

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211738

5G 信号约束下多无人机协同电力巡检路径规划技术*

黄 郑¹ 高 超¹ 赵 轩² 王红星¹ 李懂理²

(1. 国网江苏省电力有限公司 南京 210024; 2. 国网江苏省电力有限公司南京供电分公司 南京 210017)

摘要: 在多无人机协同电力巡检任务中, 现有的路径规划方法普遍忽略了信号质量的影响, 致使其难以在大范围的电力巡检任务中得到有效应用。因此, 针对由于通信受限所引起的检测效果下降问题, 提出了 5G 信号约束下的多无人机协同电力巡检路径规划方法。首先, 基于 5G 信号传输特性, 建立了面向电力巡检大尺度空间的传播损耗模型; 继而, 基于遗传算法架构, 提出了综合 5G 信号质量、飞行里程、巡检目标共同约束的多无人机路径规划方法; 最后, 对基于 5G 信号的多无人机协同电力巡检路径规划方法进行了仿真验证。结果表明, 相较于传统方法, 约束后信号质量较差路径的飞行长度减少了 45.2%, 并且无人机会在距离相差较小的情况下优先巡检信号较强的杆塔, 进而提升巡检任务的检测效果, 从而可以保证在大范围环境下的使用。

关键词: 电力巡检; 路径规划; 遗传算法; 5G 信号

中图分类号: TP29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Path planning technology of multi-UAV cooperative power patrol under 5G signal constraint

Huang Zheng¹ Gao Chao¹ Zhao Xuan² Wang Hongxing¹ Li Dongli²

(1. Jiangsu Provincial Electric Power Corporation, Nanjing 210024, China;

2. Nanjing Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210017, China)

Abstract: In the multi-UAV coordinated power inspection task, the existing path planning methods generally ignore the impact of signal quality, which makes it difficult to be effectively applied in a wide range of power inspection tasks. Therefore, aiming at the problem that the detection effect is degraded due to the limited communication, this paper proposes a path planning method for multi-UAV cooperative power inspection under 5G signal constraint. Firstly, based on the 5G signal transmission characteristics, a propagation loss model for power inspection in large scale space is established. Then, based on the genetic algorithm architecture, a path planning method for multiple UAVs is proposed, which integrates the constraints of 5G signal quality, flight mileage and patrol objectives. Finally, the path planning method of multi-UAV cooperative power inspection based on 5G signal is simulated and verified. The results show that, compared with the traditional methods, the flight length of the path with poor signal quality after the constraint is reduced by 45.2%, and the vehicles will give priority to the tower with strong signal when the distance difference is small, thereby improving the detection effect of the patrol task, so as to ensure the use in a wide range of environments.

Keywords: electric power inspection; path planning; genetic algorithm; 5G signal

0 引 言

电力杆塔作为输电网络的支柱, 长期暴露于野外环境中, 需定期对其进行检修。传统电力巡检采用人工巡检方式, 这种模式存在巡检工作强度大、效率低、效果差等缺点, 并且对于检修人员的需求量较大, 面临的问题也日益突

出^[1]。近年来, 由于无人机的快速发展, 因其具备灵活性强、操作难度低、巡检效率高等优势正逐渐代替人工巡检, 并在电力巡检任务中发挥了重要作用。

目前常用的无人机路径规划算法分为 3 类, 分别为传统无人机航迹规划算法、启发式无人机航迹规划算法以及群智能仿生无人机航迹规划算法^[2]。传统无人机航迹规划

收稿日期: 2022-10-18

* 基金项目: 国网江苏省电力有限公司重点科技项目(J2021130)资助

算法包括人工势场算法^[3]、模糊逻辑算法^[4]和快速扩展随机树算法,这类方法具有描述简单,规划出的路径相对平滑等优势,但也存在应变性较差,容易陷入局部最优的不足之处。启发式无人机航迹规划算法包括 A* 算法^[5]、Dijkstra 算法和模拟退火算法^[6],该类方法具有鲁棒性较高,不容易陷入局部最优的优势,但在面对复杂大规模环境时收敛速度慢,效率较低。群智能仿生无人机航迹规划算法包括遗传算法、蚁群算法^[7]、粒子群算法^[8]和神经网络算法^[9],这些算法虽然对单个无人机路径规划有着较大优势,但也存在几个问题:首先目前常用的方法都是将无人机作为一个质点,任务空间多抽象为某种理想化、便于求解的模型,而没有考虑无人机的大小以及实际环境的复杂度,从而导致无人机在实际路径规划时效果比较差;其次这些方法大部分集中于单无人机的研究,而涉及到约束多、协同性更高的多无人机路径规划方法相对比较少。随着巡检任务复杂程度的逐渐提高,在应对大范围电力系统巡检任务时,由于电力杆塔的数量较多且杆塔间距离较远,单架无人机无法较好完成整个系统的巡检任务。因此,采用多无人机同时进行巡检的方式,可有效提高巡检的效率。

在无人机执行自主巡检任务的过程中,多无人机航迹规划是十分重要的研究内容,许多的学者对此提出了解决方案。罗隆福等^[10]在 RRT (rapidly exploring random trees)算法的基础上,提出了一种改进算法,通过继承 RRT 在 XY 水平平面搜索的随机性,而在 Z 轴高度上对搜索过程进行约束,使得路径最终逐渐逼近目标点。李晓辉等^[11]在 ALNS(adaptive large neighborhood search)算法的框架下加入 VND(variable neighborhood descent)为下属策略,提出了一种新的混合式元启发式算法。通过在大邻域搜索算法中加入自适应机制,根据破坏算子和修复算子的作用效果,动态调整权重并选择不同的搜索算子来寻找更优解。苗东东等^[12]提出了一种基于人工势场的航迹规划方法,其通过在无人机理想路径投影点上设置引力场,实现无人机的避障与路径规划。马瑞等^[13]结合多智能体强化学习理论,提出了一种基于协作任务奖励函数的多无人机大规模电力巡检任务分配算法,每架无人机根据自身对环境观测进行动作选择,实现了多无人机协作快速巡检。成亮等^[14]在考虑无人机续航能力的前提下,构建了以巡检收益最大化为目标的 OP(orientation problem)模型,并将杆塔的巡检间隔时间作为约束条件,来优化无人机自主巡检路径。同时,其在传统 GA(genetic algorithm)算法基础上,引入了 SA(simulated annealing)算法的 Me-tropolis 准则,以提升遗传算法的局部搜索能力。

由于在巡检过程中无人机需要实时传输图像数据,分析故障点,因此巡检过程中对通信信号的质量有着较高要求。然而从上述文献中可以看出,目前大部分研究集中于无人机路径规划方法,而对其规划路径通信信号质量未曾考虑。同时,5G 技术的发展,为电力巡检无人机提供了重

要的通信保障。目前 5G 通信在电力巡检无人机方面的主要应用包括实时的视频传输,远程操控,精准的定位以及无人机集群时的超低延时通信能力。由此看出,现阶段大部分研究只针对 5G 通信本身进行考虑,对其网络通信方案,视频传输结构进行研究,而未能考虑到其信号质量问题对无人机电力巡检的影响。

针对于此,为了保障无人机电力巡检过程中的通信质量,本文基于遗传算法架构,针对城区宏站场景下的 5G 信道传播覆盖情况进行建模,计算各杆塔处的信号衰减情况,并在多无人机航迹规划过程中引入了 5G 信号质量,将其与飞行总路程、杆塔位置共同作为约束条件规划无人机路径。通过在相同仿真环境下,对比约束前后规划的信号质量差的路径的长度以及各架无人机的巡检顺序,进而判断该方法的优劣所在,并对该方法的可行性进行验证。该方法对于多无人机电力巡检实施具有较好参考意义。

1 电力巡检场景下 5G 信号质量分布建模

1.1 5G 信号质量分析建模

本文通过对 5G 信道模型进行分析,建立了 5G 信号传播损耗模型。由于本次研究对象是电力杆塔,主要考虑其在城区的分布情况,故本文将重点对城区宏站(urban macro, UMa)场景下信道传播模型的覆盖性能进行研究,包括视距(line-of-sight, LOS)、非视距(non line-of-sight, NLOS)概率传播损耗和大尺度空间损耗两部分^[15-16]。由于电力杆塔的覆盖范围均在室外,故不考虑建筑物的穿透损耗影响。

1) LOS、NLOS 概率传播损耗

5G 信号在传播过程中如果没有阻挡可以理解为直线传播,即视距传播。在计算信号总的路径损耗过程中应综合考虑视距传播和非视距传播两种情况。

UMa 场景下的视距概率计算公式如下:

$$Pr_{LOS} = \begin{cases} 1, & d_{2D-out} \leq 18 \text{ m} \\ \left[\frac{18}{d_{2D-out}} + \exp\left(-\frac{d_{2D-out}}{63}\right) \left(1 - \frac{18}{d_{2D-out}}\right) \right] \cdot \\ \left(1 + C'(h_{UT}) \frac{5}{4} \left(\frac{d_{2D-out}}{100}\right)^3 \exp\left(-\frac{d_{2D-out}}{150}\right)\right) \end{cases}, \quad 18 \text{ m} < d_{2D-out} \quad (1)$$

其中:

$$C'(h_{UT}) = \begin{cases} 0, & h_{UT} \leq 13 \text{ m} \\ \left(\frac{h_{UT} - 13}{10}\right)^{1.5}, & 13 \text{ m} < h_{UT} \leq 23 \text{ m} \end{cases} \quad (2)$$

其中, Pr_{LOS} 为 UMa 场景下视距传播概率, d_{2D-out} 表示信号杆塔与用户端在室外的平面距离, h_{UT} 表示用户的高度。

由式(1)和(2)可以看出当杆塔与用户端的平面距离小于 18 m 时,可以认为信号只发生了直线传播,视距概率为 1;当平面距离大于 18 m 时,信号的传播过程既有可能为直

线传播,又有可能被遮挡进而形成非直线传播,其视距概率是关于其平面距离与用户高度的函数,且随着距离的增大,其视距概率逐渐降低。

2) 大尺度空间损耗

空间损耗与信号频段、传播路径、所处的地理环境、基站和终端的高度都密切相关。本文对无人机电力杆塔巡检模型的各参数进行定义,如图 1 所示,其中 h_{BS} 为信号塔的高度,通常为 25 m; h_{UT} 为无人机的飞行高度,由于电力杆塔高度为 40 m,因此无人机飞行高度也为 40 m; d_{2D} 为信号塔与无人机的平面距离; d_{3D} 为信号塔与无人机的三维距离,其计算方法如下:

$$d_{3D} = \sqrt{(d_{2D})^2 + (h_{BS} - h_{UT})^2} \quad (3)$$

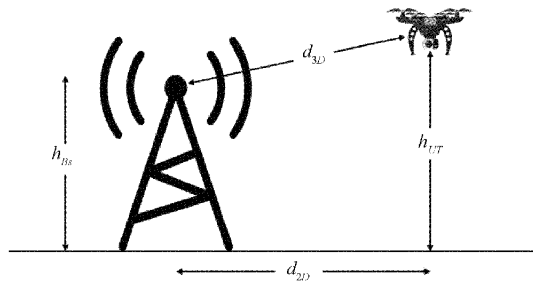


图 1 室外模型各参数定义

UMa 场景下的大尺度空间损耗计算过程如下^[17-19]。

视距传播过程中的损耗计算公式如下:

$$PL_{UMa-LOS} = \begin{cases} PL_1, & 10 \leq d_{2D} \leq d'_{BP} \\ PL_2, & d'_{BP} \leq d_{2D} \leq 5 \text{ km} \end{cases} \quad (4)$$

$$PL_1 = 28.0 + 22\lg(d_{3D}) + 20\lg(f_c) \quad (5)$$

$$PL_2 = 28.0 + 40\lg(d_{3D}) + 20\lg(f_c) - 9\lg((d'_{BP})^2 + (h_{BS} - h_{UT})^2) \quad (6)$$

其中:

$$d'_{BP} = 4 \cdot (h_{BS} - h_E) \cdot (h_{UT} - h_E) \cdot f_c / c \quad (7)$$

其中, $PL_{UMa-LOS}$ 为 UMa 场景下视距传播过程中的大尺度空间损耗, d'_{BP} 为断点距离, h_E 为有效环境高度, f_c 为信号频率,阴影衰落为 4 dB。

非视距传播过程中的损耗计算公式如下:

$$PL_{UMa-NLOS} = \max(PL_{UMa-LOS}, PL'_{UMa-NLOS}) \quad (8)$$

$$PL'_{UMa-NLOS} = 13.54 + 39.08\lg(d_{3D}) + 20\lg(f_c) - 0.6(h_{UT} - 1.5) \quad (9)$$

其中, $PL_{UMa-NLOS}$ 为 UMa 场景下非视距传播过程中的大尺度空间损耗, f_c 为信号频率,阴影衰落为 6 dB。

本文主要采用 5G 信号主流频段 3.5 GHz 对 UMa 传播模型的传播损耗进行仿真分析,得到的路径损耗如图 2 所示。

从图中可以看出,当距离增加时,信号的路径损耗逐渐增大。但增速逐渐变缓,信号路径损耗的初始值在 70 dB 左右。信号的最大允许路径损耗可根据系统的链路预算进行测算,其计算公式如式(10)所示。

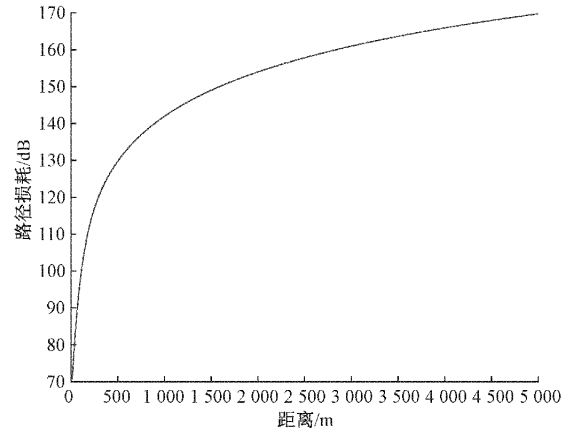


图 2 5G 信号 UMa 模型下的路径损耗

$$PL_{\max} = P_{TX} - L_f + G_{TX} - M_f - M_i + G_{RX} - SR \quad (10)$$

式中: P_{TX} 为基站发射功率, L_f 为馈线损耗, G_{TX} 为基站天线增益, M_f 为阴影衰落和衰落余量, M_i 为干扰余量, G_{RX} 为接收端天线增益, SR 为接收端灵敏度。

本文以 64T64R 基站为例,根据其链路预算参数,计算得到其下行最大路径损耗为 155.64 dB,上行最大路径损耗为 147.57 dB,故将系统整体的最大允许路径损耗定为 143.07 dB,保证在计算过程中不会超过实际的最大路径损耗值^[20]。根据得到的最大允许路径损耗值可计算得到信号覆盖范围为 900 m,由于电力巡检无人机的通常飞行高度为 40 m,高于一般用户的高度为 1.5 m,故其覆盖范围大于一般用户的覆盖范围(500 m)。

1.2 电力巡检场景的 5G 杆塔分布特性分析与建模

为了便于输电以及降低输送过程中的损耗问题,电力杆塔通常以带状分布为主。本文基于多无人机协同电力巡检的场景,选取了 60 个待检测杆塔以及 10 架无人机起降降落点和信号基站作为研究对象。5G 信号基站的设置满足其选址要求,分布较为集中,使信号尽可能覆盖所有杆塔位置,其高度也根据周边建筑要求进行合理设置。

图 3 为电力巡检场景下 5G 杆塔的分布特性,其中圆点表示需要进行巡检的电力杆塔,三角形表示停机点以及 5G 基站分布点。在杆塔分布范围的左下方选择一点作为坐标零点,保证了所有的待规划目标点分布处于坐标系的第 1 象限。

由于每次无人机巡检时只与一座基站进行通信,故每个杆塔的信号质量只与离他最近的基站信号的强弱有关。通过计算每个杆塔处的路径损耗值,得到电力巡检场景下的 5G 信号质量分布图,如图 4 所示。其中每个杆塔处蓝色圆圈的半径表示该处信号的强弱,半径越长,信号越强,若信号低于信号强度的 20%,则显示为虚线圆圈。

由图 4 可以看出,若无人机按照传统规划方式进行飞行,则部分航线信号较弱,不能满足无人机需实时处理信息

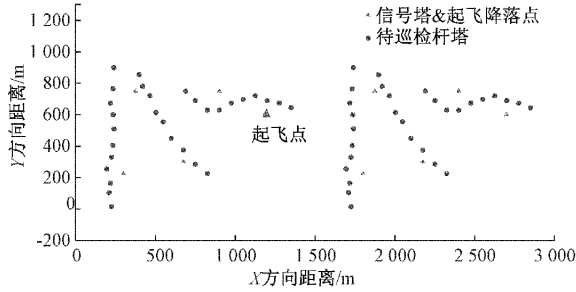


图 3 电力巡检场景下的 5G 杆塔分布图

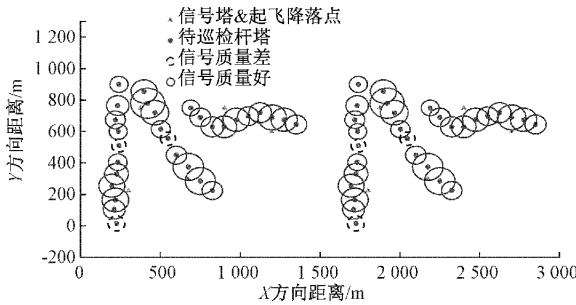


图 4 电力巡检场景下的 5G 信号质量分布图

并且与地面基站通信的要求。因此在规划飞行路径时,需考虑到 5G 信号的质量问题。

2 信号约束下的多无人机电力巡检路径规划

由于无人机在巡检过程中对信号质量的要求越来越高,对于信息处理能力以及通信要求也进一步提高。传统多无人机路径规划算法以考虑路径长短为主,旨在寻找路径长度的最优解。该方法规划出的路径虽然飞行距离最短,避免了路程上的时间浪费,但是未考虑到信号质量对于无人机巡检的影响,以至于某几段路程中无人机的通信质量较差,大大降级了无人机的运算以及通信效率。

针对上述问题,本文将 5G 信号约束加入多无人机路径规划算法中。由于多无人机航迹规划问题也可以理解为多旅行商问题的一个变类,因此本文基于遗传算法进行研究。

遗传算法(genetic algorithm, GA)是基于达尔文进化论的一种仿生学算法,它设置了 3 个基本算子:交叉算子、变异算子和选择算子,然后通过适应度函数反映所得解与最优解的关系^[21]。选择操作是建立在群体中个体的适应度评估的基础上,其被选择的概率如式(11)所示。交叉算子和变异算子是模仿自然界染色体在遗传过程中的重组和变异,进而提高算法的全局搜索能力。

$$P_i = f_i / \sum_{i=1}^n f_i \quad (11)$$

其中, n 为种群大小, f_i 为第 i 个个体的适应度。

传统的路径规划算法将总飞行路程作为唯一的适应度

函数^[22],如式(12)所示,而在信号约束下的路径规划算法中,考虑到信号质量的影响,将 5G 信号质量与总路程同时作为适应度函数,对种群进行选择,以求最优解,如式(13)所示。

$$S_{total} = \sum_{i=1}^{nSalesmen} \sum_{(j,k)=(1,1)}^{(n,n)} S_{ijk} \quad (12)$$

$$S_{total} = \sum_{i=1}^{nSalesmen} \sum_{(j,k)=(1,1)}^{(n,n)} (S_{ijk} \cdot pathloss_{ijk}) \quad (13)$$

其中, S_{total} 表示总适应度函数, $nSalesmen$ 表示无人机数目, n 表示总巡检杆塔数目, S_{ijk} 表示第 i 架无人机从第 j 个杆塔飞往第 k 个杆塔的距离, $pathloss_{ijk}$ 表示第 i 架无人机从第 j 个杆塔飞往第 k 个杆塔的信号质量。

通过上文得到的 5G 信号模型可计算出每个杆塔处的路径损耗值,包括视距、非视距传播损耗值以及大尺度空间损耗值,再根据信号的最大路径损耗值可得到当前杆塔处的信号质量。其计算方法如下,代入式(13)即可得到改进后的适应度函数:

$$pathloss = [(Pr_{LOS} \cdot PL_{UMa-LOS}) + (Pr_{NLOS} \cdot PL_{UMa-NLOS})] / PL_{max} \quad (14)$$

式中: $pathloss$ 表示信号质量, Pr_{LOS} 表示视距概率, $PL_{UMa-LOS}$ 表示视距传播过程中的大尺度空间损耗值, Pr_{NLOS} 表示非视距概率, $PL_{UMa-NLOS}$ 表示非视距传播过程中的大尺度空间损耗值, PL_{max} 表示最大路径损耗值。

与传统的路径规划算法相比,在增加信号约束后的算法中总路程所占的比重并非是最主要的考虑因素,当种群中两组断点的总飞行路程相似时会考虑飞行过程中的信号质量问题,若 5G 信号质量与飞行总路程相乘所得权重后的路程较短,则会将该组断点取出作为该代种群中的最优路径,与其他种群中的最优路径比较,迭代得到最后的最优解。

信号约束下的路径规划算法由 5 部分内容构成,其流程如图 5 所示。

1)初始化变量,生成初始种群。

已知有 n 个目标点,将目标点进行编号,将 $1 \sim n$ 的编号随机打乱 $m-1$ 次,与未打乱之前的顺序一同存入矩阵;已知有 $nSalesmen$ 架无人机执行巡检任务,将前面一组数据分为 $nSalesmen$ 段需要 $nSalesmen-1$ 个断点,再根据每架无人机最少巡检目标点数的要求,随机生成 m 组断点存入矩阵。一组编号对应一组断点,将一组编号在断点处分段,每段分配给一架无人机,并按照打乱顺序进行巡检。由此便得到 m 种路径作为初始种群。

2)计算适应度函数。

通过编写子函数 $pathloss$ 计算得到离基站某距离处的信号衰减值,并与最大允许路径损耗相除,得到信号衰减程度,作为适应度函数的权重之一。同时,计算该代中每架无人机的路程,用于判断无人机是否满足续航时间约束,计算公式如下:

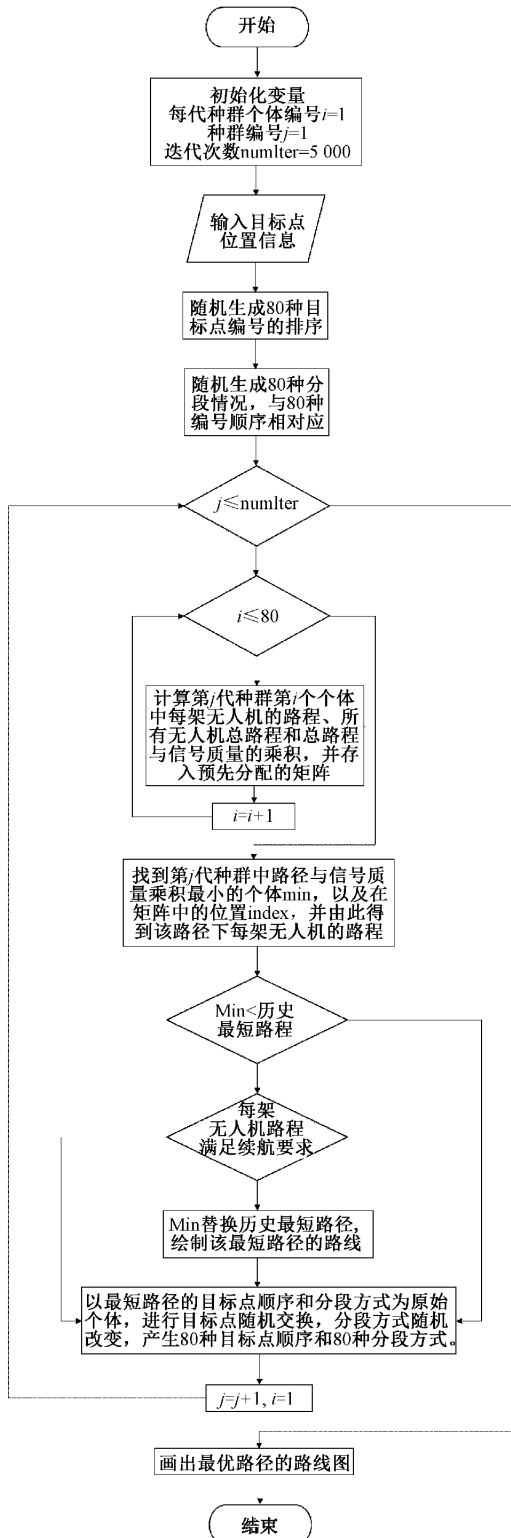


图 5 信号约束下路径规划算法流程

$$endurance = (2 \cdot height + dUAV_{\max} - (num + 1) \cdot (acce_x + slowdown_x)) / V_{salesmen} + (num + 1) \cdot 2 \cdot slowdown_x + \pi / W_{salesmen} \cdot (num - 1) \quad (15)$$

其中, $endurance$ 为无人机续航时间, $height$ 为飞行高

度, $dUAV_{\max}$ 为单个无人机最长飞行距离, num 表示巡检杆塔数目, $acce_x$ 表示加速距离, $slowdown_x$ 表示减速距离, $V_{salesmen}$ 表示飞行速度, $slowdown_x$ 表示减速时间, $W_{salesmen}$ 表示巡检时的角速度。

3) 选择优良父代。

在满足无人机续航要求的情况下, 选择并存储每代种群中的总路程与信号质量的乘积最小值的信息, 包括该路径的所有无人机飞行总距离, 对应的每架无人机巡检的杆塔编号顺序和断点信息, 判定公式如下:

$$\begin{aligned} minDist &< globalMin \\ endurance &< Endurance \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $minDist$ 表示该代种群中的最短路径, $globalMin$ 表示历史最短路径, $Endurance$ 表示单个无人机最大续航时间。

4) 使用优良父代产生子代, 生成下一代种群。

通过随机交换父代的目标点顺序、随机改变断点信息等操作模拟遗传中交叉、变异操作, 从而产生下一代种群的 m 种路径^[23]。交叉、变异的方法如下:

$$PopRoute(k, I:J) = PopRoute(k, J:-1:I) \quad (17)$$

$$PopRoute(k, [I J]) = PopRoute(k, [J I]) \quad (18)$$

$$PopRoute(k, I:J) = PopRoute(k, [I+1:J I]) \quad (19)$$

其中, 式(17)表示对目标点顺序进行翻转操作, 式(18)表示对目标点顺序进行交换操作, 式(19)表示对目标点顺序进行滑动操作, 断点信息的交叉、变异方法与目标点顺序的相同。

5) 循环步骤 2)~步骤 4), 直到满足迭代次数后, 输出最短路径。

3 仿真验证与分析

本部分针对约束前后的路径规划算法进行仿真试验, 对比两次仿真结果中信号质量较差的路径的长度, 进而判断在该场景下增加信号约束是否改善无人机的巡检效果。

无人机在巡检过程中考虑到实际的飞行要求, 将无人机的飞行高度设置为与杆塔同高。选择图 3 所示的电力巡检场景作为仿真环境, 5 架无人机分别从图中央的起飞点(实心三角形)出发, 根据分配的路径进行巡检, 并在最近的降落点降落, 完成对电力系统的整体巡检。结合实际的无人机飞行参数, 对仿真的速度、加速度、角速度以及续航时间等参数进行设置。考虑到算法的运算时间, 种群数与迭代次数不宜设置过大, 但又需要尽可能找到全局最优解, 因此本次仿真试验选择初始种群数为 80 个, 迭代次数为 50 000 次。仿真选取的算法初始参数如表 1 所示。

为了验证约束后的规划算法的优势, 分别对未增加约束的路径规划算法以及增加约束后的路径规划算法进行对比, 得到最终的路径规划结果分别如图 6~9 所示, 图 8 中虚线圆圈的半径代表杆塔信号的质量。

表 1 系统仿真参数

| 仿真参数 | 仿真数值 |
|-------------------------------|-----------------|
| 杆塔高度/m | height=40 |
| 无人机数目/台 | nSalesmen=5 |
| 无人机最少巡检杆塔数/根 | minTour=6 |
| 初始种群个数 | popSize=80 |
| 迭代次数 | numIter=50 000 |
| 无人机速度/(m·s ⁻¹) | Vsalesmen=5 |
| 无人机加速度/(m·s ⁻²) | Asalesmen=1 |
| 无人机角速度/(rad·s ⁻¹) | Wsalesmen=1 |
| 无人机续航时间/s | Endurance=30×60 |

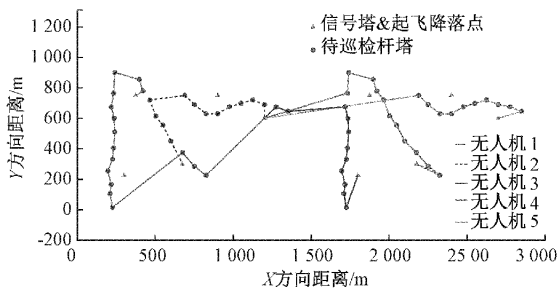


图 6 未增加 5G 信号约束时的路径规划结果

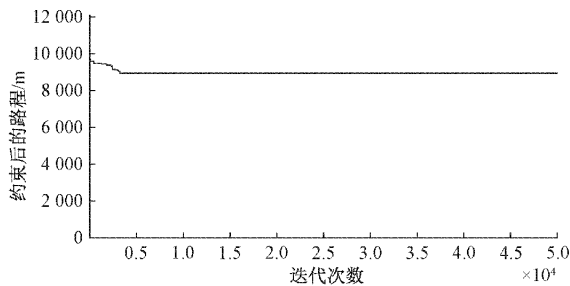


图 7 未增加 5G 信号约束时的路径规划收敛曲线

图 6 和 7 分别为未添加 5G 信号约束时的路径规划结果以及其遗传算法收敛曲线。从图中可以看出,无人机路径规划的唯一选择标准是距离的长短,无人机每次选取点的标准为距离自己最近且能最终导向某一降落点的杆塔进行巡检,以求距离的最小化。这就会导致在某些距离信

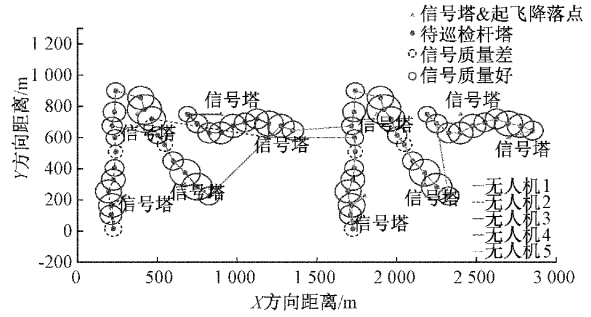


图 8 增加 5G 信号约束时的路径规划结果

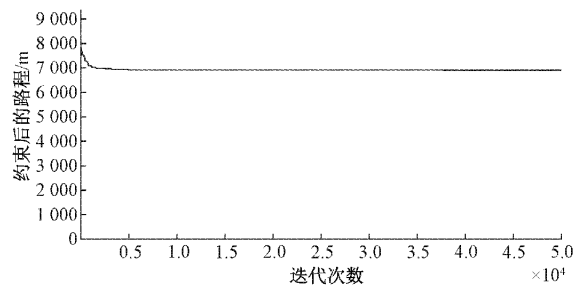


图 9 增加 5G 信号约束时的路径规划收敛曲线

号塔较远的杆塔处的信号质量较差,无人机无法快速进行检修,影响巡检质量。

图 8 和 9 分别为增加了 5G 信号约束后的无人机路径规划结果以及遗传算法收敛曲线。从图中可以看出在增加信号约束后,无人机路径规划的选取标准不仅为距离要近,而且信号要强。由于无人机每次只与一处基站通信,这里的信号强弱就等价于离最近的起飞降落点(基站)距离的远近。

在距离起飞降落点(基站)较远的杆塔处路径的规划与未增加 5G 信号约束的结果相似,原因是距离越远,路径损耗的斜率越小,差值越小,故其标准又变成了距离优先;而在距离起飞降落点(基站)较近的杆塔处,由于信号强弱权重重的影响,在距离相似的情况下会选择距离基站更近的杆塔进行优先巡检,以求最终权重后的距离最小化。

为定量分析约束前后路径规划的区别,对两种算法的每架无人机的巡检顺序以及总飞行路程进行统计,结果如表 2 和 3 所示,其编号方式如图 10 所示。

表 2 约束前后无人机巡检顺序比较

| 无人机序号 | 约束前巡检顺序 | 约束后巡检顺序 |
|-------|--|---|
| 1 | 20-19-18-11-10-9-8-7-6-5-4-3-2-1-12-13 | 20-19-18-17-16-15-3-2-1-12-13 |
| 2 | 28-27-26-25-24-23-22-21-14-15-16-17 | 14-4-5-6-7-8-10-11-9 |
| 3 | 29-30-33-34-35-36-37-38-39-40-41 | 28-27-26-25-24-23-22-21 |
| 4 | 32-31-42-43-44-45-46-47-48-49-50 | 34-35-36-37-38-40-41-39 |
| 5 | 51-52-53-54-55-56-57-58-59-60 | 29-30-33-32-31-42-43-44-45-46-47-48-49-51-50-52-53-54-55-56-57-58-59-60 |

表 3 约束前后无人机飞行路程比较

| 路径 | 总路程/m | 信号质量差的路程/m |
|----------|---------|------------|
| 传统方法规划路径 | 9 033.1 | 1 012.9 |
| 改进方法规划路径 | 9 139.7 | 555.1 |

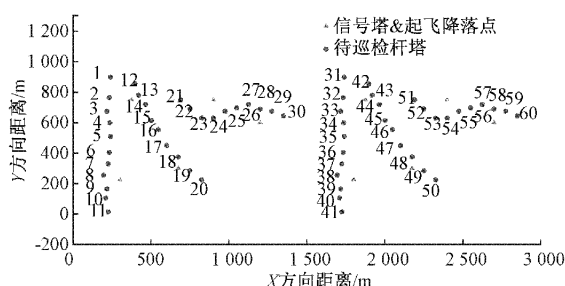


图 10 巡检杆塔编号

从表 2 中可以看出与原巡检顺序相比,约束后的整体巡检顺序得到进一步优化,减少了原规划路线中较长且信号质量差的飞行路线,如 1 号无人机从 18 号杆塔~11 号杆塔以及 5 号无人机从起点~51 号杆塔。这一改变与改进算法中将 5G 信号质量函数与路程函数同时作为适应度函数相一致,进一步提高了巡检的速度与效率。

从表 3 中可以看出由于信号质量约束的存在,改进方法的总路程比传统方法总路程长 106.6 m,但其信号质量较差杆塔的飞行总路程明显比传统方法短,减少了 45.2% 的信号较差路程,改善了无人机电力巡检时的 5G 信号质量。

4 结 论

针对多无人机巡检电力杆塔的场景,本文基于遗传算法,通过对 5G 信号的衰减强弱进行建模,在多无人机航迹规划过程中引入了 5G 信号约束,将其与飞行总路程、杆塔位置共同作为约束条件规划无人机路径,并利用仿真试验对约束前后的较差信号路径的长度以及巡检顺序进行对比。通过仿真结果表明,约束后信号质量较差路径的长度相较约束前减少了 45.2%。在约束后的路径中,无人机会在距离相差较小的情况下优先巡检信号较强的杆塔,优化了整体巡检效果,进一步提高了巡检质量。然而,本方法还存在一定的不足之处,包括运算速度较慢,不能满足实时性较强的场合;容易陷入局部最优等,也将在今后的研究过程中进一步完善和解决。

参考文献

[1] 刘冲,马晓昆,郑宇,等.基于 5G 技术的无人机在输电线路巡检的应用[J].电力信息与通信技术,2021,19(4):44-49.

[2] 李保胜,李士心,刘晓倩,等.三维环境下无人机路径规划算法研究综述[J].计算机科学与应用,2022,12(5):8.

[3] 邓叶,姜香菊.基于改进人工势场法的四旋翼无人机航迹规划算法[J].传感器与微系统,2021,40(7):130-133.

[4] 郭娜,李彩虹,王迪,等.结合预测和模糊控制的移动机器人路径规划[J].计算机工程与应用,2020,56(8):104-109.

[5] 迟旭,李花,费继友.基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J].仪器仪表学报,2021,42(3):132-140.

[6] 范叶满,沈楷程,王东,等.基于模拟退火算法的无人机山地作业能耗最优路径规划[J].农业机械学报,2020,51(10):34-41.

[7] 杨立炜,付丽霞,王倩,等.多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J].电子测量与仪器学报,2021,35(9):10-18.

[8] 马学森,谈杰,陈树友,等.云计算多目标任务调度的优化粒子群算法研究[J].电子测量与仪器学报,2020,34(8):133-143.

[9] CHEN X, AI Y D. Multi-UAV path planning based on improved neural network[C]. The 30th Chinese Control and Decision Conference, Shenyang, 2018: 355-36.

[10] 罗隆福,李冬,钟杭.基于改进 RRT 的无人机电力杆塔巡检路径规划[J].湖南大学学报(自然科学版),2018,45(10):80-86.

[11] 李晓辉,张路,刘传水,等.电力巡检中的无人机群路径规划算法[J].计算机系统应用,2022,31(3):241-247.

[12] 苗东东,吕品,王庆,等.基于改进人工势场法电力巡检无人机航迹规划[J].计算机与数字工程,2021,49(11):2260-2265.

[13] 马瑞,欧阳权,吴兆香,等.基于深度强化学习的多无人机电力巡检任务规划[J].计算机与现代化,2022(1):98-102.

[14] 成亮,杨沛,贾燕翀,等.配网线路无人机自主巡检的路径规划方法[J].无线电工程,2022,52(7):1213-1221.

[15] 于力.5G 无线传播信道模型分析[J].数字通信世界,2019(10):66-67.

[16] 周末.5G 典型场景无线传播特性分析与建模[D].北京:清华大学,2018.

[17] ZHANG K, ZHANG R, WU J, et al. Measurement and modeling of path loss and channel capacity analysis for 5G UMa scenario[C]. 2019 11th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing, 2019:1-5.

[18] HANEDA K, ZHANG, TAN L, et al. 5G 3GPP-like channel models for outdoor urban microcellular and macrocellular environments [C]. 2016 IEEE 83rd Vehicular Technology Conference, 2016:1-7.

- [19] ENDOVITSKIY E, KUREEV A, KHOROV E. Reducing computational complexity for the 3GPP TR 38.901 MIMO channel model [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(6): 1133-1136.
- [20] 袁周阳, 赵伟康, 吴迪. 基于 UMa 和 RMa 传播模型的 5G 覆盖性能研究 [J]. 移动通信, 2020, 44(10): 1-6.
- [21] 郑培豪. 针对旅行商问题的改进循环交叉算子遗传算法 [J]. 现代计算机, 2020(16): 37-41.
- [22] 赵民全. 基于改进遗传算法的多无人机协同任务规划 [J]. 舰船电子对抗, 2020, 43(4): 44-47.
- [23] 黄书召, 田军委, 乔路, 等. 基于改进遗传算法的无人机路径规划 [J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 390-397.

作者简介

黄郑(通信作者), 硕士, 主要研究方向为无人机智能运检技术。

E-mail: hz10@vip.qq.com

高超, 本科, 主要研究方向为无人机智能运检。

E-mail: gchao@js.sgcc.com.cn

赵轩, 本科, 主要研究方向为输电线路无人机智能运检。

E-mail: zhaoxuan@js.sgcc.com.cn

王红星, 硕士, 主要研究方向为无人机智能巡检技术。

E-mail: whx@js.sgcc.com.cn

李懂理, 本科, 主要研究方向为输电线路无人机智能运检。

E-mail: lidongli@js.sgcc.com.cn