

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2014.09.014

引用格式:董阳,王瑾,柏鹏.基于改进 K-means 聚类和量子粒子群算法的多航迹规划[J].电讯技术,2014,54(9):1249-1253. [DONG Yang, WANG Jin, BAI Peng. Multiple Route Planning Based on Improved K-means Clustering and Quantum-behaved Particle Swarm Optimization [J]. Telecommunication Engineering, 2014, 54(9):1249-1253.]

基于改进 K-means 聚类和量子粒子群算法的多航迹规划*

董 阳^{1,2,**}, 王 瑾¹, 柏 鹏¹

(1. 空军工程大学 综合电子信息系统与电子对抗技术研究中心, 西安 710051;
2. 空军工程大学 装备管理与安全工程学院, 西安 710051)

摘 要:针对在复杂环境下需要通过多航迹规划以实现武器协同的问题,利用排挤机制产生 K-means 聚类的初始聚类中心,并将改进 K-means 聚类与量子粒子群算法(QPSO)相结合应用于无人机的三维多航迹规划。改进算法解决了 K-means 聚类易陷入局部最优、聚类准确率低的问题。根据产生的初始聚类中心,将粒子划分成多个子种群,利用 QPSO 算法对每个子种群进行优化,使得每个子种群可以产生一条可行航迹。仿真分析证明了改进算法可以有效保证子种群之间的多样性,生成较为分散的多条可行航迹。

关键词:无人机;多航迹规划;排挤机制;量子粒子群优化;K-means 聚类

中图分类号:TP273 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2014)09-1249-05

Multiple Route Planning Based on Improved K-means Clustering and Quantum-behaved Particle Swarm Optimization

DONG Yang^{1,2}, WANG Jin¹, BAI Peng¹

(1. Research Center for Integrated Electronic & Information System and Electronic Countermeasure Technology, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. Equipment Management and Safety Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: For the problem of multiple routes planning to realize the weapon cooperation in complex environment, K-means clustering is improved by an exclusion mechanism which generates the initial cluster centers. A method combining quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO) with K-means clustering is proposed and applied to 3-D multiple routes planning of unmanned aerial vehicle(UAV). The improved algorithm solves the problem of falling in local best and improves the clustering accuracy. It classifies the particles to several subgroups. Then every subgroup is optimized by QPSO so as to generate a feasible route. Finally, multiple and dispersive routes are constituted. Simulation proves that the improved algorithm can assure the variety of subgroups and generates feasible and diverse routes.

Key words: UAV; multiple routes planning; exclusion mechanism; quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO); K-means clustering

1 引 言

航迹规划作为当前的热点领域,涉及飞行器、船舶、车辆等多个领域,其中涉及航迹规划的算法大致可以分为路线图法^[1-2]、启发式算法^[3]和进化算法。

* 收稿日期:2014-03-26;修回日期:2014-05-20 Received date:2014-03-26;Revised date:2014-05-20
基金项目:陕西省电子信息系统综合集成重点实验室基金资助项目(201102Y02);国家部委基金项目(51310020401)
Foundation Item: Foundation of Shaanxi Province Key Laboratory for Electronic Information Systems Synthesis Integration(201102Y02); Project Supported by Ministry of China (No. 51310020401)

** 通讯作者: dongyang_0613@126.com Corresponding author: dongyang_0613@126.com

路线图算法虽然直观,但只适合于二维维航迹规划,实用意义不大。启发式算法由于其采用空间搜索的方法,随着搜索空间的不断增大,算法所用时间将急剧增加。进化算法包括遗传算法、粒子群算法^[4]、量子粒子群算法等多种以种群为基础的优化算法。这些算法都是在航迹代价函数的基础上,生成最优航迹。然而在复杂的战场环境下,实现武器协同以达到分散火力、多批次攻击的作战效果时,需要生成多条可行航迹。文献[5]通过并行算法,使得粒子种群之间保持相互独立性。文献[6]提出利用聚类及粒子群算法进行并行处理。文献[7]将小生境技术与粒子群算法相结合,生成多条航迹。

量子粒子群算法(Quantum - Behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)由孙俊博士提出,具有参数简单、易于实现等优点,文献[8]中证明了其全局收敛性。文献[9]将 QPSO 算法与聚类算法相结合,但并未解决聚类算法对初始聚类中心极其敏感的问题。本文改进 K-means 聚类算法,针对聚类算法对初始聚类中心极其敏感的问题,提出了利用排挤机制产生初始聚类中心的方法,解决了随机产生初始聚类中心容易造成聚类准确率低且聚类结果不稳定的问题,并结合 QPSO 优化算法进行无人机的多航迹规划。

2 算法的定义

2.1 算法的基本原理

不同于粒子群算法,量子粒子群中的粒子不能同时用位置和速度的确定值来描述其状态,而是由波函数 $\psi(x, t)$ 进行确定。孙俊博士通过求解薛定谔方程,在文献[10]中指出粒子在空间中某点出现的概率密度函数为

$$f(x_{ij}^{k+1}) = \frac{1}{l_{ij}^k} \exp\left(\frac{-2|x_{ij}^{k+1} - q_{ij}^k|}{l_{ij}^k}\right) \tag{1}$$

公式(1)中局部吸引因子为

$$q_{ij} = rp_{ij} + (1 - r)p_{gj} \tag{2}$$

其中, r 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。在量子力学中,存在多种势阱模型,本文采用的是 δ 势阱模型,因而 l_{ij} 为 δ 势阱的特征长度。

通过将公式(1)从量子搜索空间到经典解空间的转换,得到粒子的位置更新方程为

$$x_{ij}^{k+1} = q_{ij}^k \pm \frac{l_{ij}^k}{2} \ln\left(\frac{1}{u}\right) \tag{3}$$

公式(3)中:

$$l_{ij}^k = 2b |mbest_j^k - x_{ij}^k| \tag{4}$$

$$mbest^k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_i^k \tag{5}$$

由公式(3) ~ (5)可得

$$x_{ij}^{k+1} = rp_{ij}^k + (1 - r)p_{gj}^k \pm b \left| \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p_{ij}^k - x_{ij}^k \right| \ln\left(\frac{1}{u}\right) \tag{6}$$

由公式(6)可以看出, QPSO 算法存在 3 个变量: r 和 u 是 $[0, 1]$ 之间的随机数,服从均匀分布; b 是收缩扩张因子。通过迭代,随着粒子位置的不断更新,可以得到个体极值 P_i 和全局极值 P_g 的更新方程

$$P_i^{k+1} = \begin{cases} P_i^k, & J(P_i^k) \leq J(x_i^{k+1}) \\ x_i^{k+1}, & J(P_i^k) > J(x_i^{k+1}) \end{cases} \tag{7}$$

$$P_g^{k+1} = \begin{cases} P_g^k, & J(P_g^k) \leq J(P_i^{k+1}) \\ P_i^{k+1}, & J(P_g^k) > J(P_i^{k+1}) \end{cases} \tag{8}$$

公式(7)和公式(8)的 $J(\cdot)$ 是航迹的代价函数。

2.2 航迹的编码方式

假设 QPSO 的种群矩阵为

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_n]^T$$

其中, n 代表粒子种群的个数。种群中每个粒子代表一个航迹。因为每条航迹的起始点和目标点都是已知的,则起始点和目标点不进行编码。设每条航迹包括 m 个航迹节点,每个航迹节点的位置信息是 c 维,则航迹的第 i 个节点的编码结构为

$$X_i = [x_{(i-1)c+1}, x_{(i-2)c+2}, \dots, x_{ic}]^T \tag{9}$$

即 c 维的 m 个航迹节点编码后的航迹维数是 $c \times m$ 。

2.3 航迹约束条件^[11]

(1) 最小航迹段约束

最小航迹段的定义为: 无人机在改变飞行姿态前必须保持直飞的最短距离。假设如公式(10):

$$l_i \geq l_{\min} \tag{10}$$

(2) 总航迹长度约束

总航迹长度取决于无人机所携带的燃料以及其到达目标所需的时间。设最大航迹为 $L_{\max}$, 则

$$\sum_i l_i \leq L_{\max} \tag{11}$$

(3) 最大拐弯角约束

在飞行中, 无人机剧烈转弯会增加与相邻无人机碰撞的危险。假设无人机最大转弯角为 $\theta_{\max}$, 则无人机转弯角 θ 的约束条件为

$$\cos(\theta) = \frac{a_i^T a_{i+1}}{|a_i| |a_{i+1}|} \geq \cos(\theta_{\max}) \tag{12}$$

其中, $a_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1})^T$ 。

(4) 最大爬升角/俯冲角约束

$$\frac{|z_i - z_{i-1}|}{a_i} \leq \tan(\phi_{\max}) \tag{13}$$

其中, $\phi_{\max}$ 是最大爬升角/俯冲角。

(5) 飞行高度约束

$$H_i \geq H_{\min} \tag{14}$$

其中, $H_{\min}$ 是无人机的最低飞行高度。

(6) UAV 之间无碰撞约束

在飞行过程中,航迹 $route_m$ 与航迹 $route_n$ 之间的最小距离为 d_b ,则约束条件为

$$d_b \geq d_s \tag{15}$$

其中, d_s 是 UAV 之间的最近距离约束。

2.4 航迹代价计算

当航迹满足公式(10)~(15)时,每条航迹的代价考虑以下三个因素:航程代价、高度代价及威胁代价,计算公式如下:

$$J = \sum_{i=1}^n (w_1 l_i^2 + w_2 h_i^2 + w_3 f_{TAi}) \tag{16}$$

式中, l_i 是航迹的第 i 段长度, h_i 是航迹的海拔高度, f_{TAi} 是第 i 段航迹的威胁代价。根据文献[1],航迹的威胁代价计算公式是

$$f_{TAi} = \frac{1}{3} \sum_{j=1}^{N_{\max}} \{ l_{ij} [f_{TAj}(l_i/6) + f_{TAj}(l_i/2) + f_{TAj}(5l_i/6)] \} \tag{17}$$

其中, l_{ij} 为航迹的第 i 段在危险区 j 中的长度, $N_{\max}$ 是危险区的个数。

3 改进 K 均值聚类

3.1 K-means 算法的基本原理

K-means 算法基于迭代思想,对于数据集 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$,找出 k 个聚类中心,作为 S 的 k 个互不相交的集合 $C_1, C_2, \dots, C_k$ 。根据欧几里得公式^[12]计算 S 中各数据点到每个集合中心的距离,然后将其分配到 d 最小的簇中:

$$d(S_i, Z_j) = \sqrt{\sum_{q=1}^d (s_{iq} - z_{jq})^2} \tag{18}$$

根据公式(19)计算集合 C_i 的中心,不断迭代至其中心不再发生变化。

$$Z_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{S_j \in C_i} S_j \tag{19}$$

其中, Z_i 是集合 C_i 的聚类中心, $|C_i|$ 是集合 i 中的数据个数。

3.2 排挤机制

K-Means 算法对于初始聚类极其敏感,选择好的初始聚类中心能够改善算法,避免其陷入局部最优。本文利用排挤机制产生初始聚类中心,记为“算法流程 1”。

步骤 1: QPSO 初始化,随机产生 n 个粒子,计算

所有粒子的航迹代价 $(J_1, J_2, \dots, J_n)$;

步骤 2: 对生成的航迹代价进行排序,对应航迹代价最小的粒子编号为 u_1 ,对应航迹次小的粒子作为 u_2 ,以此类推,对应航迹代价最差的粒子为 u_n ;

步骤 3: 分别计算相邻编号粒子之间的距离,即 u_{i+1} 与 u_i 之间的距离 $(i = 1, 2, \dots, n-1)$,产生矩阵 $[d_1, d_2, \dots, d_{n-1}]$,对产生的 $n-1$ 段距离值取平均值,设定为 d ;

步骤 4: 选择编号为 u_1 的粒子作为聚类中心 c_1 ,选择编号为 u_2 的粒子作为聚类中心 c_2 。若两个粒子之间的距离大于 d ,则确定两者为聚类中心;否则,舍弃编号为 u_2 的粒子,继续比较编号为 u_3 的粒子,以此类推,直至选出 k 个聚类中心。

3.3 基于排挤机制的 K-means 算法

基于排挤机制的 K-means 算法能够有效地保证子种群之间的多样性,使初始聚类中心 $c_1, c_2, \dots, c_k$ 均匀分布在空间,记为“算法流程 2”。

步骤 1: 利用算法流程 1 产生 k 个聚类中心 $c_1, c_2, \dots, c_k$;

步骤 2: 分别计算所有粒子到聚类中心的距离,选择最近的粒子进行聚类,生成 k 个聚类;

步骤 3: 分别计算每个聚类的粒子个数 $n_1, n_2, \dots, n_k$,利用公式(20)计算每个聚类的平均值,将其作为新的聚类中心;

$$c_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in c_i} x \quad (i = 1, 2, \dots, k) \tag{20}$$

步骤 4: 若聚类中心发生改变,则转向步骤 2;若聚类中心没有发生改变,则终止算法。

4 仿真实验

4.1 仿真步骤

步骤 1: 仿真环境初始化,包括地形数据、威胁区域参数等;

步骤 2: 算法参数初始化,包括粒子种群数目、粒子维数、收缩扩张系数等;

步骤 3: 依据算法流程 1 选择初始聚类中心;

步骤 4: 依据算法流程 2 进行粒子聚类;

步骤 5: 分别计算每个子种群中各粒子的航迹代价;

步骤 6: 根据公式(6)~(8)分别不断更新每个子种群的粒子位置,个体极值和全局极值;

步骤 7: 对每个子种群重复步骤 5~6,至最大迭代次数,输出全局极值作为子种群的最优航迹;

步骤 8: 输出 k 个可行航迹。

4.2 仿真条件及参数

本文的仿真范围是510 km×510 km。无人机的起始点为 (0 km, 0 km) , 目标点是 (450 km, 450 km) , 随机生成地貌和雷达威胁区域。假设无人机的最大转弯角为 60° , 最大爬升角/俯冲角是 20° ; 最小航迹段为2 km , 最大航程约束1 000 km ; 最低飞行高度80 m。QPSO 算法中, 随机数 r 和 u 在 $[0,1]$ 之间, 服从均匀分布; 收缩扩张系数 b 从 1.0 到 0.5 线性递减。通过反复实验, 粒子种群大小为 45, 航迹节点的个数是 4, 即粒子维数是 12, 最大迭代次数是 100, 航迹个数 k 为 3, 威胁代价权重设为 $w_1=w_2=w_3=\frac{1}{3}$ 。

4.3 仿真结果及分析

仿真实验 1 改进 K-means 算法, 利用排挤机制产生初始聚类中心, 结合 QPSO 算法进行仿真实验, 实验结果如图 1 所示。仿真实验 2 未改进 K-means 算法, 随机产生初始聚类中心, 结合 QPSO 算法进行仿真实验, 实验结果如图 2 所示。图中标有星形符号的圆形区域是威胁区域。图 1 中 3 条航迹较为分散, 其中航迹 3 具有最小的航迹代价; 图 2 中航迹 2 具有最小的航迹代价。

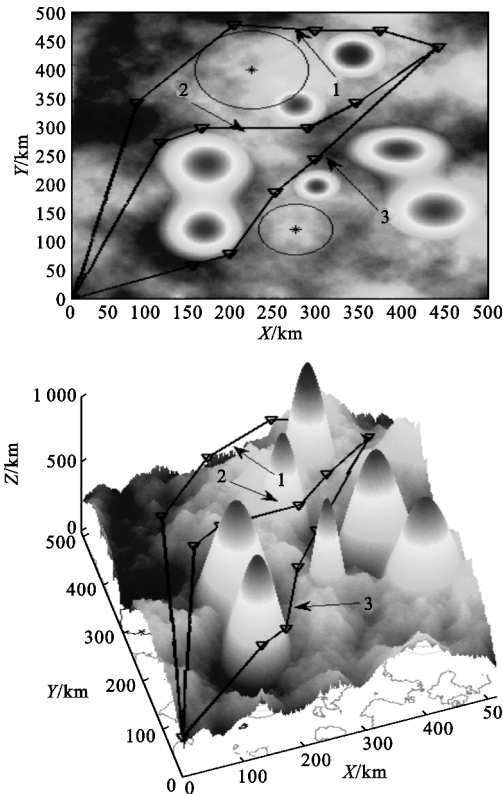


图 1 改进算法生成航迹的二维与三维显示
Fig. 1 The 3-D and 2-D displays of paths generated by improved algorithm

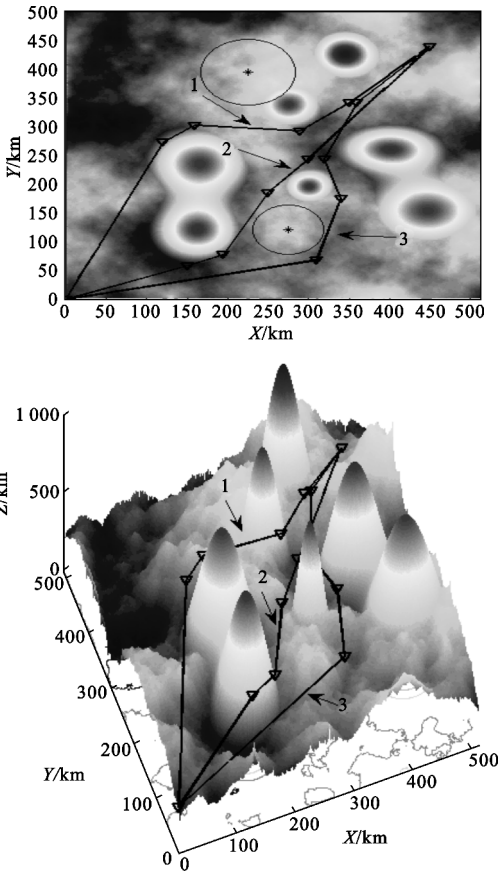


图 2 未改进算法生成航迹的二维与三维显示
Fig. 1 The 3-D and 2-D displays of paths generated by unimproved algorithm

随机产生初始聚类中心容易使得 K-means 聚类陷入局部最优, 采用排挤机制产生聚类中心, 可以使得聚类产生的子种群具有相对独立性, 保证了子种群的多样性。当 $k=3$ 时, 将子种群利用 QPSO 算法结合航迹代价函数进行优化, 可以得到 3 条可行航迹。图 2 中 3 条航迹较为集中, 且 3 条航迹在 270 km 后的距离很近, 当需要无人机多角度攻击目标, 或者突发危险时, 生成航迹很难完成任务。由图 1 可以看出, 改进后的算法生成的 3 条航迹较为分散, 聚类效果明显, 更有利于实现武器之间的协同, 保证无人机在时间上依次完成任务, 空间上不会发生碰撞。

5 结 论

本文在 K-means 聚类 and 量子粒子群算法结合的基础上, 提出了利用排挤产生初始聚类中心的方法来解决 K-means 易陷入局部最优的问题, 聚类效果明显, 并成功运用于无人机的三维航迹规划, 以实现武器协同的目的。然而, 当面临突发危险时, 如何

有效切换航迹,或者重新根据威胁区域生成可行航迹,完成武器之间的相互协同将是以后研究的主要方向。

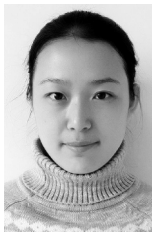
参考文献:

- [1] Beard R W, McLain T W, Goodrich M A, et al. Coordinated targeted assignment and intercept for unmanned air vehicles [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2008, 15(2): 58-66.
- [2] McLain T W, Beard R W. Coordination variables, coordination functions, and cooperative-timing missions [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 2005, 28(1): 150-161.
- [3] Melchior P, Orsoni B, Lavielle O, et al. Consideration of obstacle danger level in path planning using A* and fast-marching optimization: comparative study [J]. Signal Processing, 2003, 83(11): 2387-2396.
- [4] 王伯成, 施锦丹, 王凯. 粒子群优化算法的研究现状与发展概述[J]. 电讯技术, 2008, 48(5): 7-11.
WANG Bo-cheng, SHI Jin-dan, WANG Kai. Research Status and Review of the Development of Particle Swarm Optimization [J]. Telecommunication Engineering, 2008, 48(5): 7-11. (in Chinese)
- [5] Lim D, Ong Y S, Jin Yao-chu, et al. Efficient hierarchical parallel genetic algorithms using grid computing [J]. Future Generation Computer Systems, 2007, 23(4): 658-670.
- [6] 张蕾, 杨波. 并行粒子群优化算法的设计与实现[J]. 通信学报, 2005, 26(1): 289-292.
ZHANG Lei, YANG Bo. Research and implementation of parallel particle swarm optimization algorithm [J]. Journal on Communication, 2005, 26(1): 289-292. (in Chinese)
- [7] 于会, 于忠, 李伟华. 基于小生境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 Hui, YU Zhong, LI Wei-hua. Multiple routes planning for air vehicles based on niche particle swarm optimization [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2010, 28(3): 415-420. (in Chinese)
- [8] Sun J, Xu W, Feng B. A global search strategy of quantum-behaved Particle swarm optimization [C]//Proceedings of 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent

Systems. Singapore: IEEE, 2004: 111-116.

- [9] Sun Jun, Xu wen-bo, Ye Bin. Quantum-behaved particle swarm optimization clustering algorithm [M]//Proceedings of 2006 Advanced Data Mining and Applications. Berlin: Springer, 2006: 340-347.
- [10] 孙俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2009: 19-29.
SUN Jun. Particle Swarm Optimization With Particles Having Quantum [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2009: 19-29 (in Chinese)
- [11] 丁明跃, 郑昌文, 周成平, 等. 无人飞行器航迹规划 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 199-201.
DING Ming-yue, ZHENG Chang-wen, ZHOU Cheng-ping, et al. Route Planning for Unmanned Aerial Vehicles [J]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 199-201. (in Chinese)
- [12] Gelbard R, Goldman O, Spiegler I. Investigation diversity of clustering methods: an empirical [J]. Data and Knowledge Engineering, 2007, 63(1): 155-166.

作者简介:



董 阳(1991—),女,河南人,2012 年于空军工程大学获学士学位,现为空军工程大学硕士研究生,主要研究方向为战术数据链与武器协同数据链;

DONG Yang was born in Henan Province, in 1991. She received the B. S. degree from Air Force Engineering University in 2012. She is now a graduate student. Her research concerns tactical data link and weapon cooperative data link.

Email: dongyang_0613@126.com

王 瑾(1963—),男,陕西人,副教授、硕士生导师,主要研究方向为指挥控制系统;

WANG Jin was born in Shaanxi Province, in 1963. He is now an associate professor and also the instructor of graduate students. His research concerns command and control system.

柏 鹏(1961—),男,四川人,教授、博士生导师,主要研究方向为数据链。

BAI Peng was born in Sichuan Province, in 1961. He is now a professor and also the Ph. D. supervisor. His research concerns data link.