

基于混合多种群自适应蚁群算法的 无人机航路规划

李 增, 顾文灿, 张宏亮, 魏 斌, 黄 雷

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

摘要: 针对基本蚁群算法在航路规划中易于过早陷入局部最优解, 对蚁群算法进行了改进; 提出了具有多种群的蚁群算法, 并将引导因子引入到状态转移策略中, 减少蚂蚁局部搜索的盲目性, 确保蚂蚁最终完成航路搜索; 当算法陷入局部收敛时, 通过交换各种群的信息素, 并对每个种群的挥发系数进行自适应调整, 从而扩大了搜索空间, 提高了搜索全局性; 最后在代价函数简化后的栅格图中对改进算法进行了仿真; 仿真结果表明, 该方法可以有效防止算法陷入局部最优, 是一种有效的航路规划方法。

关键词: 航路规划; 蚁群算法; 局部收敛; 自适应; 栅格图

Route Planning of UAV Based on Hybrid of Multi-Population and Adaptive Ant Colony Algorithm

Li Zeng, Gu Wencan, Zhang Hongliang, Wei Bin, Huang Lei

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: The prominent shortcoming of the basic ant colony algorithm in route planning is easily trapped into local optimal solution. In the paper, the original ant colony algorithm is improved. A hybrid population ant colony algorithm is proposed to solve the problem. And a guidance factor was included into the state transition strategy, and it can reduce the blindness of local search and ensure ants to reach the destination. When the algorithm trapped into local convergence solution, through exchange each population's pheromone and the adaptive adjustments of the volatile coefficient can expand the search space and improve the overall searching workspace. Finally the improved algorithm is simulated in the grid map after the simplification of cost function. Simulation results show that the algorithm improves the convergence greatly, and can effectively prevent algorithm is easily trapped into local optimal solution, and is effective for the route planning problem.

Keywords: route planning; ant colony algorithm; local convergence; adaptive; grid map

0 引言

目前, 无人机航路规划的主要目的是在完成既定任务前提下规划出一条既经济又安全的航路使得航路代价最小。规划算法作为航路规划的核心, 算法的优劣在很大程度上决定了航路规划的实用与否。

蚁群算法是近年来在各领域应用较为广泛的一种仿生算法。由于采用正反馈机制, 因而具有良好的并行性、协作性和鲁棒性, 同时具备较强的寻优性和动态性; 但受信息素分布的影响, 蚁群算法易于陷入局部最优, 出现搜索停滞现象^[1]。本文针对蚁群算法在无人机航路规划中的应用, 提出了一种改进的蚁群算法。在搜索过程中, 通过引入多种群并行搜索, 使各种群获得不同的信息素浓度。当算法陷入局部收敛时, 彼此交换信息素的同时挥发系数也进行自适应调整, 并将引导因子引入到状态转移策略中, 降低蚂蚁搜索的盲目性。结合文献 [3] 提出的零威胁——单因子方法, 对用于仿真的栅格图进一步简化, 使其航路代价仅以航程量来计算, 大大简化了蚁群算法的运算量。

1 无人机航路模型

1.1 无人机航迹环境描述

在实际环境中, 无人机航路规划主要考虑飞行空间的地形地貌限制, 敌方雷达探测威胁, 防空火炮毁伤概率等因素。现实中的无人机一般由母机投放、火箭助推、坐“椅”升空等方式, 当到达一定高度后如无特殊情况, 会进入定高自主飞行, 一般仅考虑其横侧向运动。因此, 本文假设无人机在巡航阶段保持高度和速度不变, 各雷达之间相互独立且无信息交换, 无人机无需考虑改变飞行高度来进行威胁规避机动。因此航路规划可以建立在二维平面基础上, 鉴于上述分析, 用下式定义飞行任务的代价函数, 并以此作为航路规划的性能指标。

$$\min W = \int_0^L [k\omega_f + (1-k)\omega_t] \quad (1)$$

式中, W 为代价函数, L 为航路的长度。 ω_f 为航路的油耗代价, ω_t 为航路的威胁代价。 k_i 是权值系数, 可以根据航路规划时的任务需求来适当的调整, 但要满足 $\sum k_{i(i=1,2)} = 1$ 。

1.2 规划空间简化

栅格法在无人机的飞行环境仿真中应用较为广泛, 在任务规划前, 提前将飞行区域等比例的划分为若干个大小相同的栅格, 并根据威胁源作用范围, 将其等比例的视为半径大小一定的圆置于栅格图中。网格划分的越多, 仿真结果越精确。等效后的栅格化模型如图 1 (a) 所示。针对目前二维模型下无人机代价函数是通过油耗代价 ω_f 和威胁代价 ω_t 加权的方法确定

收稿日期: 2015-01-26; 修回日期: 2015-03-24。

作者简介: 李 增 (1990-), 男, 山东菏泽人, 工学硕士, 主要从事空天信息与导航等方向的研究。

的, 代价函数存在两个优化量, 使得优化问题复杂。文献 [3] 提出了一种“零威胁——单因子”方法, 通过设定最大飞行航程以及采用数学几何方法剔除不满足飞行安全的节点及其所扩展出的航迹^[3], 使优化函数只需要考虑油耗代价, 大大简化了优化难度。当无人机定速飞行时, 飞行油耗代价与飞行距离成正比, 在评价任务段的性能指标时, 仅以航程量为参考, 代价函数最终可以简化为

$$W = k \times L \quad (2)$$

式中, k 为常数。此时无人机的航迹规划问题就是在规划区域内寻找一条连接起点到终点路程最短的航路。这与求解旅行商问题的本质是一样的, 因此无人机航迹规划问题可以转化为 TSP (Travelling Salesman Problem) 旅行商问题。

本文进一步对栅格图进行简化, 将圆形区域所覆盖的栅格就假定为障碍栅格 (覆盖区域不满一格的按一格计算), 障碍栅格用黑色区域来表示。假设无人机每次飞行只能由当前栅格搜索到下一相邻的栅格, 即将和当前栅格相邻的 8 个栅格点作为待选栅格^[6]。所以本文优化航路问题的本质就是在栅格图中躲避障碍栅格来寻求路径最优化问题。故图 1 (a) 可以等效为图 1 (b)。

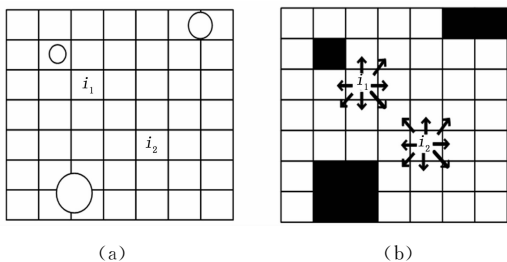


图 1 栅格图

其中栅格 i_1 的待选栅为 7 个 (剔除了左上方不满足条件的栅格), 栅格 i_2 的待选栅为 8 个。

2 基于改进蚁群算法的无人机航路规划

2.1 基本蚁群算法

蚁群算法作为一种新型的仿生算法近几年在无人机航路规划领域更是得到了广泛研究^[4]。蚁群算法通过个体间的信息交流和相互协作来实现路径搜索, 单个蚂蚁通过释放信息素来影响其他蚂蚁的路径, 随着路径上信息素浓度的积累, 从而引导整个蚁群最终搜索到一条最优路径。

2.1.1 状态转移规则

在基本蚁群算法中, 如果蚂蚁 k 位于栅格图中的栅格 i ($i = 1, 2, \dots, n \cdot n$), 则转移概率为:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{k \in M_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in M_k \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

式中, p_{ij}^k 、 τ_{ij} 分别表示 t 时刻蚂蚁 k 由栅格 i 转移到栅格 j 的概率、栅格 i 与相邻栅格 j 连接路径上的信息素强度, η_{ij} 为启发函数, 表示栅格 i 对栅格 j 的能见度。在航路规划中, η_{ij} 的值设定为 $\frac{1}{W_{ij}}$, W_{ij} 表示栅格 i 到栅格 j 的综合代价, M_k 表示允许转移栅格的集合, 即栅格 i 所有相邻可行栅格的集合。 α 为信息素的重要性程度; β 为能见度的相对重要性。

2.1.2 信息素更新规则

当一次迭代完成后, 所有蚂蚁都搜索到一条路径, 判断蚂蚁是否到达目标点或陷入死胡同。根据全局更新规则, 仅对能够成功搜索到目标点的蚂蚁所走过路径上信息素进行全局更新, 剩余栅格根据挥发系数对信息素进行衰减。全局更新规则如下式:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho\Delta\tau_{ij} \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{W_k}, & \text{第 } K \text{ 只蚂蚁在本次} \\ & \text{循环中经过路径}(i, j) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

式中, Q 为信息素增加强度系数, 取值为常数; ρ 为信息素挥发系数; W_k 表示蚂蚁 k 在本次循环中搜索到的可行航路代价函数。

2.2 蚁群算法的改进

应用基本蚁群算法在求解航路规划问题时, 分析仿真结果后发现基本蚁群算法具有收敛慢、容易陷入局部最优等缺点^[7]。造成这一现象的根本原因是局部路径上的信息素过量堆积, 使得该路径上的信息素浓度远高于其他路径, 对后续蚂蚁的选择造成影响, 吸引其他蚂蚁大量集中于该路径上, 最终导致算法早熟和局部收敛。为了克服和避免这些缺点, 本文对基本蚁群算法做了如下改进。

2.2.1 混合多种群搜索

针对基本蚁群算法迭代时, 由于信息素正反馈使得次优路径上信息素浓度过高, 容易导致局部收敛这一问题, 本文提出将蚁群算法中使用单一种群进行路径搜索改为多种群混合独立搜索。由于各种群初始参数设置不同, 所以信息素累积的浓度也会不同。在运行过程中, 当某个种群陷入局部收敛后, 则按一定规则将各个种群对应路径上的信息素进行交换, 实现种群间的交流协作^[5]。该方法在一定程度上打破了原有单个种群的搜索状态, 扩大了搜索范围, 从而跳出局部最优解。

2.2.2 引入导引因子的状态转移规则

基本蚁群算法的状态转移规则一般根据信息素及启发因子来计算, 没有导引因子。导引因子的作用是引导蚂蚁往目标的方向移动, 对整个蚁群起到方向性指导的作用^[2]。以栅格 i 为例, 导引因子的定义公式如下:

$$\lambda_{iD} = \frac{1}{d_{iD}} \quad (7)$$

式中, d_{iD} 表示栅格 i 到目标栅格 D 的距离。由式 (7) 可知, 离设定目标越近的栅格, 导引因子越大; 反之, 导引因子越小。因此在状态转移规则中引入导引因子, 针对算法迭代初期 8 个待选栅格间启发因子数值相差不大, 信息素几乎相同的特点, 可以有效减少蚂蚁搜索的盲目性, 使蚂蚁朝着目标方向移动, 此时转移概率为:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta [\lambda_{jD}]^\gamma}{\sum_{k \in N_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta [\lambda_{jD}]^\gamma}, & j \in N_k \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

$$N_k = M_k \cap \overline{Tab_k}$$

其中: Tab_k 为禁忌表, 用来记录蚂蚁 k 在本代搜索过程中所走过的栅格, 随着搜索的进行不断做出动态调整。 $\overline{Tab_k}$ 表示

蚂蚁 k 所有未经过的栅格。 N_k 表示蚂蚁 k 下一步待选栅格的集合, 与 (4) 式不同, 待选栅格为相邻栅格的集合, 并排除禁忌表内已经走过和采用零威胁单因子方法剔除后的栅格。

2.2.3 自适应调整信息素挥发系数

信息素挥发系数 ρ 的初始值选取直接影响各条路径上信息素的浓度分布, 基本蚁群算法中, ρ 值仅在算法初始设定, 取值固定不变。当搜索空间范围比较大时, 由于信息素挥发系数 ρ 的存在, 会导致一些还未搜索到的栅格的信息素减少甚至接近于 0 的情况发生, 降低了算法的全局搜索能力。 ρ 过大, 虽然会加快算法收敛速度, 但容易陷入局部最优; ρ 过小, 又会导致收敛速度较慢。对此, 本文在多种群搜索的基础上, 提出一种根据算法运行情况来自适应调整信息素挥发系数的改进策略。针对不同的种群, 较大差异的设定各个种群的信息素挥发系数 ρ_i 。当判定算法陷入局部最优时, 根据 (9) 式分别自适应动态的调整各个种群的 ρ 值, 初始值大的相应的减小; 初始值小的相应增大。

$$\rho_i(k) = \begin{cases} \mu_i \cdot \rho_i(k-1), & \text{若第 } k-1 \text{ 次陷入局部收敛} \\ \rho_i(k-1), & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式中, k 表示算法迭代的次数; $\rho_i(k)$ 表示种群 i 第 k 次迭代时的信息素挥发系数; μ_i 表示种群 i 的信息素挥发系数的动态调整参数。根据实验分析 μ_i 取值范围在 (1 ± 0.2) 之间对算法有较好的优化效果。

2.2.4 局部收敛认定规则

在混合多种群蚁群算法中, 信息素交换时间节点是整个算法的核心, 本文以算法陷入局部收敛时为信息素交换的时间节点。在迭代搜索过程中, 通过比较最优路径, 当连续迭代 N 次后, 最优路径没有变化, 则认为算法陷入局部收敛。

2.3 改进蚁群算法航路规划流程

基于上述改进, 结合基本蚁群算法, 以 i 个种群为例, 改进蚁群算法具体步骤如下。

Step1: 参数初始化: 对各种群参数进行初始化, 设定 K_{max} 、 M 、 $\tau_{ij}(0)$ 、 α_i 、 β_i 、 γ_i 、 ρ_i 等参数;

Step2: 将各种群蚂蚁分别置于栅格图的起始位置上, 根据 (4) ~ (8) 式分别计算转移概率选择下一栅格, 并将走过的栅格加入各自的禁忌表中, 直至完成各自的循环访问;

Step3: 根据 (4) ~ (6) 式更新各种群的路径上的信息素浓度;

Step4: 记录并比较各种群循环的最优路径, 取路径最短者为本代循环中的最佳路径。

Step5: 判断算法是否陷入局部收敛, 若是执行 Step6, 否则跳转至 Step7 执行;

Step6: 当算法陷入局部收敛时, 依次交换各种群对应路径上的信息素, 并根据 (9) 式动态的改变信息素挥发系数 ρ_i 的值;

Step7: 各种群的禁忌表分别清零, $K=K+1$;

Step8: 若循环次数 $K \geq K_{max}$, 则搜索结束, 输出最优路径; 否则跳至 Step2 继续搜索。

3 航路规划仿真实例

本文假定无人机航路搜寻区域共有 13 处山峰和雷达 (山峰和雷达作用范围参数由于篇幅受限在此没有具体列出), 且

各雷达彼此之间无信息交换。根据前文 1.2 部分所述的规划空间简化原则, 按照探测范围和山峰等高线图, 等比例的对仿真环境进行模型简化处理后, 搜寻区域等效为 40×40 的栅格图如图 2 所示。

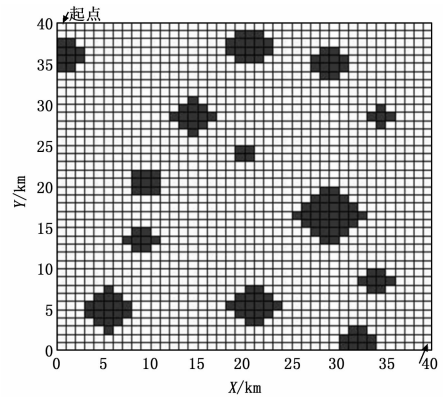


图 2 搜索区域栅格图

采用 Matlab 程序分别对基本蚁群算法和改进后的算法在上述栅格图中进行航路规划仿。基本蚁群算法和改进的算法参数设置如表 1 所示, M 表示蚂蚁的只数, K 表示搜寻的代数。 Q 为信息素初始值。

表 1 基本蚁群算法及改进算法的相关参数

	基本蚁群	A	B	C
M	90	30	30	30
K	100	100	100	100
Q	8	8	8	8
α	3	2	1	3
β	7	5	4	7
γ	—	0.6	0.4	0.2
ρ	0.3	0.2	0.5	0.8
μ	—	1.15	0.95	0.85

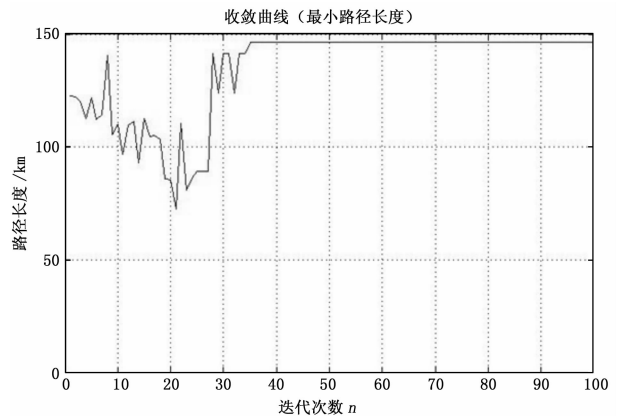


图 3 基本蚁群算法收敛曲线

通过图 3 和图 4 可以看出改进蚁群算法很好地抑制了局部收敛, 基本蚁群算法运行至 35 代左右陷入局部最优, 路径不再发生改变, 而改进的蚁群算法在迭代范围内, 随着算法循环次数的增加航程总体趋于减小并始终保持震荡前行。图 5 和图 6 表示两种方法在整个迭代过程中搜索到最优的一次路径, 可以看出改进蚁群算法的最优航路更符合航路规划的要求。

on Image Processing [C]. 1998.

[2] 马小勇, 谢 萍, 张宪民. 视频帧中提取文字区域的算法 [J]. 计算机工程, 2003 (9): 155-157.

[3] Jeannin S, Jasinschi R, Mitton. descriptors for content-based video representation [J]. Signal Processing: Image Communication 2000, 16 (1-2): 59-85.

[4] Gao J, Yang J, An adaptive algorithm for text detection from natural scenes [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2001, 2.

[5] Liu T, Zhang H J. Automatic video scene extraction by shot grouping [A]. in proc ICPR [C]. Barcelona, 2000.

[6] Jain A K, Yu B. Automatic text location in images and videoframes [J]. Pattern Recognition, 1998, 31 (12): 2055-2076.

[7] 李 艳. 基于内容的视频分析与检索方法的研究 [D]. 西安: 西安

电子科技大学, 2007.

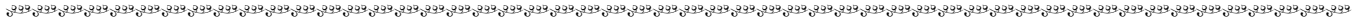
[8] 邓 婵. 视频摘要关键技术研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2012.

[9] Zhang Y, Pui Y, Huang T S, et al. Adaptive key frame extraction using unsupervised clustering [J]. In Proc. ICIP [C]. Chicago, 1998 (1): 866-870.

[10] Lluís, Gomez, Dimosthenis, et al. Multi-script Text Extraction from Natural Scenes [J]. IEEE, 2013, (1341): 21-29.

[11] Chen H, Tsai S, Schroth G, Robust text detection in natural images with edge-enhanced maximally stable extremal regions [A]. in Proc. ICIP [C]. 2011.

[12] Coates A, Carpenter B, Case C. Text detection and character recognition in sceneimages with unsupervised feature learning [A]. in Proc. ICDAR [C]. 2011.



(上接第 1753 页)

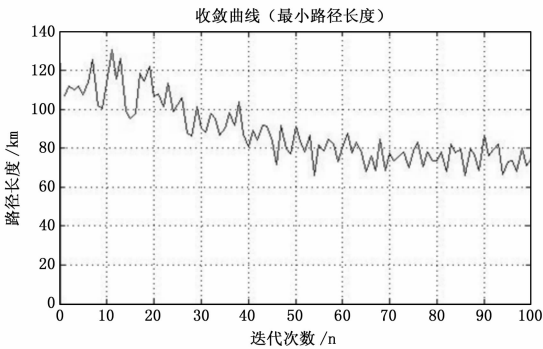


图 4 改进蚁群算法收敛曲线

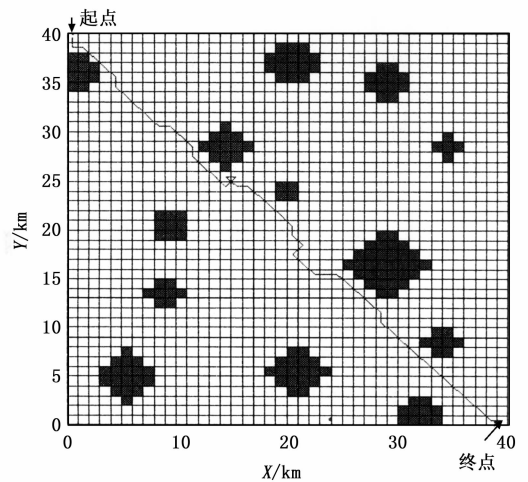


图 6 改进蚁群算法最优路径

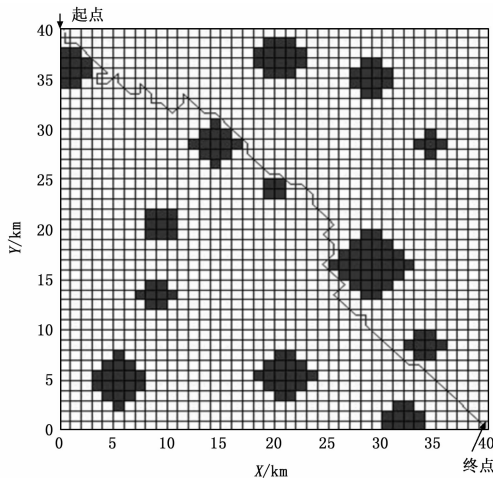


图 5 基本蚁群算法最优路径

4 结论

本文讨论了蚁群算法在无人机航路规划中的应用, 针对基本蚁群算法在航路规划时容易陷入局部收敛, 导致算法停滞的问题。基于此提出了一种改进的蚁群算法, 通过引入多种群并行搜索策略和导引因子, 动态的交换各种群信息素, 并对每个

种群的挥发系数进行自适应调整, 扩大了搜索的全局性。通过仿真分析, 本文提出的改进算法和基本蚁群算法相比, 能有效地避免算法陷入局部最优, 并得到更好的规划路径。

参考文献:

[1] 王 俊, 周树道, 朱国涛. 无人机航迹规划常用算法 [J]. 火力与指挥控制, 2012, 37 (8): 5-8.

[2] 胡中华, 赵 敏, 姚 敏. 引入导引因子蚁群算法的无人机二维航迹规划 [J]. 中国机械工程, 2011, 22 (3): 322-325.

[3] 唐必伟, 方 群, 朱战霞. 基于改进蚁群算法的无人机二维航迹规划 [J]. 西北工业大学学报, 2013, 31 (5): 683-688.

[4] 赵开新, 魏 勇, 王东署. 改进蚁群算法在移动机器人路径规划中的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (1): 3725-3727.

[5] 杜占玮, 杨永健, 孙永雄. 基于互信息的混合蚁群算法及其在旅行商问题上的应用 [J]. 东南大学学报, 2011, 41 (3): 478-481.

[6] 张 臻, 王光磊. 基于改进蚁群算法的飞行器航迹规划 [J]. 指挥信息系统与技术, 2011, 2 (3): 30-34.

[7] 柴毅哲, 杨任农, 马明杰, 等. 基于改进蚁群算法的可规避威胁源最优航线规划 [J]. 空军工程大学学报 (自然科学版), 2015, 16 (2): 23-27.