引文格式：胡捷, 付仲良, 刘 禹. 基于改进蚁群算法的网格化电力巡检规划方法[J]. 地理空间信息, 2023, 21(5): 5-8. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.05.002

# 基于改进蚁群算法的网格化电力巡检规划方法

胡 捷[1]，付仲良[1]，刘 禹[1]
（1. 武汉大学 遥感信息工程学院，湖北 武汉 430072）

**摘 要：**针对架空输配电力线杆塔的无人机网格化巡检最优路径规划问题，通过结合多约束条件下智能算法，提出了一种多旋翼无人机网格化最优巡检航迹自动规划方法。首先建立无人机网格化巡检作业环境模型；再划分任务区的子区域，并结合路网信息进行道路匹配，确定起降点坐标；最后在子区域内利用改进蚁群算法求解优化输配电杆塔与线路的巡检规划路径。结果表明，该方法能自动完成一定规模的复杂多等级电力线杆塔无人机巡检路径规划工作，可显著提升巡检效率。

**关键词：**多旋翼无人机；电力巡检；智能优化算法；蚁群算法；路径优化
**中图分类号：**P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）05-0005-04

# Gridded Electric Power Inspection Planning Method Based on Improved Ant Colony Algorithm

HU Jie[1], FU Zhongliang[1], LIU Yu[1]
(1. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of optimal path planning for gridded inspection of UAVs in overhead transmission and distribution power lines and towers, we proposed a multi-rotor UAV gridded optimal inspection route automatic planning method by combining intelligent algorithms under multiple constraints. Firstly, we established the UAV gridded inspection operation environment model, then divided the task area into sub-areas, and carried out the road matching in combination with the road network information to determine the coordinates of take-off and landing point. Finally, we used the improved ant colony algorithm to optimize the inspection planning path for transmission and distribution towers and lines in the sub-area. The experimental results show that this method can automatically complete a certain scale of complex multi-level power line tower UAV inspection path planning work, and improve the inspection efficiency significantly.

**Key words:** multi-rotor UAV, power line inspection, intelligent optimization algorithm, ant colony algorithm, path optimization

随着我国电力系统规模的不断拓展，大量架空输配电线路横跨各种地理环境和气候区域，杆塔作为输配电线路中重要的基础设备，绝缘子、均压环、防振锤和电力线等均易受环境影响产生安全隐患[1]，一旦发生故障，将造成电力系统失效甚至危害环境的严重事故，因此需通过精细的周期性巡检确保其完好性。随着多旋翼小型无人机的发展与成熟，其在复杂地域灵活及时的灾害预警检测能力受到外业人员的青睐[2]。在电力系统中，利用无人机机载传感器近距离悬停杆塔并慢速沿电力线巡视排查隐患，可显著提升人力操作效率[3]。目前小型无人机续航能力有限[4]，为提升电网全专业、全电压等级杆塔的精细化管理和巡检效率，实现巡检线路智能化，提出了网格化巡检流程[5]，亟需设计一套对应的规划算法。本文设计了基于智能优化算法的多路径规划方案，以解决多约束条件下无人机网格化电力巡检的航迹规划问题。通过在任务区内分割子网格确定任务数量和出发点，然后在单个区域内利用改进蚁群算法完成无人机的路径规划，最后通过仿真实验证明了本文算法的优势。

## 1 无人机网格化巡检

### 1.1 任务定义

巡检作业任务主要分为两类：①输电线路通道巡检，利用无人机在安全距离上沿输电线路进行匀速巡检，通过机载传感器观察并记录故障和隐患；②杆塔部件精细化巡检，利用无人机在安全距离上对杆塔进行多方位、多角度悬停拍摄，识别排查杆塔设备故障或隐患。网格化巡检则需在划定的任务区内自动完成最优巡检路径规划工作，从而完成上述作业任务。具体的任务分配与无人机种类（任务能力）、数量以及

收稿日期：2022-03-29；修回日期：2022-04-18。
项目来源：国家自然科学基金青年基金资助项目（41701518）。
第一作者简介：胡捷（1997—），硕士研究生，主要从事三维地理信息系统相关的研究，E-mail：hj_whu_rs@163.com。

待观测杆塔点情况等直接相关，一定程度上可等效为多目标优化问题。

### 1.2 任务分析

主要任务可分为3个阶段：①给定任务区域，根据网格内运维作业规范与输配线路体量，计算划分合理的无人机作业子区域；②根据作业子区域，结合地图路网数据，计算得到该子区域内接近道路的最佳起飞点；③根据子区域内杆塔属性、起飞点以及其他约束条件（人员组数、无人机数量、无人机续航时间等），规划网格内无人机最优路径规划巡检路线。网格大小与单个网格内的任务量由无人机单次最大航程和人员组携带电池数量决定。

## 2 算法设计

### 2.1 蚁群算法

通过对蚁群中蚂蚁个体觅食过程呈现的带有智能特性的路线优化行为的总结，Dorigo M[6]等提出了蚁群优化算法，具有优秀的并行计算能力和较强的鲁棒性。蚁群算法在路径规划领域得到了广泛应用[7]。

#### 2.1.1 建立杆塔巡检系统蚁群算法模型

作为典型的组合优化问题，多无人机巡检杆塔的任务分配问题是一个旅行商（TSP）问题[8]。在巡检航迹规划中，需考虑无人机的巡航能力、续航能力、通道巡检和跨电压飞行等约束，这里简化为对总路径用时的影响。为了模拟实际的蚂蚁行为，引入定义：令 $d_{ij}(i,j=1,2,\cdots,n)$ 为杆塔 $i$、$j$ 之间的距离，$n$ 为杆塔总数；$n_{ij}$ 为 $i$、$j$ 之间的能见度，反映从杆塔 $i$ 转移到杆塔 $j$ 的启发程度，在系统迭代过程中保持不变；$\tau_{ij}(t)$ 为 $t$ 时刻边$(i,j)$上的信息素量；$\Delta\tau_{ij}$ 为本次迭代中边$(i,j)$上的信息素增量；$p_{ij}^k(t)$ 为在 $t$ 时刻蚂蚁从杆塔 $i$ 转移到杆塔 $j$ 的概率。

考虑到多旋翼无人机的机动特性，其垂直升降过程可简化为调整用时 $t$，包含在从杆塔 $i$ 飞向杆塔 $j$ 的耗时内，即将无人机巡检路径规划从三维空间规划问题简化为二维平面内的路径优化问题。同时，将实际场景中无人机的最大航程规定为最大留空时间约束 $t_{\max}$。

其中，蚂蚁在 $t$ 时刻选择下一个目标进行移动的概率可表示为：

$$p_{ij}^k(t)=\begin{cases}\dfrac{(\tau_{ij}^k)^{\alpha}(\eta_{ij})^{\beta}}{\sum_{\delta\in \text{allowed}_k}(\tau_{i\delta}^k(t))^{\alpha}(\eta_{i\delta}(t))^{\beta}} & j\in \text{allowed}_k\\ 0 & j\notin \text{allowed}_k\end{cases} \tag{1}$$

式中，$\text{allowed}_k$ 为第 $k$ 只蚂蚁下一个目标可选择的集合；$\tau_{ij}^k$ 为边$(i,j)$上的信息素；$\eta_{ij}$ 为 $i$、$j$ 之间的能见度，在本文中取从杆塔 $i$ 到 $j$ 花费时间的倒数。

任意杆塔 $i$、$j$ 之间路径的信息素浓度可表示为：

$$\begin{cases}\tau_{ij}(t+1)=\rho\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij}(t,t+1)\\ \Delta\tau_{ij}(t,t+1)=\sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_{ij}^k(t,t+1)\end{cases} \tag{2}$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t,t+1)=\frac{1}{t_a^k} \tag{3}$$

式中，$\Delta\tau_{ij}^k(t,t+1)$ 为第 $k$ 只蚂蚁在边$(i,j)$上留下的信息素增量；$\Delta\tau_{ij}(t,t+1)$ 为从 $t$ 到 $t+1$ 时刻所有蚂蚁对边$(i,j)$的信息素贡献量；$\rho$ 为信息素衰减系数，其值为[0,1]可调参数；$t_a^k$ 为第 $k$ 只蚂蚁完成一次搜索得到的若干条路径花费时间总和。

#### 2.1.2 改进的蚁群算法流程

研究表明，蚁群系统在求解TSP问题上具有发现较好解的能力[9]，但该算法存在一些缺陷，主要为：①与其他算法[10-12]相比，需要较长搜索时间，算法复杂度为 $O(NC\times n^2\times m)$，$NC$ 为迭代次数，$n$ 为杆塔数量，$m$ 为参与搜索的蚂蚁数量；②算法易出现停滞现象，当搜索到一定程度后，所有个体发现的解一致，不利于发现可能存在的更优解；③由于TSP是NP-hard问题，随着规模的拓展，其性能会迅速恶化，考虑到巡检杆塔数量通常远大于小规模TSP问题（$n$<30），问题求解将变得复杂化。

针对上述问题，本文对基础蚁群算法进行了优化：①引入最大最小蚂蚁系统[13]方法，每次迭代后利用最优解更新信息素，利用历史信息加快算法收敛速度，同时将信息素限制在一定范围内，平衡各路径上的信息素浓度；②引入3-opt优化，可明显提升蚁群算法的局部搜索能力[14]；③将区域内蚁群算法的路径搜索规划由单回路改为每次经过起点的多回路方案。

将节点选取概率公式修改为：

$$p_{ij}^k(t)=\begin{cases}\dfrac{(\tau_{ij}^k)^{\alpha}(\eta_{ij})^{\beta}}{\sum_{\delta\in \text{allowed}_k}(\tau_{i\delta}^k(t))^{\alpha}(\eta_{i\delta}(t))^{\beta}} & j\in \text{allowed}_k\\ 0 & j\notin \text{allowed}_k \| t_c+t_{ij}+t_j+t_r\geqslant t_{\max}\end{cases} \tag{4}$$

式中，$t_c$ 为当前路径已花费的时间；$t_{ij}$ 为从杆塔 $i$ 到 $j$ 的耗时；$t_j$ 为无人机巡检杆塔 $j$ 的耗时；$t_r$ 为从杆塔 $j$ 返回起点的耗时；$t_{\max}$ 为单次最长飞行时间；$\alpha$ 为信息素对选取路径概率的影响因子；$\beta$ 为能见度对蚂蚁运动中路径选取概率的影响因子。

单区域规划算法流程为：①初始化将所有蚁群置于起飞点，初始化信息素矩阵；②选取单只蚂蚁进行搜索，设该蚂蚁的 $t_c$ 和各路径耗时之和（$t_a$）为0，

当连续若干代蚂蚁都无法搜索出最优解时，下一代蚁群中所有蚂蚁在固定起点的情况下，第二个点完全随机选取而不依据信息素浓度和能见度；③根据式（4）计算选取下一个节点的概率表；④依据概率表随机选取节点加入当前路径，更新 $t_c$ 和 $t_a$，若所有节点选取概率均为0，则将该蚂蚁重置于起飞点；⑤重复步骤③~④，直至遍历所有可到达的节点，若此时还有节点未被经过，则将蚂蚁随机置于其中一个杆塔作为新的起飞点，回到步骤③；⑥重复步骤②~⑤，直至所有蚂蚁都完成一次遍历；⑦记录本代蚁群中的最佳结果，对最佳蚂蚁的路径作迭代次数为1 000的3-opt优化，并只用最优蚂蚁的结果按照式（2）更新信息素矩阵；⑧重复步骤①~⑦，进行下一次迭代，直至满足终止条件，输出最优结果。

### 2.2　网格化巡检规划方案

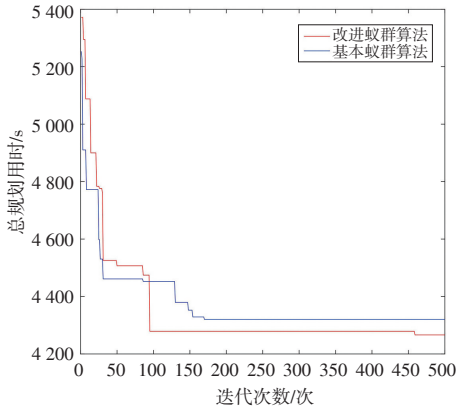
针对网格化巡检的特殊需求，本文基于改进蚁群算法设计了一套巡检方案，整体流程为：①利用聚合型层次聚类法[15]划分子网格，基于无人机航程和巡检要求设置聚类半径，在选取区域内对杆塔进行网格细分，得到区域聚类中心与相应杆塔集合；②利用道路匹配算法完成起降点匹配工作，根据路网信息将各聚类结果的中心匹配至最近的道路点上，将该道路点坐标作为起降点，即路径规划算法的起点，确保以最低时间成本完成放飞任务；③利用蚁群算法规划子网格航迹，在细分区域内根据设定的无人机参数、杆塔属性信息计算子网格任务，根据无人机的续航时长约束单次路径的最大长度，实际长度由路径经过的输配电杆塔精细化巡检和通道巡检耗时决定，区域内规划路径通过返回起降点形成闭环。

## 3　实验与结果分析

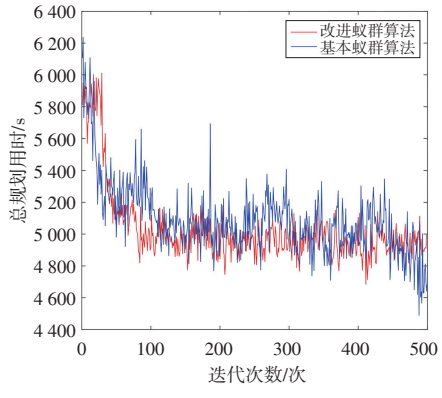
本文采用的实验平台为Windows 10操作系统，CPU型号为i7-8750H，8GB内存，利用Python3.7+NumPy工具包和Java语言编程，并在Matlab2016上进行仿真实验与显示。仿真规划空间选择二维平面环境模型，区域内随机生成杆塔列，其中配电线路杆塔塔高设为7 m，坐标间隔为10~30 m，单位巡检停留耗时为60 s；输电线路杆塔塔高设为35 m，坐标间隔为50~100 m，单位巡检停留耗时为220 s，输电杆塔和配电杆塔的数量比为1∶10。单台无人机飞行参数设置为平飞速度5 m/s，升降速度3 m/s，最大续航时间为1 200 s，信息素影响因子为1.0，能见度影响因子为5.0，信息素衰减系数为0.5。

### 3.1　单区域规划仿真与对比实验

参考电力杆塔实际分布，设定在200 m×200 m范围内随机生成50个杆塔点。调整初始蚂蚁数量 $m$ 和最大迭代次数 $N_{max}$，测试总规划飞行用时 $F$（等效于最佳规划路径长度）和算法计算耗时 $T$。设置 $m$ = 20，逐步增大 $N_{max}$，对比基础蚁群算法与改进蚁群算法，得到的仿真结果如图1、2所示，可以看出，在相同参数设置下，改进蚁群算法的规划结果比基本蚁群算法更早达到收敛，且突破了基本算法的局部最优解；改进蚁群算法的平均规划用时在100次迭代后，保持在4 900 s左右小幅波动，而基本算法则在约150次迭代后，在5 000 s左右大幅波动，改进算法在波动时间方面约优化了33.3%，在波动稳定性上约优化了2%。图2中五星点为规划起降点，蓝空心点为无人机巡检的杆塔点，不同颜色的折线代表规划的多次飞行任务，改进算法的最优总规划用时为4 279 s，而基本算法为4 320 s，改进算法在任务用时规划上优化了0.95%。



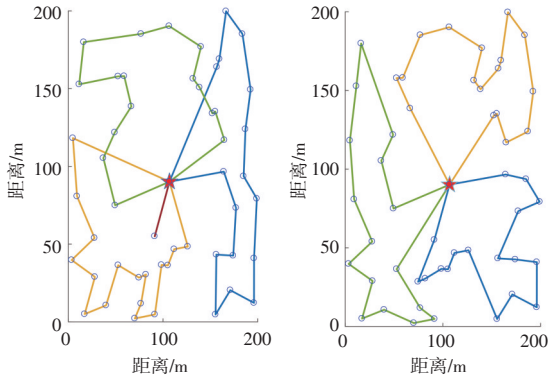

a　最短规划对比




b　平均规划对比

图1　基本蚁群算法与改进蚁群算法迭代效果对比图

综上所述，改进蚁群算法比基本算法在收敛速度上有明显提升，在优化结果和波动稳定性上也有小幅改善。固定 $N_{max}$ =100，改变蚂蚁数量 $m$，改进蚁群算法得到的仿真结果如表1所示，可以看出，$N_{max}$ 和 $m$




a 基础蚁群算法　　b 改进蚁群算法

图2　两种算法规划结果对比（$m$=20，$N_{max}$=200）

表1　$N_{max}$=100时不同蚂蚁数量仿真结果

| 蚂蚁数量/只 | 最优总规划时长/s | 最差总规划时长/s | 平均总规划时长/s | 计算时间/s |
|---|---|---|---|---|
| 5 | 4 372 | 4 689 | 4 452 | 1.455 |
| 10 | 4 368 | 4 560 | 4 416 | 1.710 |
| 20 | 4 270 | 4 525 | 4 320 | 2.188 |
| 50 | 4 127 | 4 320 | 4 286 | 3.680 |

的调整均会对计算结果产生明显影响，因此在实际应用中需平衡最佳优化结果和算法运行时间。

根据无人机巡检性能，上述设置区域可视作对单个子区域的规划模拟，为了兼顾算法运行效率和最优化路径效果，在后续实验中将采用$N_{max}$=100和$m$=20的改进蚁群算法执行路径规划。

### 3.2　分区域规划仿真

在1 500 m×1 500 m范围内采用相同规则随机生成500个杆塔，设置网格子区域的聚类半径为600 m，生成的子区域内蚁群算法的$N_{max}$=100、$m$=20，得到的仿真结果如图3所示，可以看出，测试区域共生成11个子区域，以红五星标识的起降点为中心，将区域内所有杆塔点纳入规划中，输电线路杆塔点的精细化巡检耗时长、对聚类结果影响大，随机生成易导致规划路径反常转折与过短，造成交叉概率上升。

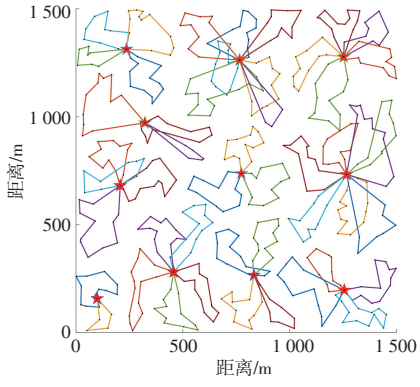



图3　500个杆塔规划实验结果

## 4　结　语

本文基于无人机网格化巡检的任务需求，对无人机作业模式进行了分析与约束建模，确定了航迹路径规划的具体策略，并采用改进蚁群算法进行无人机网格化杆塔巡检规划设计。通过仿真实验验证了改进蚁群算法在处理网格化杆塔巡检规划问题时的优越性；但也暴露出算法运行时间较长的问题，后续将探索利用多线程、GPU加速等措施进一步提升运行效率。

## 参考文献

[1] 吕志宁. 输电线路常见故障分析与检测方法综述[J]. 自动化与仪器仪表,2020(1):161-164

[2] 李晓俊,朱钱洪,胡勇,等. 多旋翼无人机山区城市地质灾害应急响应能力评估[J]. 地理空间信息,2019,17(3):12-15

[3] 王振华,黄宵宁,梁焜,等. 基于四旋翼无人机的输电线路巡检系统研究[J]. 中国电力,2012,45(10):59-62

[4] ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient UAV Communication with Trajectory Optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2017,16(6):3 747-3 760

[5] 杨恒,李梦姣,虢韬,等. 一种输电线路网格化运维策略的管理模式[J]. 电力系统及其自动化学报,2016,28(增刊1):125-128

[6] Dorigo M, Colorni A, Maniezzo V. Distributed Optimization by Ant Colonies[C]. Procist European Conference on Artificial Life Plans,1991:134-142

[7] 肖艳秋,焦建强,乔东平,等. 蚁群算法的基本原理及应用综述[J]. 轻工科技,2018,34(3):69-72

[8] Dorigo M, Gambardella L M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997(1):53-66

[9] 郑娟毅,程秀琦,付姣姣. 改进蚁群算法在TSP中的应用研究[J]. 计算机仿真,2021,38(5):126-130

[10] 王翼虎,王思明. 基于改进粒子群算法的无人机路径规划[J]. 计算机工程与科学,2020,42(9):1 690-1 696

[11] CAO Y, WEI W, BAI Y, et al. Multi-base Multi-UAV Cooperative Reconnaissance Path Planning with Genetic Algorithm[J]. Cluster Computing,2019(22):5 175-5 184

[12] QU C, GAI W, ZHANG J, et al. A Novel Hybrid Grey Wolf Optimizer Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Path Planning[J]. Knowledge-based Systems, 2020(194):105 530

[13] 姚艳. 一种最大最小蚂蚁系统的改进算法[J]. 数学的实践与认识,2014,44(15):242-247

[14] 马文霜,张洪伟. 基于改进ACS-3-opt蚁群算法的TSP[J]. 计算机工程,2008,34(19):200-202

[15] Jain A K, Murty M N, Flynn P J. Data Clustering: A Review[J]. ACM Computing Surveys (CSUR),1999,31(3):264-323