在同化和革命完成后,计算帝国内所有国家的权力,选择权力最大的国家作为帝国的殖民国家。

4) 帝国增强。按照一定的规则对每个帝国的殖民国家进行帝国增强操作,这样可以增强殖民国家的多样性,避免算法早熟收敛。

5) 殖民竞争。该步骤是算法收敛的关键。在完成上述步骤以后,每个帝国的结构都有了改变,按照一定的规则计算整个帝国的权力,并以这个权力为标准,把权力最小的帝国中的最小权力殖民地重新分配给权力最大的帝国。如果某个帝国中没有殖民地国家,那么这个帝国将会消失。

改进 ICA 算法的流程就是不断循环步骤 2)~5),直到满足迭代次数要求或者仅剩一个帝国。算法的详细内容可参考文献[7],本文不做过多描述。

3.2 算法改进

针对本文的研究背景,本文的 TSP 问题规模较小。因此,在算法计算时很容易产生相同的殖民国家,如果还是按照原方法进行计算,那么算法的计算时间将会很长。

因此,本文提出了帝国合并的策略。在帝国增强完成后,把殖民国家相同的帝国进行合并,新帝国的殖民国家不变,所有相同殖民国家的殖民地归于新帝国。这样的操作不会影响原来的运算步骤,还大大加强了算法收敛的速率。实验结果表明,算法改进后计算耗时大大缩短,同时,两种算法所得到的最优结果一致。

4 算法实验与分析

本文仿真计算是在 Intel(R)Core(TM)i7-6700 CPU@3.40 GHz,8 GB 内存的计算机上进行的,计算机系统为 Windows7,仿真计算软件为 Matlab R2014b。目标区域设定为以(185 km,185 km)为顶点的 15 km × 15 km 的方形区域。

4.1 改进 ISPO 算法实验

本实验所涉及的一系列参数:无人机的最小转弯半径 $r_{\min} = 1$ km, $l_0 = 500$ m; PSO 算法中,最大惯性权系数 ω_{\max} 为 1.4,最小惯性权系数 ω_{\min} 为 0.8;学习因子 $c_1 = c_2 = 2$;在 RLPSO 算法中,反向学习因子 $c_3 = 0.7, c_4 = 0.3$;反向学习代数 $s_0 = 10$;反向学习种群规模 $m = 28$;扰动系数初始值 $d_0 = 40$;反向学习条件为种群最优解连续 10 代没有变化;在改进 ISPO 算法中,当确定多样性因子时, A 为 [15, 15, 0.5];下降因子 p 为 1.55;收缩因子 s 为 4;加速度因子 b 为 2; k_c 取 0.3;飞行的起点为(185 km, 200 km)。

综合考虑航迹计算精度与航迹表示精度,通过大量

的实验,设定 PSO 算法和 RLPSO 算法的种群数量 N 为 40,目标点数量为 5,最大迭代次数为 50。改进 ISPO 算法的航迹迭代次数 N_s 为 15,航迹点迭代次数为 10。每种算法进行 200 次运算。实验数据如表 1 所示。

表 1 3 种算法的航迹代价比较
Table 1 Route costs of the three algorithms in the experiment

算法	最小值	最大值	均值	方差	极差
PSO	56.45	70.25	60.98	4.45	14.14
RLPSO	56.10	64.53	59.11	2.13	8.42
改进 ISPO	56.11	59.79	58.29	1.19	3.68

模型 1 的航迹规划结果如图 6 所示,航迹代价变化如图 7 所示。

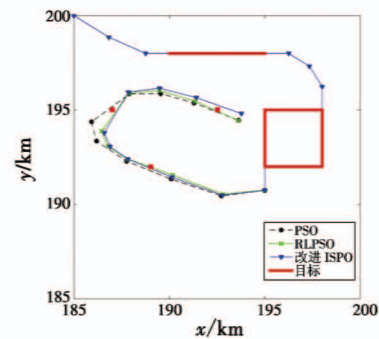


图 6 模型 1 的航迹规划结果

Fig. 6 The result of route planning of Model 1

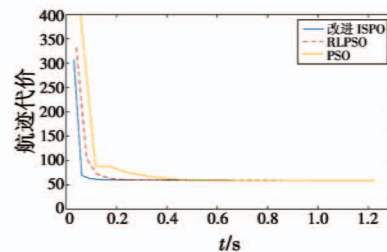


图 7 航迹代价变化曲线

Fig. 7 The curve of route cost

改进 ISPO 算法、RLPSO 算法和 PSO 算法平均总耗时分别为 0.65 s, 1.22 s 和 0.85 s。

4.2 改进 ICA 算法实验

为了验证改进 ICA 算法针对本文的研究背景所设定的问题的有效性,设计了 5 种本文研究背景可能涉及到的 TSP 模型进行算法验证,分别为 5 个目标的 1 种、6 个目标和 7 个目标各 2 种,同目标个数的不同情况之间目标类型与位置不同。

本文实验所涉及的一系列参数:改进 ICA 算法初始国家个数与 DGSO 算法初始种群数量均设置为 50,迭代次数均为 250。帝国个数约占国家总数的 10%~20%时,改进 ICA 算法的求解质量较为理想,因此帝国个数取 15。其余参数的选择均与原文献中算法的参

数一致。为了客观比较算法的优劣性,每种情况的每条航迹采用相同的航迹代价,该航迹代价采用改进 ISPO 算法进行 3 次重复的计算,取最小值。表 2 为 5 种不同的情况 2 种算法实验结果的对比,每种模型的最优解是通过计算所有可能的情况得到的。

表 2 2 种算法的航迹代价比较

Table 2 Route costs of the two algorithms in the experiment

模型	最优解	改进 ICA			DGSO		
		最优解	偏差率/%	时间/s	最优解	偏差率/%	时间/s
模型 1	56.58	56.58	0.00	137.80	56.58	0.00	139.52
模型 2	60.97	60.97	0.00	187.63	60.97	0.00	194.21
模型 3	97.09	97.09	0.00	188.79	99.09	2.08	201.32
模型 4	96.15	96.15	0.00	661.71	99.11	3.07	712.13
模型 5	68.49	68.49	0.00	656.42	68.49	0.00	704.32

没有引入帝国合并策略的 ICA 算法同样计算上述 5 种模型,所花的时间分别为 1 440.21 s, 2 052.25 s, 2 153.15 s, 7 854.82 s, 7 556.36 s, 改进 ICA 算法与 ICA 算法偏差率一致。由此可以说明,帝国合并策略的引入在不改变算法运算品质的前提下提高了计算效率。

模型 2 ~ 5 的航迹规划结果如图 8 所示。

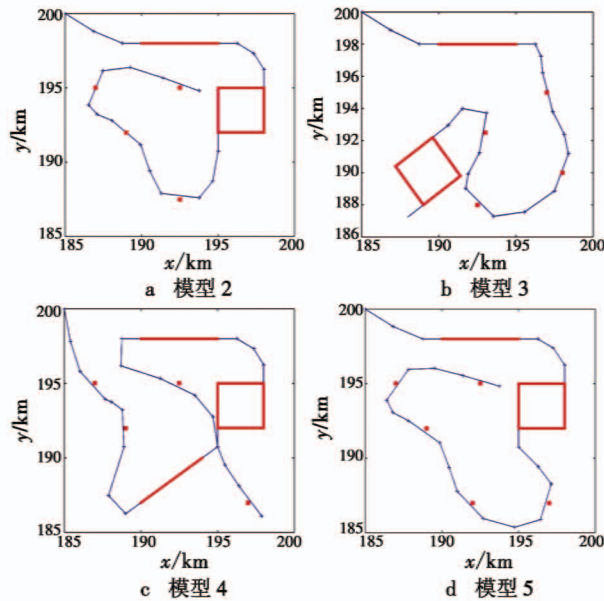


图 8 模型 2 ~ 5 的航迹规划结果

Fig. 8 Route planning results of Model 2 ~ 5

4.3 算法分析比较

从表 1 中可以看出,航迹代价平均值、方差和极差从小到大排列的顺序都为改进 ISPO 算法、RLPSO 算法和 PSO 算法,这说明改进 ISPO 算法具有更强的寻优能力,计算的稳定性也更好,可以把最终的寻优结果控制在一个较小的范围内,这样有利于 TSP 问题的求解,避免产生较大的偏差。

计算耗时由短到长排列为改进 ISPO 算法、PSO 算法和 RLPSO 算法。由图 7 可知,收敛速率由大到小排

列为改进 ISPO 算法、RLPSO 算法和 PSO 算法。因此可以看出,改进 ISPO 算法具有较高的计算效率,能够大大提高求解 TSP 问题的效率。

从表 2 的偏差率结果可以得出结论,改进 ICA 算法能够有效解决针对本文所设定的背景的 TSP 问题。

在模型 3 和模型 4 中,2 种算法的偏差率比较可以说明,改进 ICA 算法在较为复杂的情况下求解精度上具有明显的优势。

从计算耗时上来看,当 TSP 问题规模较小时,改进 ICA 算法和 DGSO 算法接近,但是,随着问题规模的扩大,改进 ICA 算法的计算效率相较于 DGSO 算法越来越高。

5 结论

本文把无人机多目标侦察航迹规划问题转化为 TSP 问题,并通过改进 ICA 算法对其进行求解,求解时采用改进 ISPO 算法进行航迹优化和航迹代价求取。通过仿真实验验证了该方法能够有效解决无人机目标区域航迹规划问题,同时具有较高的计算精度。

参考文献

- [1] 毛红保,田松,晁爱农. 无人机任务规划[M]. 北京:国防工业出版社,2015.
- [2] 杜鹏桢,唐振民,孙研. 一种面向对象的多角色蚁群算法及其 TSP 问题求解[J]. 控制与决策,2014,29(10): 1729-1736.
- [3] 饶卫振,金淳,王新华,等. 考虑道路坡度因素的低碳 VRP 问题模型与求解策略[J]. 系统工程理论与实践,2014,34(8):2092-2105.
- [4] 苗铁群,江全元,曹一家. 考虑电动汽车及换电站的微网随机调度研究[J]. 电力自动化设备,2012,32(9): 18-24,39.
- [5] 庞博. 动态网络中的流问题[D]. 长沙:国防科技大学,2009.
- [6] 夏学文,刘经南,高柯夫,等. 具备反向学习和局部学习能力的粒子群算法[J]. 计算机学报,2015,38(7): 1397-1407.
- [7] 张鑫龙,陈秀万,肖汉,等. 一种求解旅行商问题的新型帝国竞争算法[J]. 控制与决策,2016,31(4): 586-592.
- [8] 周永权,黄正新,刘洪霞. 求解 TSP 问题的离散型萤火虫群优化算法[J]. 电子学报,2012,40(6): 1164-1170.
- [9] 田菁. 多无人机协同侦察任务规划问题建模与优化技术研究[D]. 长沙:国防科技大学,2007.
- [10] ATASHPAZ-GARGARI E, LUCAS C. Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition [C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2007:4661-4667.