

引用格式:刘文兵,王艺栋.多无人机协同搜索多目标的路径规划问题研究[J].电光与控制,2019,26(3):35-38,73. LIU W B, WANG Y D. Path planning of multi-UAV cooperative search for multiple targets[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(3):35-38, 73.

多无人机协同搜索多目标的路径规划问题研究

刘文兵^{1,2}, 王艺栋³

(1. 中国航空工业集团公司洛阳光电设备研究所,河南 洛阳 471000;

2. 光电控制技术重点实验室,河南 洛阳 471000; 3. 南京理工大学光电学院,南京 210000)

摘要:多无人机协同搜索多目标的多旅行商航路规划问题(MTSP)是无人机协同作战的关键技术之一。在协同搜索背景下,多架无人机从同一个基地出发搜索附近的可疑目标,以最快速完成任务为目的,建立 MTSP 模型,提出一种聚类算法和遗传算法进行分步组合的优化算法。第一步,利用 K-means 聚类算法将 MTSP 问题分解成多个独立的 TSP 问题;第二步,改进遗传算法,引入 2-opt 算法作为优化算子,重新设计选择算子和交叉算子,分别求解多个 TSP 问题。通过具体算例验证了该算法的合理性,并同常用的分组遗传算法比较,分步组合优化算法具有更高的计算效率,求解结果更为可靠,尤其在求解大型 MTSP 问题时,优势更为明显。

关键词:航路规划;多旅行商问题;聚类算法;遗传算法;2-opt 算法

中图分类号:V249.31 文献标志码:A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.03.008

Path Planning of Multi-UAV Cooperative Search for Multiple Targets

LIU Wen-bing^{1,2}, WANG Yi-dong³

(1. Luoyang Institute of Electro-Optical Equipment, AVIC, Luoyang 471000, China;

2. Science and Technology on Electro-Optical Control Laboratory, Luoyang 471000, China;

3. Electro-Optical College, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210000, China)

Abstract: The path planning of large-scale Multiple Traveling Salesman Problem (MTSP) is one of the key technologies in multi-UAV cooperative combat. In cooperative search, multiple UAVs set out from the same depot to scout the suspicious targets nearby. To finish the search task as soon as possible, we build a MTSP model and put forward an optimized algorithm, which combines the clustering algorithm with the genetic algorithm. First, the large-scale MTSP is divided into multiple separate TSPs by using the K-means clustering algorithm. Second, we optimize the genetic algorithm, take in the 2-opt algorithm as the optimization operator, redesign the selection operator and the crossover operator, and solve the multiple TSPs separately. Simulations have verified the rationality of the new algorithm. The comparison between the new algorithm and traditional grouping genetic algorithm shows that the new algorithm has higher computational efficiency and can get more reliable results, especially for solving the large-scale MTSP.

Key words: path planning; MTSP; clustering algorithm; genetic algorithm; 2-opt algorithm

0 引言

多无人机协同作战是现代战争的一种重要作战方式,其中,多无人机协同搜索的航路规划问题是一个研究的热点。尤其是面对大量搜索目标时,如何快速有

效地规划协同搜索路线是一个难题^[1-3]。针对多无人机协同任务规划中的航路规划问题,国内外的众多学者已经做了广泛的研究。文献[4-6]提出 MTSP-GA 算法模型,可以求解集群多目标群攻击最优攻击路径规划问题,但是将问题简化成非闭环的多旅行商航路规划(Multiple Traveling Salesman Problem, MTSP)问题,这与实际情况不太符合;文献[7-8]以最小旅行时间为目标,通过添加虚拟城市的方式,将 MTSP 问题转化成 TSP 问题,但是这种方法只适用于很小规模的 MTSP 问题。根据实际的作战场景,建立一个较大规模的

收稿日期:2018-09-11

修回日期:2018-10-08

基金项目:航空科学基金(2016ZC13005);总装重点实验室基金和光电控制技术重点实验室资助

作者简介:刘文兵(1993—),男,湖北黄石人,硕士生,研究方向为航空火力控制。

MTSP 模型,目标点的数量由一般情况下的数十个增加到了数百个。面对数百个目标点的大型 MTSP 问题,常规的分步遗传算法求解效果不够理想,为了提高计算效率并改善规划结果,本文提出一种基于聚类算法和遗传算法的分步组合优化算法,以求解协同搜索中的路径规划问题。

1 多无人机协同搜索的 MTSP 问题建模

以多无人机协同搜索侦察为背景,假设战场环境已知,我方无人机基地为 O ,派遣 m 架无人机从基地出发,协同搜索侦察 n 个静止不动的地面目标,并在完成搜索侦察任务之后返回基地。记 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_m\}$ 为执行协同搜索任务的无人机集合, $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 为任务中待搜索侦察的目标地点集合。无人机基地 O 和目标地点 T_1, T_2, \dots, T_n 的地理坐标均已知,每个目标地点都被搜索且只被搜索一次,以最快速完成搜索任务作为优化目标。

将协同搜索航路规划问题简化成 MTSP 模型,假设无人机 U_i 一共搜索 K_i 个目标地点,搜索路径记为 $R_i = \{O, T_{i1}, T_{i2}, \dots, T_{iK_i}, O\}$,无人机 U_i 的搜索路径长度为

$$L_i = \|OT_{i1}\| + \sum_{j=1}^{K_i} \|T_{ij}T_{i,j+1}\| + \|T_{iK_i}O\| \quad (1)$$

协同搜索任务的完成时间为最后一架无人机返回基地的时间,假设无人机以恒定速度飞行,最快完成搜索任务的目标可以转化为最小化路径长度最长的无人机搜索航路,即

$$\begin{cases} \min L_{\max} = \max_i(L_i) \\ t_{\max} \propto L_{\max} \end{cases} \quad (2)$$

2 分步组合优化算法求解 MTSP

为了求解多无人机协同搜索的 MTSP 问题,尤其是针对目标地点数量增加到数百个的情况,设计了一种分步组合优化算法,算法结构如图 1 所示。第一步,利用 K-means 聚类算法,将 MTSP 问题分解为 m 个相互独立的 TSP 问题;第二步,采用改进型遗传算法对上述的 m 个 TSP 问题分别进行求解,求得每个 TSP 问题中的最小路径解。



图 1 分步组合算法示意图

Fig. 1 The combination of clustering algorithm with GA

2.1 K-means 聚类算法

K-means 算法是聚类分析中最常用的算法之一^[9],该算法具有简单、快速,并且能够有效处理大数据集的

特点。K-means 聚类算法首先从 n 个数据对象中任意选取 m 个对象作为初始聚类中心;而对于所剩下的其他对象,则根据它们与这些聚类中心的相似度(距离),分别将它们分配给与其最相似的类簇;然后计算该类簇中所有对象的均值,作为新的聚类中心;不断重复这一过程直到标准准则函数开始收敛为止。

利用 K-means 聚类算法将 MTSP 问题分解为 m 个独立的 TSP 问题,具体的步骤描述如下:

1) 任意选择 m 个目标点作为初始中心点,例如 $C_1 = T_1, C_2 = T_2, \dots, C_m = T_m$;

2) 依次分别计算每个目标点与 m 个中心点之间的距离,根据距离最小的原则,将每个目标点划分到最近的中心点所在的类簇,即

$$\min d = \|T_{C_i}\| \quad i=1,2,\dots,m; \quad (3)$$

3) 更新每个类簇的中心点位置,即计算类簇中所有对象的均值

$$\text{center}(x_i, y_i) = \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_i} x_j}{N_i}, \frac{\sum_{j=1}^{N_i} y_j}{N_i} \right); \quad (4)$$

4) 重复步骤 2) 和步骤 3),直到 m 个类簇中心点的位置不再发生变化。

2.2 改进型遗传算法

遗传算法是一种基于适者生存思想的算法^[10]。一般的遗传算法只能求解较小规模的 TSP 问题,经过多次的仿真试验发现,当目标点数量达到 30 以上时,算法表现非常糟糕,计算效率低,收敛速度慢,而且求解结果有时无法收敛。K-means 聚类算法分类之后得到的 m 个 TSP 问题,规模都较大,目标点数量甚至达到了 70,为了求解这类较大规模的 TSP 问题,引入 2-opt 局部搜索算法作为优化算子,对劣势遗传个体进行提前优化,以提高算法的收敛效率,并重新设计选择算子和交叉算子。具体的算法流程如图 2 所示。

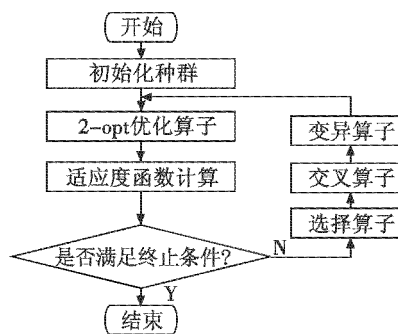


图 2 改进型遗传算法流程图

Fig. 2 The flow chart of improved GA

2.2.1 2-opt 优化算子

当 TSP 问题的规模增大时,遗传算法的搜索解空间呈指数级增长,根据文献[11]中的描述,为了降低计算

量,可以引入2-opt算法作为优化算子。在进行遗传进化操作之前,对种群中的每个遗传个体单独进行局部搜索优化,剔除一些明显的排序错误,避免对一些错误个体进行重复的无效计算,这个步骤对于提高遗传算法计算效率效果非常显著。图3为2-opt优化算子的效果示意图。

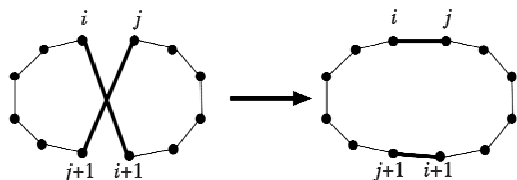


图3 2-opt优化算子效果示意图

Fig.3 The schematic drawing of 2-opt optimization operator

2.2.2 选择算子

为了避免算法出现早熟现象,同时确保优势个体可以直接进入下一代种群,设计了一种新的选择算子,新种群由3种选择方式按照一定比例组合产生。第1种方式,轮盘赌选择,个体的入选概率与其适应度值成正比,所占比例85%左右;第2种方式,Doping算子,随机产生部分新个体直接掺杂到下一代种群中,所占比例10%左右;第3种方式,上一代种群中适应度高的部分个体直接进入下一代,所占比例5%左右。

2.2.3 交叉算子

常用的交叉算子一般选择两点交叉的方式,但是,这种方式需要进行冲突检测。冲突检测不仅会增加计算量、加重计算负担,而且可能打乱未交叉部分原本正确的基因片段。因此,设计一种新的交叉算子,避免冲突检测带来的影响。抽取一对染色体作为父代,随机选择交叉片段的起始位置和终止位置,子代1交叉片段的基因与父代1相同。在父代2中,剔除交叉片段基因,再将剩余基因按顺序放入到了代1中。子代2的产生过程,与子代1完全相同。具体的交叉算子过程如图4所示。

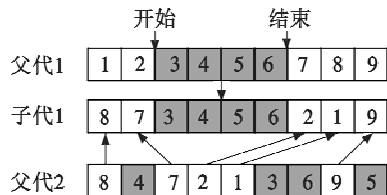


图4 交叉算子示意图

Fig.4 The schematic drawing of crossover operator

2.2.4 变异算子

抽取一个染色体,随机选择变异片段的起始位置和终止位置,对变异片段的元素进行重新排列,变异片段之外的元素保持不变。

3 仿真分析

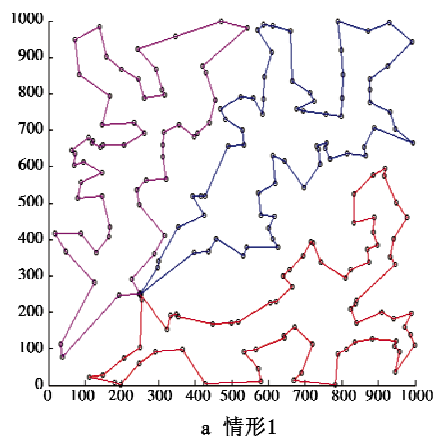
3.1 分步组合算法仿真算例

结合上文的模型和算法,在Matlab环境下进行3组编程仿真。假设在1000×1000的正方形区域内随机分布着200个目标点,目标点的坐标均事先已知,进行离线求解。第1种情形,无人机基地坐标为(250,250),共有3架无人机从基地出发;第2种情形,无人机基地坐标为(500,500),共有4架无人机从基地出发;第3种情形,无人机基地坐标为(750,750),共有5架无人机从基地出发。在3种情形中,各架无人机均从基地出发,按照各自航路依次经过所有目标点,最后返回基地。本章中坐标为相对值,无单位。

仿真具体参数设置如下:1) K-means聚类算法部分,为了提高聚类算法的收敛速度,将搜索区域按照各自情形下的无人机个数,划分为面积大致相等的小型区域,初始的聚类中心点可以选择这些小型区域的重心位置;2)改进遗传算法部分,种群大小设置为60,最大迭代次数设置为500,交叉概率为0.65,变异概率为0.25。

航路规划方案如图5所示,在上面的3组仿真中,无人机均顺利完成协同搜索任务并返回基地,没有出现搜索目标冲突或者目标地点遗漏的情况,各架无人机的航路规划结果均为最优解,具体的航路规划结果如表1所示。3组仿真中,在同一种仿真情形下,各架无人机的航路的路径长度也大致接近,搜索任务分配合理,没有出现某架无人机任务过多或者过少的错误。

目标点数量保持200,分布区域保持不变,分布位置均匀随机,更改基地位置和无人机数量,进行多次仿真试验。仿真结果表明,无人机之间搜索任务分配合理,路径长度大致接近,而且各架无人机的航路规划正确,没有出现路径错误或者目标冲突。在多次仿真中,最长的一次仿真时长为93s。通过仿真试验可以看出,分步组合算法拥有较好的全局收敛性,路径规划速度较快,同时规划结果理想可靠。



a 情形1

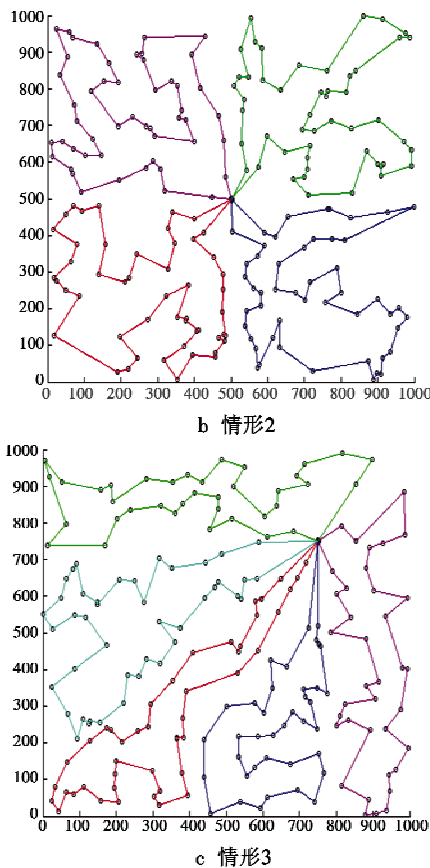


图 5 航路规划方案

Fig. 5 The scheme of path planning

表 1 航路规划结果

Table 1 The result of path planning

	无人机	初始中心	H标 个数	聚类中心	路径长度
情形 1	1	(650,200)	71	(681.92,213.56)	3.9257×10^3
	2	(650,650)	68	(660.20,677.67)	3.9072×10^3
	3	(200,650)	51	(217.90,639.81)	3.8620×10^3
情形 2	1	(250,250)	51	(285.60,246.33)	3.0011×10^3
	2	(750,250)	49	(728.28,246.17)	3.0168×10^3
	3	(250,750)	52	(227.05,735.30)	2.9900×10^3
	4	(750,750)	48	(739.72,740.50)	3.0087×10^3
情形 3	1	(300,300)	43	(342.65,291.47)	2.7155×10^3
	2	(600,250)	38	(645.39,247.95)	2.6355×10^3
	3	(850,400)	37	(895.10,402.06)	2.6708×10^3
	4	(400,850)	38	(421.34,873.91)	2.7310×10^3
	5	(250,600)	44	(250.43,522.21)	2.7224×10^3

3.2 分步组合算法与分组遗传算法比较分析

选择仿真 2 算例作为参考,在同样的仿真条件下,分别采用本文的分步组合算法和分组遗传算法进行求解,分组遗传算法的种群规模和迭代次数也设为 60 和 500,其他参数调整至最优。分别独立运行 10 次,求取最长路径长度的平均值得到如图 6 所示的收敛曲线。

从图 6 中可以看出,分组遗传算法迭代约 310 次收敛到一个次优解附近,收敛速度慢,而且容易陷入局部

最优解。本文的分步组合算法,迭代约 80 次收敛到了最优解,收敛速度有明显的提升,而且全局收敛性更好。

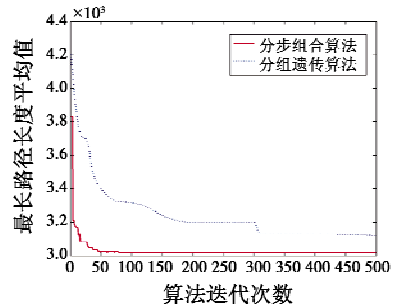


图 6 分步组合算法和分组遗传算法性能对比图

Fig. 6 The performance comparison between the new algorithm and GGA

4 结论

本文针对多无人机协同搜索问题,以最快完成任务为目标,建立 MTSP 模型,通过结合 K-means 聚类算法和改进型遗传算法来求解多旅行商问题。第一步通过 K-means 聚类算法将 MTSP 问题转化成多个独立的 TSP 问题,第二步利用改进型遗传算法,引入 2-opt 局部搜索优化算子,重新设计选择算子和交叉算子,求解单个 TSP 问题的最短路径。在 Matlab 环境下进行仿真验证,本文的分步组合算法与一般的分组遗传算法相比,在计算效率上有十分明显的提升,同时拥有更好的全局收敛性,尤其是对于目标点数量多达数百个的大型 MTSP 问题。后续可以对 MTSP 的单基地模型进行推广,逐步推广到多基地模型。同时,在聚类算法上也需要进行相关的改进,K-means 聚类算法过于简单,划分效果还不够理想,难以适应不同的应用场景。

参考文献

- [1] LIANG X L, SUN Q, YIN Z H, et al. A study of aviation swarm convoy and transportation mission[C]//The 4th International Conference on Swarm Intelligence, ICSI, Harbin, 2013:368-375.
- [2] 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,2015:89-103.
- [3] 刘慧霞,马丽娜,李大健,等. 无人机多机协同侦察系统关键技术[J]. 火力与指挥控制,2017,42(12):1-4.
- [4] 王勇臻,陈燕,丁莹莹. 求解多旅行商问题的改进分组遗传算法[J]. 电子与信息学报,2017,39(1):198-205.
- [5] 徐国训,梁晓龙,张佳强,等. 航空集群多目标群攻击路径规划仿真研究[J]. 计算机仿真,2017,34(6):53-56.
- [6] ERNEST N, COHEN K, SCHUMACHER C. Collaborative

幅差和相差数据,见表1。

表1 加载实验数据表

Table 1 Experimental data of loading

参考信号/(N·m·Hz ⁻¹)	控制策略	幅差/%	相差/(°)
5	SMC	6.74	-4.517
	RBF-SMC	1.83	-1.836
10	SMC	8.32	-7.367
	RBF-SMC	2.69	-2.975

通过比较可知,在 $5\sin 2\pi t$ 正弦加载信号的情况下,分别采用RBF-SMC控制策略的正弦曲线幅差和相差1.83%及-1.836°,能较好地跟踪目标曲线,参考信号增大时,其幅差和相差变化较小;而采用SMC策略的系统幅差和相位偏差较大,不满足加载系统的要求。因此,本文提出的控制策略保证了系统的加载控制精度,有效地抑制干扰力矩,符合模拟加载系统的加载要求。

4 结束语

针对炮控系统随动模拟加载系统自身的摩擦、间隙、位置扰动等复杂非线性和参数时变等不确定性问题,设计了一种RBF神经网络自适应等效滑模控制策略。由仿真结果可知,该方法较好地抑制了干扰力矩,具有较强的鲁棒性,能够快速稳定跟踪给定信号,保证了系统的加载控制精度,符合加载系统的指标要求。

参考文献

[1] 张彦斌. 火炮控制系统及原理[M]. 北京:北京理工大学出版社,2009.

[2] 王力,钱林方,高强,等. 基于灰预测模糊PID的随动系统负载模拟器力矩控制研究[J]. 兵工学报,2012,33(11):1379-1386.

[3] YAO J Y, JIAO Z X, MA D W. Adaptive robust control of DC motors with extended state observer[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(7):3630-3637.

[4] 李罡,贺向宗,李宝仁,等. 变刚度电液力负载模拟器自适应反步控制[J]. 液压与气动,2015(9):130-133.

[5] 王修岩,杨森,李宗帅. 电动负载模拟器的滑模自适应控制器设计[J]. 微特电机,2015,43(7):96-100,107.

[6] 韩业壮,华容. 四旋翼飞行器的RBF网络自适应滑模控制[J]. 光电与控制,2017,24(11):22-27.

[7] NIU J J, FU Y L, QI X Y. Design and application of discrete sliding mode control with RBF network-based switching law[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2009, 22(3):279-284.

[8] 田建辉,钱林方,徐亚栋,等. 无人炮塔火力线跟踪神经滑模控制[J]. 兵工学报,2011,32(6):641-645.

[9] 王建敏,董小萌,吴云洁. 高超声速飞行器RBF神经网络滑模变结构控制[J]. 电机与控制学报,2016,20(5):103-110.

[10] 李政,胡广大,崔家瑞,等. 永磁同步电机调速系统的积分型滑模变结构控制[J]. 中国电机工程学报,2014,34(3):431-437.

[11] 郭舜. 电动负载模拟器的控制系统研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012.

[12] 刘治钢,王军政,赵江波. 永磁同步电机神经网络自适应滑模控制器设计[J]. 电机与控制学报,2009,13(2):290-295.

(上接第38页)

tasking of UAV's using a genetic fuzzy approach[C]//The 51st AIAA Aerospace Sciences Meeting including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition, Grapevine, 2013;AIAA 2013-1032.

[7] 谢军,耿家利,张萍,等. 多无人机协同探测时间最小化问题的研究[J]. 杭州电子科技大学学报:自然科学版,2017,36(6):95-99.

[8] 旷东林. 混合遗传算法在MTSP中的应用[D]. 长沙:中南大学,2009.

[9] 贾瑞玉,李玉功. 类簇数目和初始中心点自确定的K-means算法[J]. 计算机工程与应用,2018,54(7):152-158.

[10] 金仙力,李金刚. 基于遗传算法的多目标路径优化算法的研究[J]. 计算机技术与发展,2018,28(2):54-58.

[11] 祝崇隽,刘民,吴澄,等. 针对模糊需求的VRP的两种2-opt算法[J]. 电子学报,2001,29(8):1035-1037.

(上接第53页)

109-111,115.

[3] 范昊鹏,王庆宾,吴晓平. 空间扰动引力场特征分析[C]//中国地球物理学会. 地球物理应用前沿,2015:60-65.

[4] 李广华,张洪波,汤国建. 高超声速滑翔飞行器典型弹道特性分析[J]. 宇航学报,2015,36(4):397-403.

[5] XU M L, CHEN K J, LIU L H, et al. Quasi-equilibrium glide adaptive guidance for hypersonic vehicles[J]. Science China Technological Sciences, 2012, 55(3):856-866.

[6] 刘欣. 助推-滑翔式飞行器弹道设计与制导技术研究

[D]. 长沙:国防科学技术大学,2012.

[7] 张毅,肖龙旭,王顺宏. 弹道导弹弹道学[M]. 长沙:国防科技大学出版社,2005:148-157.

[8] 董茜,张华伟,王文灿,等. 扰动引力对被动段弹道的影响[J]. 弹箭与制导学报,2007,27(2):200-202.

[9] 袁宇,王明海. 扰动引力计算及其对弹精度影响研究[J]. 弹箭与制导学报,2006,26(s1):360-362,366.

[10] PHILLIPS T H. A common aero vehicle (CAV): model, description, and employment guide[R/OL]. [2018-04-10]. <http://www.dtic.mil/matrics/sbir/sbir041/srch/af031a.doc>.