

基于加权 k-均值聚类与粒子群优化的多航迹规划

李 猛, 王道波, 盛守照, 沈自然

(南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对复杂环境下的无人机多航迹规划问题, 提出了将粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法与加权 k-均值聚类算法相结合的规划方法。每个粒子表示一条航迹, 采用加权 k-均值聚类算法对粒子进行分类, 得到多个粒子子群, 在每个子群内部进行一条可行航迹的优化, 最终得到多条不同的可行航迹。对传统 k-均值聚类算法进行改进, 采用排挤机制产生初始聚类中心, 针对实际环境中突发威胁的分布不均性, 在聚类过程中, 对航迹节点按照所在区域突发威胁的出现概率进行加权, 提出了加权 k-均值聚类算法。仿真实验表明, 所提出的方法能够有效地得到无人机的多条可行航迹。

关键词: 航迹规划; k-均值聚类; 粒子群优化; 无人机

中图分类号: TP 273.5

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.03.15

Multiple route planning based on particle swarm optimization and weighted k-means clustering

LI Meng, WANG Dao-bo, SHENG Shou-zhao, SHEN Zi-ran

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: For the problem of unmanned aerial vehicle's multiple routes planning in complex environment, a new method which combines particle swarm optimization (PSO) with weighted k-means clustering is proposed. Each particle represents a route. A weighted k-means clustering algorithm is used to classify the particles to several subgroups. Each subgroup carries out a feasible route optimization. Ultimately multiple different feasible routes are obtained. The traditional k-means clustering algorithm is improved by an exclusion mechanism which generates the initial cluster centers. In order to describe the diversity of unexpected threats distribution in actual environment, route nodes are weighted by the probability of unexpected threat. The weighted k-means clustering algorithm is proposed. Simulation results show that the proposed method can effectively obtain multiple feasible routes.

Keywords: route planning; k-means clustering; particle swarm optimization (PSO); unmanned aerial vehicle

0 引言

无人机航迹规划是在综合考虑无人机到达时间、燃料消耗、威胁分布以及飞行区域等因素的前提下, 为无人机规划出一条最优或者是最满意的飞行航迹, 以保证圆满地完成飞行任务^[1]。具备航迹规划能力是无人机能够实现高自主飞行的重要前提条件^[2]。目前常用的无人机航迹规划方法包括概略图方法^[3-4]、智能优化算法^[5-6]、启发式算法^[7-8]、人工势场法^[9]、数学规划方法^[10]等。这些规划方法主要是基于给定的代价函数, 利用优化算法生成一条具有最小代价的飞行航迹。然而由于实际战场环境的复杂性, 无人机事先很难获取全部的环境和威胁信息, 有些威胁只有当无人机抵达其附近一定区域后才能发现。这可能会导致预先生成的最优航迹在任务执行时不再可行。在线的实时再规

划是解决上述问题的一种途径, 但该方法对机载计算机的计算速度、存储容量等性能指标有较高要求。离线生成多条可行航迹, 在实际飞行中根据实时探测到的环境信息, 动态选择飞行航迹, 是解决突发威胁的另一种有效措施^[1]。文献[11]使用并行遗传算法生成二维平面内机器人的多条可行路径。文献[12]提出了一种小生境克隆选择算法, 并能够用于多航迹的生成。文献[13]将小生境机制与粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法相结合, 能够有效保持解的多样性, 一次生成多条航迹。

现有的多航迹规划方法多直接采用多峰函数优化的方法生成多条航迹, 没有考虑到实际环境中的突发威胁在空间上的分布并不均匀。在实际需求中, 越是突发威胁出现概率大的区域, 越需要较多的备选航迹以应对突发威胁的出现。本文使用 PSO 进行航迹规划, 提出了加权 k-均值

收稿日期: 2011-03-01; 修回日期: 2011-09-15。

基金项目: 航空科学基金(20101352015); 南京航空航天大学基本科研业务费研究基金(V1073-031, NP2011049)资助课题

作者简介: 李猛(1982-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为无人机飞行控制与任务规划。E-mail: limengabcd@126.com

聚类算法用于对粒子所表示的航迹进行分类,分在同一个类的粒子构成一个子群,负责一条航迹的规划,最终得到多条可行航迹。分类过程中,使用排挤机制产生初始聚类中心,并且针对突发威胁的分布不均性,对航迹节点按照所在区域突发威胁的出现概率进行特征加权。

1 PSO

1.1 标准 PSO

PSO 是一种模拟鸟类飞行过程中迁徙和群聚行为的智能优化算法^[14]。由 m 个粒子组成的群体在 D 维空间内以一定的速度飞行,每个粒子表示问题的一个解。粒子在飞行过程跟踪两个极值实现自身的迭代:一个是粒子自身找到的历史最优解,称为个体极值 pbest;另一个是整个群体找到的最优解,称为全局极值 gbest。粒子的速度和位置更新公式分别为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{pb}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gb}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

$$\omega = \omega_{\max} - \text{run} \times \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{\text{runMax}} \quad (3)$$

式(1)是 PSO 的速度更新公式,其中 v_{id}^k 表示第 i 个粒子的第 d 维在第 k 次迭代时的速度; c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 区间内均匀分布的随机数; ω 为惯性权重,表示粒子对原有速度继承的程度。式(2)是位置更新公式, x_{id}^k 表示第 i 个粒子的第 d 维在第 k 次迭代时的位置。式(3)为惯性权重的计算公式^[15],其中 ω_{\min} 为最小权重; ω_{\max} 为最大权重;runMax 为算法的最大迭代次数;run 为当前迭代次数。在速度更新过程中,每个粒子的最大速度限制为 v^m 。

1.2 编码方式

采用最小威胁曲面方法处理三维任务区域内的高程信息,将三维空间映射到二维平面^[16]。得到二维航迹之后,再根据最小威胁曲面对其进行抬高,即可得到最终所需的三维航迹。最小威胁曲面是考虑了威胁信息对数字地图的抬高作用后,由所有距离地表高度为 h_c 的点所构成的曲面。将任务区域的纵横向分别定义为 X 方向和 Y 方向,设 $h(x,y)$ 表示位置 (x,y) 处的实际地形高度, $e(x,y)$ 表示威胁等效的高度,最小威胁曲面 $F(x,y)$ 可表示为

$$F(x,y) = h(x,y) + e(x,y) + h_c \quad (4)$$

在二维平面内对粒子群进行编码,将任务区域从起始点到目标点之间的 X 方向上进行 $n+1$ 等分,在 n 个等分线上对坐标 y 进行随机初始化,以从起始点到目标点的 n 个依次排列的等分线上的 y 值构成一个粒子 $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$,则粒子每一维的次序表示了粒子在 X 方向上的位置,每一维的数据表示粒子在 Y 方向上的位置。每个粒子再与起始点及目标点相结合便可构成无人机的一条航路。

1.3 航迹代价

航迹代价主要考虑无人机的航程代价和威胁代价,其描述如式(5)所示

$$J = \sum_{i=1}^n (\omega_1 l_i + \omega_2 h_i + \omega_3 f_{Ti}) \quad (5)$$

航程代价为 n 个航迹段代价之和, l_i 表示第 i 个航迹段的长度,航程代价的作用是尽量缩短飞行距离。威胁代价

由地形威胁和雷达威胁构成。 h_i 表示第 i 个航迹段的地形高度,在保证安全的前提下,应尽量降低无人机飞行高度,以充分利用地形遮挡作用,降低被雷达发现的概率; f_{Ti} 为无人机在第 i 个航迹段的雷达威胁代价,在雷达的各种参数一定的情况下,假设 s 处为第 i 个航迹段的一点,则无人机在该处受到的第 j 个威胁源的威胁代价可表示为

$$f_{Ti,j}(s) = \begin{cases} K_j / (R_j)^4, & s \text{ 被威胁 } j \text{ 覆盖} \\ 0, & s \text{ 不被威胁 } j \text{ 覆盖} \end{cases} \quad (6)$$

式中, K_j 表示第 j 个威胁的强度, R_j 表示无人机与第 j 个威胁源的距离。每个航迹段上的威胁代价为该航迹段所受到的各个威胁中的最大值。式(5)中的 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为权系数,用以调整不同代价在航迹代价中的权重。

1.4 约束条件

局限于无人机自身性能,在航迹规划中需对无人机的飞行航迹进行一定的约束限制,主要包括以下几种。

最小航路段长度 在改变飞行姿态前,无人机保持直飞的最短距离。设最小航路段长度为 l_{\min} ,该约束可表示为

$$l_i \geq l_{\min}, i = 1, \dots, n \quad (7)$$

最小转弯半径 无人机的转弯半径 r_i 不能过小,如图 1 所示。假设 s_{i-1}, s_i 和 s_{i+1} 是一条航迹中 3 个紧邻的航迹节点,则 s_{i+1} 能被扩展的约束条件是

$$r_i \geq r_{\min} \quad (8)$$

式中, r_{\min} 为无人机最小转弯半径。

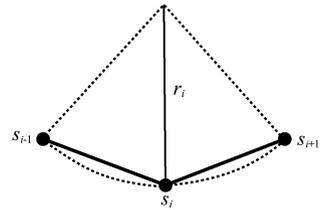


图 1 最小转弯半径示意图

最大爬升和俯冲角 它限制了航迹在高度方向(Z 向)上爬升和俯冲的最大角度 θ ,该约束可表示为

$$\frac{|z_i - z_{i-1}|}{|a_i|} \leq \tan \theta, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

最大航迹长度 受机载燃油限制,航迹最长距离也需进行约束。设最大航迹长度为 L_{\max} ,每个航迹段的长度为 l_i ,则该约束可表示为

$$\sum_i l_i \leq L_{\max} \quad (10)$$

最低飞行高度 保证无人机飞行高度不小于最小离地高度 h_{\min} ,即

$$h_i \geq h_{\min}, i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

2 加权 k-均值聚类

2.1 特征加权

k-均值聚类算法的核心思想是找出 K 个聚类中心 c_1, c_2, \dots, c_K ,使每一个数据点 x_i 和与其最近的聚类中心 c_k 的平方距离之和最小化^[17]。传统的 k-均值聚类算法通常假

定样本矢量的各维特征对分类的贡献均匀,不考虑各个特征对分类的不同影响,但是出于实际问题的复杂性,样本的各维特征在聚类过程中的作用并不完全一致^[18]。

在多航迹规划问题中,作为样本的粒子由航迹节点组成,每个航迹节点表示粒子的一个特征。特征的权重表征了不同的节点在航迹分类过程中所起作用的强弱。在突发威胁出现概率大的区域,加大航迹节点在聚类目标函数中的权重,有利于在该区域生成较多的备选航迹。这是因为当该区域不同航迹上的相同次序的节点,在位置上存在较小偏差的情况下,也可通过加大权重后的放大作用,使不同航迹划分到不同的类的概率增大,从而能够促进在该区域生成多条航迹。

突发威胁主要指预先未知的敌方隐蔽的雷达、火炮或导弹威胁,以及突发的恶劣气候等。突发威胁的分布有一定的规律性,对于己方所控区域,出现突发威胁的概率较小;敌方所控区域则出现突发威胁概率相对较大。因此,在实际应用中可根据预知的战场环境信息,评估突发威胁的出现概率,并相应的进行特征权重的设计。本文中假定突发威胁的出现概率与无人机距离目标的距离有关。在无人机实际飞行的初期一般是在我方区域上空,可以对该区域的航迹节点赋以较小的特征权重。在进入敌方区域上空飞行以后,出现突发威胁的概率迅速增加,这要求无人机在该区域应具有多条备选航迹,故而在此飞行区域内的航迹节点对应的特征权重也应迅速加大。待完全深入敌方区域之后,突发威胁出现的概率不再显著变化,特征权重在该区域的变化也可以趋于平缓。基于上述分析,再结合粒子的编码方式,本文将特征权重设计为航迹段在 X 方向上与目标点相距位置的函数,其表达式为

$$\lambda_i = \frac{(\lambda_{\max} - \lambda_{\min})}{\pi} \left[\arctan 10 \cdot \left(\frac{i}{n} - \frac{1}{2} \right) + \frac{\pi}{2} \right] + \lambda_{\min} \quad (12)$$

式中, i 表示 x 方向上自起始点起的第 i 个航迹段; λ_i 为其相应的特征权重; λ_{\min} 为最小权重; λ_{\max} 为最大权重; n 为航迹段的数目。

图 2 为特征权重变化趋势的示意图,其中横轴表示航迹节点在任务区域 x 方向距离目标位置的百分比,纵轴表示航迹节点的特征权重。

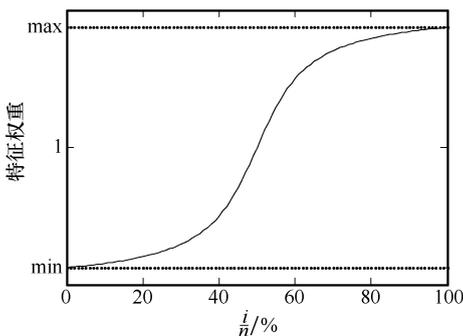


图 2 特征权重变化趋势图

2.2 排挤机制

k-均值聚类算法对初始聚类中心的位置非常敏感,良

好的初始聚类中心能够加快算法的收敛,避免陷入局部最优解。本文提出了采用排挤机制的初始聚类中心产生方法。排挤机制的实现方法是计算整个群体所有粒子的航迹代价,并按照从优到劣排序,以第 1 个最优的粒子为第 1 个初始聚类中心 c_1 ,然后计算第 2 个最优粒子与第 1 个最优粒子的距离,若该距离大于预先设定值 L ,则认为这两个最优粒子相距较远,可以分别作为不同的聚类中心,置第 2 个最优粒子为第 2 个聚类中心 c_2 ;若两个粒子的距离小于预先设定值 L ,则认为这两个最优粒子相隔过近,进而舍弃第 2 个最优粒子。然后计算第 1 个最优粒子与第 3 个最优粒子的欧式距离,以此类推,直至得到 K 个初始聚类中心。

2.3 加权 k-均值聚类

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 为 m 个待聚类样本,每个样本包含 n 个特征, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 分别为 n 个特征的权重, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$ 表示 K 个聚类中心,则采用特征加权的第 i 个样本 x_i 到第 k 个聚类中心 c_k 的距离定义为

$$d(x_i, c_k) = \sum_{j=1}^n \lambda_j |x_{ij} - c_{kj}| \quad (13)$$

特征加权 k-均值聚类算法的目标函数为每个样本数据点到相应聚类中心的距离之和

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \lambda_j |x_{ij} - c_{kj}| \quad (14)$$

加权 k-均值聚类算法步骤如下:

步骤 1 利用排挤机制得到 K 个初始聚类中心 (c_1, c_2, \dots, c_K) ;

步骤 2 计算所有样本到各个聚类中心的距离,按照距离最近原则,确定每个样本归属的类;

步骤 3 利用式(15)计算每一个类的样本均值,将其作为该类新的聚类中心;

$$c'_k = \frac{1}{N_k} \sum_{x \in c_k} x \quad (15)$$

步骤 4 若目标函数或者聚类中心没有变化,则算法终止,否则转向步骤 2。

3 多航迹规划算法流程

采用加权 k-均值聚类和 PSO 进行无人机多航迹规划的具体步骤为如下:

步骤 1 初始化环境,建立包含地形数据、威胁分布位置和强度的数字地图;

步骤 2 PSO 初始化,随机生成 m 个粒子的速度和位置,设置算法参数 $\lambda_{\min}, \lambda_{\max}, K$ 等,确定粒子在每一维上的特征权重 λ_i ;

步骤 3 计算全部粒子的航迹代价;

步骤 4 对全部的粒子按照航迹代价进行排序,使用排挤机制确定 K 个聚类中心;

步骤 5 使用加权 k-均值聚类算法对全部粒子进行聚类,将每个粒子归入所在的子群,确定每个子群的全局极值 $gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_K$;

步骤 6 使用粒子速度和位置更新公式对每个子群的粒子进行更新;

步骤 7 计算各个子群中粒子的航迹代价;

步骤 8 判断是否满足算法终止准则,满足则算法结束,输出 K 个飞行航迹,不满足则转向步骤 9;

步骤 9 判断是否满足重新聚类的条件,满足则转到步骤 10,不满足则转向步骤 6;

步骤 10 将各个子群的粒子全部合并,转向步骤 4。

4 仿真实验

为了验证所提出方法有效性,进行相应的仿真实验。任务区域为 310 km×310 km 的方形区域,无人机起始点为 (0,0),目标点为(310 km,310 km),任务区域内有多个雷达威胁和由山峰构成的地形威胁。仿真环境为 Matlab7.6,粒子维数为 30,粒子个数为 30,最大迭代次数为 1 000, $\omega_{\min}=0.1, \omega_{\max}=0.9, \lambda_{\min}=0.8, \lambda_{\max}=1.2, L=1\ 000, c_1=c_2=2$,粒子最大速度限制为 $v^m=10$,航迹代价权重 $\omega_1=\omega_2=\omega_3=1$,每迭代 100 代进行一次粒子的合并与重新聚类。设置不同的聚类数目进行仿真实验。

图 3 为聚类数 K=3 时得到的 3 条航迹曲线,图中的等高线表示地形高度信息,另有 3 个已知的雷达威胁,以菱形标记其中心位置,以圆圈表示其覆盖范围。图 4 是 K=3 时得到的三维航迹图,由上述两图可以看出 3 条航迹在空间上相隔较远,且均能规避已知地形威胁和雷达威胁。其中图 3 中标注的航迹 1 为最优航迹,具有最小的航迹代价,是无人机首选的飞行航迹。

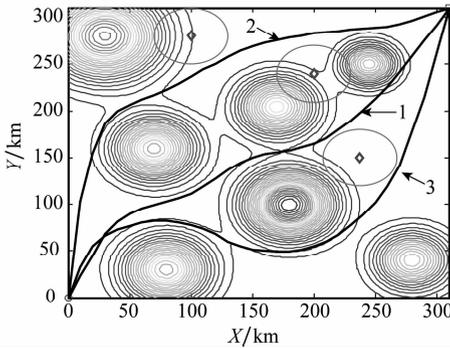


图 3 K=3 时的航迹图

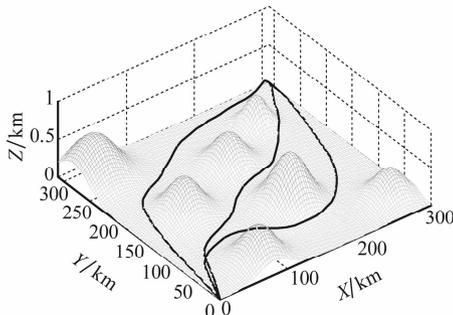


图 4 K=3 时的三维航迹图

图 5 为聚类数 K=4 的航迹图。此时除了得到与图 3 中相同的 3 条航迹之外,还得到了图 5 中的航迹 4。航迹

4 和航迹 1 的前半段较为接近,但在后半段由于威胁的存在而相隔较远。这是由于采用的特征加权聚类算法之后,后半段航迹节点在聚类过程中具有较大的权重,使得这两条航迹之间的距离大于预先设定值,将两者划分到不同的聚类之中,能够促进在突发威胁多发区域生成多条备选航迹。

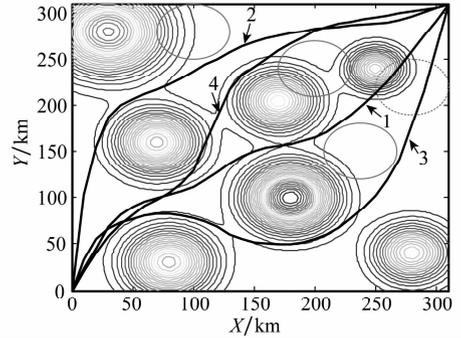


图 5 K=4 时的航迹图

使用标准 PSO 进行同样的仿真实验,只能得到图 3 中的航迹 1,而不能得到其他航迹,即单纯的标准 PSO 不具备生成多条可行航迹的能力。

使用未加权 k 均值聚类与 PSO 相结合的方法进行仿真实验,也就是使用文中所提算法,但令各航迹节点的权重相同。当 K=3 时,可得与加权聚类方法相似的航迹规划结果。但当 K=4 时,未加权算法不能得到图 5 中的航迹 4,而是得到图 6 中的航迹 5,该航迹虽然在空间上也与其他几条航迹有较大的距离,但其与最优航迹的初始阶段分离,后半段靠近,不符合实际应用中备选航迹的要求。当出现突发威胁如图 5 和图 6 中的虚线所包围区域所示,则航迹 5 不能作为备选航迹使用,而对于航迹 4,只要突发威胁发现及时,则能够有效地从最优航迹 1 切换到航迹 4。这说明在未加权的条件下,优化算法平均对待任务区域内的所有威胁,不能重点针对突发威胁多发区域进行航迹生成,从而得到的多条航迹不能应对突发威胁的出现。

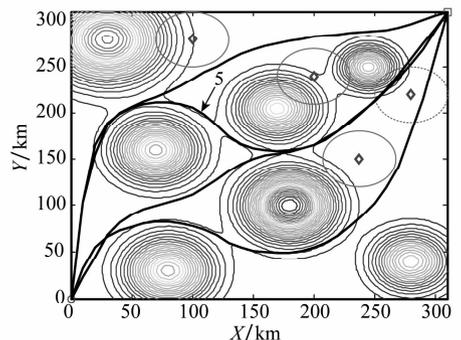


图 6 未加权聚类的航迹图

5 结束语

本文提出了加权 k-均值聚类算法与 PSO 相结合的无人机多航迹规划方法,针对任务区域内突发威胁分布的不均匀性,设计不同航迹段在总的航迹代价中具有不同的权重,进而作为多航迹分类的指导依据,用于粒子的聚类。仿真实验结果表明本文所提方法是一种有效的无人机多航迹生成方法。

参考文献:

- [1] 郑昌文,严平,丁明跃. 飞行器航迹规划研究现状与趋势[J]. 宇航学报,2007,28(6):1441-1446. (Zheng C W, Yan P, Ding M Y. Research status and trend of route planning for flying vehicles [J]. *Journal of Astronautics*,2007,28(6):1441-1446.)
- [2] Suresh M, Ghose D. Role of information and communication in redefining unmanned aerial vehicle autonomous control levels[J]. *Journal of Aerospace Engineering*,2010,224(2):171-197.
- [3] Pepy R, Kieffer M, Walter E. Reliable robust path planning with application to mobile robots[J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*,2009,19(3):413-424.
- [4] Alves N A, Macharet D G, Campos M F M. On the generation of trajectories for multiple UAVs in environments with obstacles[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*,2010,57(1-4):123-141.
- [5] Duan H B, Yu Y A, Zhang X Y, et al. Three-dimension path planning forUCAV using hybrid meta-heuristic ACO-DE algorithm[J]. *Simulation Modeling Practice and Theory*,2010,18(8):1104-1115.
- [6] Wang G S, Li Q, Guo L J. Multiple UAVs routes planning based on particle swarm optimization algorithm[C]//*Proc. of the International Symposium on Information Engineering and Electronic Commerce*,2010:150-154.
- [7] Sven K, Maxim L. Real time adaptive A* [C]//*Proc. of the 5th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems*,2006:281-288.
- [8] Yang X, Ding M Y, Zhou C P. Fast marine route planning for UAV using improved sparse A* algorithm[C]//*Proc. of the 4th International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*,2010:190-193.
- [9] Lin C L, Li Y H, Aouf N. Potential field based evolutionary route planner for the control of multiple unmanned aerial vehicles [J]. *Journal of Aerospace Engineering*,2010,224(11):1229-1242.
- [10] Alidaee B, Wang H B, Landram F. A note on integer programming formulations of the real-time optimal scheduling and flight path selection of UAVs[J]. *IEEE Trans. on Control Systems Technology*,2009,17(4):839-843.
- [11] Oh S K, Kim C T, Lee J J. Balancing the selection pressures and migration schemes in parallel genetic algorithms for planning multiple paths[C]//*Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*,2001:3314-3319.
- [12] 叶文,欧阳中辉,朱爱红,等. 求解多峰函数优化的共生克隆选择算法[J]. 系统工程与电子技术,2010,32(5):1100-1104. (Ye W, Ouyang Z H, Zhu A H, et al. Niche clone selection algorithm for multi-modal function optimization [J]. *Systems Engineering and Electronics*,2010,32(5):1100-1104.)
- [13] 于会,于忠,李伟华. 基于共生粒子群技术的多航迹规划研究[J]. 西北工业大学学报,2010,28(3):415-420. (Yu H, Yu Z, Li W H. Multiple routes planning for air vehicles based on niche particle swarm optimization[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*,2010,28(3):415-420.)
- [14] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//*Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*,1995:1942-1948.
- [15] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]//*Proc. of the IEEE International Conference of Evolutionary Computation*,1998:69-73.
- [16] Menon P K A, Kim E, Cheng V H L. Optimal trajectory synthesis for terrain-following flight[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*,1991,14(4):807-813.
- [17] Gelbard R, Goldman O, Spiegler I. Investigating diversity of clustering methods: an empirical comparison [J]. *Data and Knowledge Engineering*,2007,63(1):155-166.
- [18] 李洁,高新波,焦李成. 基于特征加权的模糊聚类新算法[J]. 电子学报,2006,34(1):89-92. (Li J, Gao X B, Jiao L C. A new feature weighted fuzzy clustering algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*,2006,34(1):89-92.)