



地下管廊巡检无人机基于增量式占据网格的模型预测控制方法

王晓龙, 陈谋*, 周同乐, 邵书义

南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106

* E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn

收稿日期: 2025-07-01; 接受日期: 2025-10-13; 网络版发表日期: 2026-02-03

国家重点研发计划项目(批准号: 2023YFB4704400)、江苏省科技计划专项资金港澳台科技合作项目(编号: BZ2023057)、国家自然科学基金青年科学基金项目(编号: 62203217)和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(编号: KYCX23_0386)资助

摘要 针对地下管廊全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)拒止环境下无人机难以自主感知、定位与控制的问题, 本文提出一种基于增量式占据网格的模型预测控制方法. 通过轻量级激光雷达感知环境并生成点云, 采用增量式占据网格地图描述算法对点云数据进行精确化表达与分层处理, 以降低计算存储开销并减少环境特征离散化损失. 随后设计基于数据驱动的分层轨迹规划算法, 在本地级地图上使用高斯卷积核处理占据矩阵, 生成实时运动趋势路径; 通过基于非均匀有理B样条设计的全局方向约束, 对全局级地图进行优化, 并生成平滑可执行轨迹. 在此基础上, 引入占据网格状态约束、路径点约束及终端稳定性约束, 并利用模型预测控制实现复杂狭小环境下轨迹的快速稳定跟踪. 最后通过给出的实际飞行实验结果, 验证了该方法在无先验地图条件下能高效完成环境感知、实时规划与精准跟踪, 解决了四旋翼无人机在拒止场景中的自主导航与控制问题, 为地下管廊自主巡检提供了可靠方案.

关键词 地下管廊巡检, GNSS拒止环境, 自主轨迹规划, 增量式占据网格地图算法, 模型预测控制

1 引言

城市管廊作为未来大型城市的重要基础设施, 其内部供水、供电等系统的安全运维直接关系到城市的正常生产与生活^[1]. 由于地下空间环境的影响, 尽管在管廊设计时考虑到了防尘、防水等问题, 但在长久的使用过程中仍然存在设备老化、腐坏等潜在威胁; 同时管廊中架设的相关仪器仪表也需要定期进行巡视检

查, 以确保其正常运作. 针对城市管廊巡检需求, 传统人工巡检方式在长距离管廊环境下存在效率低、人力成本高的固有问题, 同时管廊环境中的突发情况对巡检人员的安全也提出了挑战. 随着低空经济^[2]的快速发展和具身智能^[3]技术的突破, 无人系统在复杂环境中的应用日益广泛. 因此, 设计并实现一种具备自主环境感知与路径规划能力的智能巡检无人机, 已成为该领域内的主要研究方向^[4].

引用格式: 王晓龙, 陈谋, 周同乐, 等. 地下管廊巡检无人机基于增量式占据网格的模型预测控制方法. 中国科学: 技术科学, 2026, 56: 268–281
Wang X L, Chen M, Zhou T L, et al. Model predictive control based on incremental occupancy grid map for underground utility tunnels inspection UAV (in Chinese). Sci Sin Tech, 2026, 56: 268–281, doi: [10.1360/SST-2025-0165](https://doi.org/10.1360/SST-2025-0165)

随着无人机技术的广泛应用与传感器技术的不断发展, 在全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)拒止环境下的无人机定位导航与控制系统的研究已逐渐成为热点. 针对GNSS拒止条件下环境感知与定位、路径规划与跟踪等问题, 国内外专家已开展了充分和深入的研究^[5-8]. 为了应对传统方法中使用可见光相机带来的感知范围小、定位精度低的问题, 基于激光雷达的感知定位研究成果逐渐增加. 而为了处理雷达感知环境产生的大量点云数据, 一般采用占据网格地图的方法描述环境. 例如Fatemeh等人^[9]通过设计算法适配雷达测量特性, 将点云数据转换为概率占据网格, 每个网格单元包含静态占据概率和动态运动矢量. 这一方法能够显著降低对激光雷达的依赖, 在雨雾等恶劣天气下仍保持85%以上检测率, 且存储效率比传统点云地图高3个数量级. 但雷达点云稀疏性导致小障碍物漏检率较高, 且在高速场景下动态目标追踪存在延迟. 郭丛帅等人^[10]通过融合改进A*算法与动态窗口法进行井下无人机轨迹规划, 引入虚拟力场模型处理动态障碍物. 该算法具有强实时性与高计算效率, 适用于井下狭窄非结构化环境. 但虚拟力场在密集动态障碍物中易陷入局部最优, 导致路径振荡.

以上研究成果在相关领域均有较大突破, 在针对复杂环境的特征感知与路径规划中给出的解决方案能保证无人机安全. 在上述工作的启发下, 本文设计了一种基于增量式占据网格图的地下管廊巡检无人机模型预测控制方法, 旨在解决GNSS拒止条件下的复杂狭小环境中四旋翼无人机自主导航和控制问题, 主要贡献如下.

(1) 结合雷达点云数据设计了增量式占据网格地图构建算法, 实现对地下管廊环境的稠密感知和稀疏表达, 降低计算量的同时减小了离散化描述造成的环境特征损失.

(2) 结合增量式占据网格地图设计了基于数据的无人机轨迹规划算法, 通过分层设计运动趋势路径规划与轨迹优化, 保证了轨迹规划的实时性与可用性.

(3) 结合增量式网格图和实时生成的轨迹研究了一种四旋翼无人机轨迹跟踪模型预测控制器(model predictive control, MPC), 实现了对生成轨迹的快速、安全、稳定跟踪, 保证了无人机执行任务的安全性与可靠性.

本文的主要内容安排如下: 第2节对需解决的主要

问题进行描述, 同时定义用于描述环境特征的变量并建立无人机模型; 第3节设计了增量式占据网格图的构建与更新算法; 第4节给出了基于数据的无人机自主轨迹生成算法; 第5节研究了融合占据网格与模型预测控制的无人机轨迹跟踪算法; 第6节设计实验实现在地下管廊环境下的实飞验证; 最后在第7节中给出结论.

2 问题描述与模型构建

在GNSS拒止的地下复杂管廊环境中, 四旋翼无人机巡检系统主要分为四个主要的功能模块: 环境感知模块、地图构建模块、轨迹规划模块以及轨迹跟踪模块. 为了清晰地描述各模块间的数据传输与转化关系, 定义用于描述环境特征和地图数据的全局坐标系(global map coordinate frame) ${}^G F$, 用于描述四旋翼无人机体相关状态的机体坐标系(body coordinate frame) ${}^B F$, 以及用于统一各传感器数据的传感器坐标系(measurement coordinate frame) ${}^M F$ ^[11].

对于采集的环境特征, 通过同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)进行前端处理^[11]. 环境特征的采集与数据化依赖传感器进行, 由于环境点云的采集不是本文的主要研究内容, 因此假设已经通过前端算法实现了对环境特征的提取与采集, 并且得到的数据与环境之间的差异在允许范围内.

在离散时间条件下, 传感器对环境采集的频率为 $f_s = 1/T_s$, 其中 T_s 为采样周期. 故对于任意时刻 $T = sT_s, s > 0$, 前端算法对环境感知并采集得到关键帧中的点云数据可以表示为 ${}^M \mathbf{I}_i^s = [x_i^s, y_i^s, z_i^s] \in \mathbb{R}^3$. 其中, 左上角标 M 表示点云所处的坐标系, 右上角标 $s \geq 0$ 表示数据更新的时刻, 右下角标 $i \geq 0$ 表示其在该关键帧的时间序号. 采集到的点云数据被保存在一个可变集合中, 记为 ${}^G \mathbf{L}_s = \{{}^G \mathbf{I}_1^s, {}^G \mathbf{I}_2^s, \dots, {}^G \mathbf{I}_n^s, \dots\}$. 其中, ${}^G \mathbf{I}_i^s = \mathbf{R}_M^G \mathbf{I}_i^s$ 表示通过旋转矩阵 $\mathbf{R}_M^G$ 将点云数据转化到地图坐标系.

为了离散化表述连续环境, 设定离散程度系数 d_s , 即网格图的网格的大小为 d_s . 对于处于任意高度 h 的平面上, 将平面依据离散程度系数分别沿 x, y 方向分割, 即可得到这一高度下的占据网格地图. 取网格上距离坐标原点最远的角点作为网格代表点, 其坐标为

$(x_h, y_h, h)^T$. 使用网格占据状态 $o_{x_h}^{y_h}$ 推广代表点坐标, 任意位置的占据网格可以表示为 ${}^G\mathbf{M}_{x_h}^{y_h} = (x_h, y_h, h, o_{x_h}^{y_h})^T$, 则高度 h 的网格图可以定义为集合 ${}^G\mathbf{M}_h = \{{}^G\mathbf{M}_{x_h}^{y_h}\}$.

对于四旋翼无人机而言, 除了对环境的感知和地图的描述外, 实现自主巡检任务需要通过控制器完成对给定轨迹的跟踪. 为了保证飞行过程中姿态稳定的前提下控制无人机的位置, 采用PID控制方法对姿态进行稳定控制. 控制器的控制频率为 $f_k = 1/T_k$, 其中 T_k 为控制周期. 选取四旋翼无人机的位置 $({}^Gp_x, {}^Gp_y, {}^Gp_z)^T$ 作为被控对象的状态 $\mathbf{x}_k = [{}^Gp_x, {}^Gp_y, {}^Gp_z]^T$, 四旋翼无人机受到的合力在三个坐标轴上的分量 ${}^Bf_x, {}^Bf_y, {}^Bf_z$ 作为控制输入 $\mathbf{u}_k = (u_x, u_y, u_z)^T = ({}^Bf_x, {}^Bf_y, {}^Bf_z)^T$, 无人机的最终位置 $\mathbf{y}_k = ({}^Gp_x, {}^Gp_y, {}^Gp_z)^T$ 作为被控对象的输出.

在不考虑外部干扰的条件下, 对于任意时刻 $T = kT_k$ 四旋翼无人机的离散化模型可以表示为^[12]

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k, \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k, \end{cases} \quad (1)$$

其中, 矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 分别表示状态矩阵、控制矩阵与输出矩阵. 为了便于后续控制算法设计, 给出以下假设.

假设1^[13] 为了保证系统控制的实时性, 假设控

制系统的采样频率与传感器数据的频率相同, 即 $f_u = f_s$, 且两个模块具有相同的时间起始点 $T = T_0 = 0$.

基于上述模型, 本文针对地下管廊巡检无人机设计的基于增量式占据网格图强化的模型预测控制方法各模块之间的数据传输与工作原理如图1所示. 其中, 巡检无人机搭载的环境感知模块, 由激光雷达通过主动感知地下管廊环境生成环境点云, 并传输给地图构建模块; 地图构建算法将接收到的点云按照给定的数据格式转化并生成本地级占据网格图, 同时增量更新至全局占据网格图中; 本地级地图的占据网格信息传输到轨迹规划模块, 由局部路径规划生成局部路径, 并将其合并至全局路径进行优化与平滑; 生成的轨迹将作为轨迹跟踪模块的参考轨迹并将全局占据网格图形成的环境约束等作为约束条件用于求解MPC控制器的优化问题, 最终实现对参考轨迹的跟踪.

3 环境感知与增量式占据网格图

四旋翼无人机在GNSS拒止的复杂未知环境中, 需要依赖自身携带的传感器感知环境并进行定位. 当使用诸如单目相机、双目相机等非主动式传感器时, 虽然传感器成本较低, 但是无法解决分辨率、抖动、模糊、畸变等传感器自身特性或运动状态带来的识别错误或特征点丢失的问题, 这导致了无人机对环境感知的不准确性, 进一步降低了自身定位的准确度. 而类似于长管廊的强退化场景, 对以上传感器及相关算法

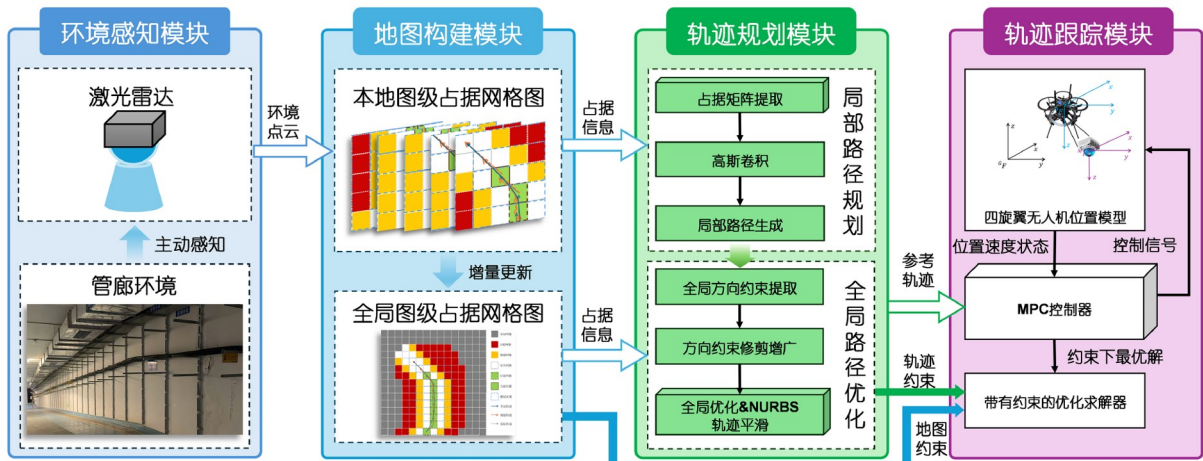


图1 (网络版彩图)控制系统组成与工作原理

Figure 1 (Color online) Control system composition and working principle.

的感知定位功能提出了更大的挑战。

为了解决以上问题, 本文引入了轻量级球面激光雷达作为环境感知传感器. 当无人机上电时, 设备启动将开始为算法提供感知到的点云. 将算法启动的时刻记为时间的起始时刻, 此时算法执行地图初始化. 当点云数量持续增加时, 如直接对点云进行计算将消耗大量资源, 带来数据爆炸的问题. 为了加速处理速度并合理利用地图信息, 本文引入占据网格图算法^[14]对点云信息进行进一步处理, 并在其基础上改进网格占据值的描述方法, 形成增量式占据网格图方法.

首先, 对地图进行初始化并保存在集合 ${}^G\mathbf{M} = \{{}^G\mathbf{M}_{h_0}, {}^G\mathbf{M}_{h_1}, \dots\}$ 中. 其中 $h_0, h_1, \dots$ 为依据地图离散程度系数 d_s 分布的高度数据. 对于任意高度的网格图 ${}^G\mathbf{M}_h$, 其网格元素可以表示为 ${}^G\mathbf{M}_{x_h}^{y_h} = (x_h, y_h, h, o_{x_h}^{y_h})^T$, 其中 x_h, y_h, h 为当前网格代表点的三维坐标. 占据网格的占据状态 $o_{x_h}^{y_h}$ 在初始化过程将被设定为255, 以便于后续轨迹规划的计算.

初始化阶段结束后, 传感器将以频率为 $f_s = 1/T_s$ 采集环境特征点云, 并通过前端处理后传输给占据网格图生成算法. 当运行到 $T = sT_s$ 时刻, 将传感器获取的点云按照坐标位置归类于对应的地图网格中, 并计算网格的占据状态.

定义用于描述网格内特征点分布的特征分布参数^[11]为 $\sigma_{x_h}^{y_h} = \left[\sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_x^s, \sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_y^s, \sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_z^s \right]^T$, 且

$$\sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_{dir} = \text{var}(p_{dir}) = \frac{\sum_{m=1}^i (p_m - \bar{p})^2}{i-1}, \quad (2)$$

其中, $p_{dir} \in \{p_x = x_i^s, p_y = y_i^s, p_z = z_i^s\}$ 表示特征点在三个方向的坐标值, $\bar{p} = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^i p_{dir}$ 表示在分三个方向上坐标值的均值, i 表示在当前时刻当前栅格 ${}^G\mathbf{M}_{x_h}^{y_h}$ 中所有特征点的总数量. 为了衡量点云在三个方向上的分布情况, 设定分布限制容差 $\sigma > 0$, 限制容差的值一般根据无人机的尺寸及其安全飞行半径确定.

当计算得到的分布参数满足 $\sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_{dir} > \sigma$ 时, 则认为特征点在该网格中的分布会影响无人机的安全飞行,

将占据状态置为254, 表示网格不可通行; 当计算得到的分布参数满足 $0 < \sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_{dir} \leq \sigma$ 时, 则认为特征点在该网格中的分布不足以影响无人机飞行, 但仍需规避, 将占据状态置为127; 当计算得到的分布参数满足 $\sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_{dir} \rightarrow 0$, 即其值趋近于0时, 则认为该网格内无障碍, 可安全通行, 将占据状态置0. 最终的占据状态可以表示为

$$o_{x_h}^{y_h} = \begin{cases} 255, & \text{init,} \\ 254, & \sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_{dir} > \sigma, \\ 127, & 0 < \sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_{dir} \leq \sigma, \\ 0, & \sigma_{x_h}^{y_h} \middle| p_{dir} \rightarrow 0. \end{cases} \quad (3)$$

由式(3)可以看出, 占据状态随着网格可用程度的增高而减小. 在程序运行过程中, 每当点云数据刷新, 算法将按照点云位置将特征点数据保存在网格中; 然后计算并更新各网格特征分布参数; 随后计算并更新各网格的占据状态; 最后更新地图数据.

占据网格图设计主要用于解决大量点云数据带来大量计算的问题. 但当系统运行时间过长时, 前述算法的设计仍将带来大量的存储占用及相关矩阵计算. 为解决这一问题, 本文提出增量式占据网格地图算法(incremental occupancy grid map algorithm). 该算法将地图分为两层: 全局级地图(global map class, GMC)与本地级地图(local map class, LMC).

由于激光雷达的传感器特性, 超出一定范围的点云可信度呈指数级下降趋势. 根据传感器自身状态设定感知范围大小 n_{work} , 在系统初始化阶段将以四旋翼无人机自身为中心, 按照 $n_{\text{work}} \times n_{\text{work}} \times n_{\text{work}}$ 创建LMC地图 ${}^G\mathbf{M}$ 并初始化. 更新网格占据值等各项数据时都在LMC下进行, 并与GMC进行比对, 如有不同则将新值增量更新至全局地图 ${}^G\mathbf{M}$. 无人机上的LMC与GMC都以矩阵进行存储. 这些矩阵的索引表示了其在占据网格图中的网格位置, 而矩阵中存储的值则表示占据状态. 在新数据到来时, 首先将采集到的点云数据转化为稀疏的占据矩阵, 并根据实际位置与已有LMC地图的占据状态进行比对, 随后按照时序将新的占据状态对上一时刻LMC地图对应位置的占据状态进行校验, 并将更新的占据值赋给LMC地图, 完成数据更新;

而对于GMC, 在当前位置的感知数据出现大量变化(一般为视野区域的一半)时, 会触发增量更新流程, 按照时序执行“比对-校验-更新”的步骤以完成GMC地图的更新. 如果占据状态全部相同, 则不进行更新计算, 无人机继续移动并采集新的数据进行计算. 算法伪代码如算法1所示.

4 数据驱动轨迹规划算法设计

对于未知的地下管廊环境, 相关算法在缺少先验地图的条件下很难实现路径规划^[15]. 为了解决这一问

算法1 增量式占据网格图算法

输入: $T = sT_s$ 时刻雷达点云数据帧 $^G \mathbf{L}_s$

输出: LMC地图 $^G \mathbf{M}_h^s$ 与GMC地图 $^G \mathbf{M}_h^s$

$^G \mathbf{M}_h^s \leftarrow \emptyset, \mathbf{M}_h^s \leftarrow \emptyset$

if $s = 0$ then

 初始化全局占据网格所有状态 $o_{x_h}^{y_h} = 255$

else

while $s > 0$ do

 初始化LMC占据网格图 $^G \mathbf{M}_h^s$

 根据式(2)计算网格内的点云分布参数 $\sigma_{x_h}^{y_h} \Big|_{p_{dir}}$

 if $\sigma_{x_h}^{y_h} \Big|_{p_{dir}} > \bar{\sigma}$ then

 网格被占据, 更新占据状态值 $o_{x_h}^{y_h} = 254$

 else

 if $\bar{\sigma} \geq \sigma_{x_h}^{y_h} \Big|_{p_{dir}} > 0$ then

 网格未完全占据, 更新占据状态值 $o_{x_h}^{y_h} = 127$

 else

 if $\sigma_{x_h}^{y_h} \Big|_{p_{dir}} \rightarrow 0$ then

 网格未占据, 更新占据状态值 $o_{x_h}^{y_h} = 0$

 end if

 end if

 end if

对比当前LMC网格图与GMC网格图对应位置的占据状态, 相同则不更新, 不同则使用LMC数据更新GMC数据

end while

end if

题, 本文提出了一种数据驱动的分层轨迹规划算法, 分别在LMC地图上进行局部路径规划并在GMC地图上进行轨迹优化, 最终得到平滑、可执行的路径.

4.1 LMC地图的运动趋势路径规划

由第3节中所述内容可知, 在算法初始化阶段, LMC地图数据将按照与GMC相同的初始化方法进行, 地图的占据状态均为初始状态. 与此同时, 无人机当前所处位置将被定义为路径的起始点, 记为 $^G \mathbf{r}_0 = [r_{x0}, r_{y0}, r_{z0}]^T$, 为路径规划设置的全局路径终点记为 $^G \mathbf{r}_{inf} = [r_{xf}, r_{yf}, r_{zf}]^T$. 据此可以得到全局路径规划的初始方向向量为 $^G \mathbf{r}_0^D = [^G \mathbf{r}_{inf}, ^G \mathbf{r}_0]$. 在算法执行过程中, 这一方向向量将作为已知轨迹总方向趋势的约束以保证无人机已知向着目标点的方向行进.

当算法执行到任意时刻 $T = sT_s$ 时四旋翼无人机在占据网格图的位置可以表示为 $^G \mathbf{M}_{x_h}^{y_h}$, $x_h = p_x^s$, $y_h = p_y^s$, $h = h_s = p_z^s$, 当前的LMC地图可以表示为

$$^G \mathbf{M}_h^s = \left\{ \begin{array}{l} ^G \mathbf{M}_{x_L}^{y_L} \left| \begin{array}{l} h = h_s, \\ x_L \in [x_h - m_g \cdot d_s, x_h + m_g \cdot d_s], \\ y_L \in [y_h - n_g \cdot d_s, y_h + n_g \cdot d_s] \end{array} \right. \right\}, \quad (4)$$

其中, $m_g = n_g = (n_{\text{work}} - 1) / 2$, 即在当前时刻, 无人机所在高度以其自身为中心的LMC感知距离.

定义对于任意高度 h 的地图占据矩阵为 $\mathbf{O}_h^s$, 以四旋翼无人机所处网格为 midpoint, 以感知范围 n_{work} 所划定的矩形区域中的网格占据状态为矩阵中对应位置的值, 其定义如下:

$$\mathbf{O}_h^s = \begin{bmatrix} o_{x_h+d_s, m_g}^{y_h-d_s, n_g} & \cdots & o_{x_h+d_s, m_g}^{y_h} & \cdots & o_{x_h+d_s, m_g}^{y_h+d_s, n_g} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ o_{x_h}^{y_h-d_s, n_g} & \cdots & o_{x_h}^{y_h} & \cdots & o_{x_h}^{y_h+d_s, n_g} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ o_{x_h-d_s, m_g}^{y_h-d_s, n_g} & \cdots & o_{x_h-d_s, m_g}^{y_h} & \cdots & o_{x_h-d_s, m_g}^{y_h+d_s, n_g} \end{bmatrix}_{n_{\text{work}}} \quad (5)$$

由式(5)中可以看出LMC地图占据矩阵是一个常数矩阵, 其结构类似于一张分辨率为 $n_{\text{work}} \times n_{\text{work}}$ 的灰度图.

由于占据网格是对地下空间环境进行离散化表示, 这种表示方法能够在不损失整体特征的情况下在一定程度上减小计算负担. 但由于环境的特殊性, 占据网格中存在相同或相似度极高的区间, 这会使规划算法失效. 为了能够在轨迹规划过程中更多包含环境信息的内容, 引入高斯卷积对占据图进行预处理^[16]. 对于文中设置的环境条件以及无人机自身参数, 选取的高斯核大小为 3×3 , 且高斯的模糊强度为 $\sigma_{\text{gauss}} = 1.0$. 高斯核函数的引入和对应参数的选择, 既能够在进行轨迹规划前对地图数据进行预处理保证地图数据的合理性, 又能够进一步提升规划轨迹的效率.

高斯核函数^[17]可以表示为

$$\mathbf{H}(m_h, n_h) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\text{gauss}}^2} e^{-\frac{m_h^2 + n_h^2}{2\sigma_{\text{gauss}}^2}}, \quad (6)$$

其中, $m_h, n_h \in \{-1, 0, 1\}$, 归一化参数 h_{norm} 满足

$$h_{\text{norm}} = \sum_{m_h=-1}^1 \sum_{n_h=-1}^1 \mathbf{H}(m_h, n_h). \quad (7)$$

最终经过处理的占据矩阵 $\mathbf{O}_h^s(m_o, n_o)$ 可以表示为

$$\mathbf{O}_h^s(m_o, n_o) = \sum_{m_h=-1}^1 \sum_{n_h=-1}^1 \frac{\mathbf{H}(m_h, n_h) \cdot \mathbf{O}_h^s(m_o, n_o)}{h_{\text{norm}}}, \quad (8)$$

其中, 式(8)中的变量 $m_o \in [x_h - d_s \cdot m_g, x_h + d_s \cdot m_g]$,

$n_o \in [y_h - d_s \cdot n_g, y_h + d_s \cdot n_g]$.

对于矩阵 $\mathbf{O}_h^s$, 按照 m_o 升序寻找每一行的最小值, 该值对应的网格区域代表该行的最优通行区域. 将所有网格的代表坐标记录在向量 ${}^G_L \Gamma_s^D$ 中, 表示当前LMC

中的最优轨迹控制点, 各点间具有方向的连线即为当前点的运动趋势方向. 整体算法的流程示意图如图2所示.

4.2 GMC地图的数据驱动约束路径优化

运动趋势路径规划模块的结果是占据网格代表坐标的坐标值, 如果直接使用这些离散的坐标点得到的无人机轨迹可能存在快速突变、锐角转弯等无人机难以执行的轨迹类型. 因此需要进一步处理以保证四旋翼无人机的可执行性.

从4.1小节中的定义可知, 初始化时, 算法根据目标位置的先验信息可以计算得出初始全局路径方向为 ${}^G \mathbf{r}_0^D$. 为了实现最终的路径规划, 定义GMC地图全局运动趋势向量为 ${}^G \Gamma^D$.

第1步: $T = 0$ 初始化阶段, LMC运动趋势规划算法将根据最初接收到的传感器数据规划运动趋势向量 ${}^G_L \Gamma_0^D$, 并将向量合并至全局趋势向量中, 计算方法为

$${}^G \Gamma_0^D = [{}^G_L \Gamma_0^D, {}^G \mathbf{r}_{\text{inf}}]. \quad (9)$$

此时全局趋势向量中存储的信息包含所有待执行路径点的坐标. 将所有路径点的坐标视为控制点, 对所有控制点进行非均匀有理B样条(non-uniform rational B-splines, NURBS)插值运算^[18], 即可得到初始化时刻全局可行轨迹. 将初始化的全局趋势向量 ${}^G \Gamma_0^D$ 的维度记为 n_Γ , 记与趋势向量中的控制点对应的权值向量为 $\mathbf{w}_\Gamma^D = [w_{\Gamma_0}, w_{\Gamma_1}, \dots, w_{\Gamma_{n_\Gamma}}]$, 从向量中的第一个点开始依次计算当前点与下一点之间的一步方向向量和当前点与目标点的目标方向向量, 如下式所示:

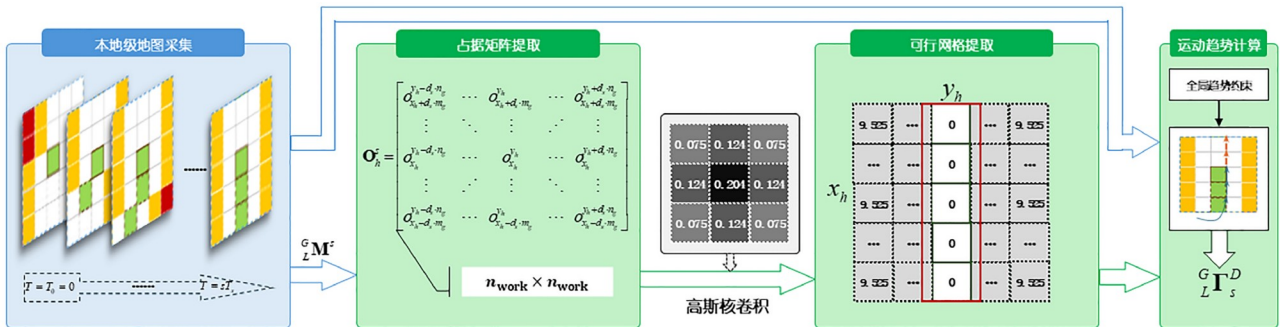


图 2 (网络版彩图)局部路径规划算法流程示意图

Figure 2 (Color online) Local path planning algorithm flow chart.

$$\begin{cases} \Delta^G \Gamma_{k+1}^D = {}^G \Gamma_{k+1}^D - {}^G \Gamma_k^D, \\ \Delta^G \Gamma_{k \rightarrow n_\Gamma}^D = {}^G \mathbf{r}_{\text{inf}} - {}^G \Gamma_k^D, \end{cases} \quad (10)$$

其中, $k = 0, 1, 2, \dots, n_\Gamma$. 如果一步方向向量与目标方向向量相同, 代表下一控制点的方向与最终目标的方向一致, 轨迹将趋向于靠近或经过该点; 如果一步方向向量与目标方向向量不同, 则轨迹将趋向于避开下一控制点. 具体权值赋值方法为

$$w_{\Gamma k} = \begin{cases} \frac{\Delta^G \Gamma_{k+1}^D \Delta^G \Gamma_{k \rightarrow n_\Gamma}^D}{\left\| \Delta^G \Gamma_{k+1}^D \right\| \cdot \left\| \Delta^G \Gamma_{k \rightarrow n_\Gamma}^D \right\|}, & \Delta^G \Gamma_{k+1}^D \cdot \Delta^G \Gamma_{k \rightarrow n_\Gamma}^D \geq 0, \\ \left(\frac{-\Delta^G \Gamma_{k+1}^D \Delta^G \Gamma_{k \rightarrow n_\Gamma}^D}{\left\| \Delta^G \Gamma_{k+1}^D \right\| \cdot \left\| \Delta^G \Gamma_{k \rightarrow n_\Gamma}^D \right\|} \right)^{-1}, & \Delta^G \Gamma_{k+1}^D \cdot \Delta^G \Gamma_{k \rightarrow n_\Gamma}^D < 0, \end{cases} \quad (11)$$

其中, $k = 0, 1, 2, \dots, n_\Gamma$.

定义插值的自变量构成的节点向量为 $\mathbf{u} \in \mathbf{U} = [u_0, u_1, \dots, u_{m_\Gamma}]$, 生成的平滑轨迹为一个关于自变量 $\mathbf{u}$ 的函数, 定义为^[18]

$${}^G \mathbf{r}_{\text{opt}}^k(\mathbf{u}) = \frac{\sum_{n_k=0}^k N_{n_k,p}(\mathbf{u}) \cdot {}^G \Gamma_{n_k}^D \cdot w_{\Gamma n_k}}{\sum_{n_k=0}^k N_{n_k,p}(\mathbf{u}) \cdot w_{\Gamma n_k}}, \quad (12)$$

其中 $N_{n_k,p}(\mathbf{u})$ 表示 p 阶基函数, 其递推关系可以表示为^[18]

$$N_{n_k,p}(\mathbf{u}) = \frac{\mathbf{u} - \mathbf{u}_{n_k}}{\mathbf{u}_{p+n_k} - \mathbf{u}_{n_k}} N_{n_k,p-1}(\mathbf{u}) + \frac{\mathbf{u}_{n_k+p+1} - \mathbf{u}}{\mathbf{u}_{p+n_k+1} - \mathbf{u}_{n_k+1}} N_{n_k+1,p-1}(\mathbf{u}), \quad (13)$$

且递推公式的初始条件设置为

$$N_{n_k,0}(\mathbf{u}) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \mathbf{u}_{n_k} \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{n_k+1}, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (14)$$

其中节点向量维数 m_Γ 、基函数阶数 p 、控制点数量 n_k 应满足 $m_\Gamma = p + n_k + 1$. 然后按照递推关系逐步计算对应的基函数、控制点权值, 最终得到初始化过程中的优化后轨迹点集合

$${}^G \mathbf{r}_0 = \left\{ {}^G \mathbf{r}_k \mid {}^G \mathbf{r}_k = \frac{1}{w_{\Gamma k}} \cdot \mathbf{P}_\Gamma \cdot {}^G \mathbf{r}_{\text{opt}}^k(\mathbf{u}), k = 0, \dots, n_\Gamma \right\}.$$

$$\text{其中, 投影矩阵定义为 } \mathbf{P}_\Gamma = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

第 s 步: 当算法运行到时刻 $T = sT_s$ 时, 该时刻LMC中得到的运动趋势向量表示为 ${}^G \Gamma_s^D$, 根据式(8), 首先将终点 ${}^G \mathbf{r}_{\text{inf}}$ 从向量末尾移除, 合并当前向量至全局趋势向量, 可以表示为

$${}^G \Gamma_s^D = [\text{trim}({}^G \Gamma_{s-1}^D, {}^G \Gamma_s^D), {}^G \mathbf{r}_{\text{inf}}], \quad (15)$$

其中, $\text{trim}({}^G \Gamma_{s-1}^D, {}^G \Gamma_s^D)$ 表示去除当前时刻生成的运动趋势向量与前一时刻全局趋势向量重叠的点, 及末尾的终点的函数, 记全局趋势向量的维度为 $n_{\Gamma s}$. 然后根据式(9)~(13)将当前时刻的全局趋势向量作为控制点序列进行计算, 得到当前时刻优化后的全局轨迹点集合 ${}^G \mathbf{r}_s$, 表示为

$${}^G \mathbf{r}_s = \left\{ {}^G \mathbf{r}_{k_s} \mid {}^G \mathbf{r}_{k_s} = \frac{1}{w_{\Gamma k_s}} \cdot \mathbf{P}_\Gamma \cdot {}^G \mathbf{r}_{\text{opt}}^{k_s}(\mathbf{u}), k_s = 0, \dots, n_{\Gamma s} \right\}, \quad (16)$$

其中, 集合内的点按照时间进行索引, 即对于时间 $T = sT_s$ 时刻的轨迹点可以表示为 $\mathbf{r}_s$. 据此, 通过以上算法设计, 能够生成一组安全、平滑、稳定的轨迹, 保证了四旋翼无人机的可执行性.

5 基于地图数据的模型预测控制器设计

在离散时间条件下, 为了解决四旋翼无人机的控制相对于系统执行具有不可解决的迟滞问题^[19], 本文引入模型预测控制并加以改进, 将第3和4小节中的相关约束引入优化过程, 形成了基于地图数据的模型预测控制(map-based model predictive control, MMPC).

5.1 MMPC方法设计

根据第2小节中式(1)的定义, 及4.2小节生成的参考轨迹, 在 $T = kT_k$ 时刻, 四旋翼无人机的位置误差定义为

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{r}_k. \quad (17)$$

根据假设1可知, 控制系统和传感器系统具有相同的采样频率, 且假设两个算法的时间起始点均为 $T = 0$, 为了便于计算, 控制模块部分将参考轨迹记为

$\mathbf{r}_k = \mathbf{r}_{s|0} \in {}^G \mathbf{r}_s$, $\mathbf{r}_{s|0}$ 为 0 时刻全局轨迹集合中 k 时刻的期望位置. 定义模型预测控制的状态预测时域 N_p , 定义用于优化控制效果的目标函数为 J 可以表示为^[20]

$$\begin{aligned} J &= J_u + J_s + J_f \\ &= \sum_{\tau=0}^{N_p-1} \mathbf{u}_{k+\tau}^T \mathbf{P} \mathbf{u}_{k+\tau} + \sum_{\tau=0}^{N_p-1} \mathbf{e}_{k+\tau}^T \mathbf{Q} \mathbf{e}_{k+\tau} \\ &\quad + \frac{1}{2} \mathbf{e}_{k+N_p}^T \mathbf{Q}_f \mathbf{e}_{k+N_p} \big|_k, \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $J_u = \sum_{\tau=0}^{N_p-1} \mathbf{u}_{k+\tau}^T \mathbf{P} \mathbf{u}_{k+\tau}$ 为控制能量优化函数, 以实现飞行过程中所需能量的最小化; $J_s = \sum_{\tau=0}^{N_p-1} \mathbf{e}_{k+\tau}^T \mathbf{Q} \mathbf{e}_{k+\tau}$ 为预测时域内的跟踪误差优化函数, 以实现预测时域内误差总和最小; $J_f = \frac{1}{2} \mathbf{e}_{k+N_p}^T \mathbf{Q}_f \mathbf{e}_{k+N_p} \big|_k$ 为跟踪误差的终端约束, 以保证优化向着收敛的方向进行. $\mathbf{P}, \mathbf{Q}, \mathbf{Q}_f$ 为正定对称的权值矩阵, 对应对角线上的值代表相关状态的重要性, 权值越大, 重要性越强.

根据目标函数, 四旋翼无人机对给出的参考轨迹的跟踪控制问题, 转化为目标函数为 J 的优化问题, 可以表示为^[20]

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_k^* &= \underset{\mathbf{u}_k}{\operatorname{argmin}} J, \\ \text{s.t. } \mathbf{X}_{k+N_p} &= \mathbf{A}_{N_p} \mathbf{x}_{k|k} + \mathbf{B}_{N_p} \mathbf{U}_{k+N_p}, \\ \mathbf{Y}_{k+N_p} &= \mathbf{C}_{N_p} \mathbf{x}_{k|k} + \mathbf{D}_{N_p} \mathbf{U}_{k+N_p}, \\ w_k &\in \mathbf{w}_\Gamma, \\ u_{\min} &\leq \|\mathbf{u}_k\| \leq u_{\max}, \\ \mathbf{U}_{k+N_p} &\leq \bar{\mathbf{A}}_{N_p} (\Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} - \mathbf{C} \mathbf{A}^{N_p} (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \mathbf{x}_k), \end{aligned} \quad (19)$$

其中,

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+N_p} = [\mathbf{x}_{k+1|k} & \mathbf{x}_{k+2|k} & \cdots & \mathbf{x}_{k+N_p|k}]^T, \\ \mathbf{Y}_{k+N_p} = [\mathbf{y}_{k|k} & \mathbf{y}_{k+1|k} & \cdots & \mathbf{y}_{k+N_p-1|k}]^T, \\ \mathbf{U}_{k+N_p} = [\mathbf{u}_{k|k} & \mathbf{u}_{k+1|k} & \cdots & \mathbf{u}_{k+N_p-1|k}]^T, \end{cases} \quad (20)$$

$$\mathbf{A}_{N_p} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}^{N_p} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_{N_p} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{A}\mathbf{B} & \mathbf{B} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}^{N_p-1}\mathbf{B} & \mathbf{A}^{N_p-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{B} \end{bmatrix}, \quad (21)$$

$$\mathbf{C}_{N_p} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{C}\mathbf{A} \\ \vdots \\ \mathbf{C}\mathbf{A}^{N_p-1} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{D}_{N_p} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{C}\mathbf{B} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{C}\mathbf{A}^{N_p-2}\mathbf{B} \end{bmatrix}, \quad (22)$$

$\mathbf{w}_\Gamma = [w_{\Gamma 0}, w_{\Gamma 1}, \cdots, w_{\Gamma k_r}]$, $k_r = 0, \cdots, n_\Gamma$ 表示所有路径点权值组成的权值向量, $u_{\min}, u_{\max}$ 为常数, 代表控制上下限, 且

$$\Delta \mathbf{r}_{k+N_p} = \mathbf{r}_{k+N_p} - \mathbf{r}_{k+N_p-1} = \mathbf{r}_{s+N_p} \big|_s - \mathbf{r}_{s+N_p-1} \big|_s, \quad s = k.$$

为了简化书写,

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}}_{N_p} &= \\ &= [(\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{A}^{N_p-1})^{-1} (\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{A}^{N_p-2})^{-1} \cdots (\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{A})^{-1} (\mathbf{A}\mathbf{B})^{-1} (\mathbf{B})^{-1}], \end{aligned}$$

优化问题的各项约束解释如下.

(1) 模型状态约束: 根据式(1)定义的系统模型, 控制器作用于系统中得到的状态应满足以下条件:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+N_p} = \mathbf{A}_{N_p} \mathbf{x}_{k|k} + \mathbf{B}_{N_p} \mathbf{U}_{k+N_p}, \\ \mathbf{Y}_{k+N_p} = \mathbf{C}_{N_p} \mathbf{x}_{k|k} + \mathbf{D}_{N_p} \mathbf{U}_{k+N_p}, \end{cases} \quad (23)$$

其中, $\mathbf{x}_{k+\tau|k}, \mathbf{y}_{k+\tau|k}, \mathbf{u}_{k+\tau|k}$ 代表 k 时刻对于 $k+\tau$ 时刻模型状态、模型输出和控制信号的预测值. 对于任意时刻预测时域上的初值, 满足 $\mathbf{x}_{k|k} = \mathbf{x}_k$.

(2) 路径点约束: 无人机经过的路径点应来自生成的路径, 即对应点的约束权值应在每一时刻生成的权值向量中.

(3) 控制约束: 由于四旋翼无人机自身特性及电机功率限制, 控制信号应满足给定的约束范围. $\mathbf{u}_k$ 表示预测区间的第一个预测时刻的控制信号值, 视为最终的控制信号.

(4) 终端约束: 为了保证优化过程中在控制预测区间中向着正确的方向进行, 但能够允许短时间内的微量偏差. 因此需要限制预测区间终点的状态向着收敛的方向发展.

基于上述条件构建的约束优化问题在仿真中可以使用 MATLAB 提供的 MPC 工具箱进行计算^[8]. 在实际应用中, 可以通过实施梯度下降算法获得最优解.

5.2 MMPC 可行性分析

根据第 5.1 小节的控制器设计, 无人机将在控制器的作用下严格满足各约束条件和优化目标执行对地下

管廊空间的巡检任务, 且保证控制器作用下巡检无人机能够稳定跟踪参考轨迹. 从终端约束的定义中可以看出, 这一约束可以作为定义系统稳定性的Lyapunov函数的备选定义之一^[21]. 定义预测时域上任意时刻 k 的终端误差为 $\mathbf{e}_{k+N_p|k}$, 对于预测时域 N_p , 控制器的Lyapunov函数可以表示为

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{e}_{k+N_p|k}^T \mathbf{R} \mathbf{e}_{k+N_p|k}, \quad (24)$$

其中, $\mathbf{R}$ 为正定常数矩阵. 由此可得, 在当前时刻的一步预测误差基础上的Lyapunov函数^[21]可以表示为

$$\mathbf{V}_{k+1} = \mathbf{e}_{k+1+N_p|k}^T \mathbf{R} \mathbf{e}_{k+1+N_p|k}, \quad (25)$$

故有

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{V}_{k+1} &= \mathbf{V}_{k+1} - \mathbf{V}_k \\ &= \mathbf{e}_{k+1+N_p|k}^T \mathbf{R} \mathbf{e}_{k+1+N_p|k} - \mathbf{e}_{k+N_p|k}^T \mathbf{R} \mathbf{e}_{k+N_p|k}. \end{aligned} \quad (26)$$

根据式(17)的定义, 可以得到

$$\begin{cases} \mathbf{e}_{k+N_p|k} = \mathbf{y}_{k+N_p|k} - \mathbf{r}_{k+N_p}, \\ \mathbf{e}_{k+1+N_p|k} = \mathbf{y}_{k+1+N_p|k} - \mathbf{r}_{k+1+N_p}, \end{cases} \quad (27)$$

将式(27)代入式(26)可得

$$\Delta \mathbf{V}_{k+1} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_{k+1+N_p|k} - \mathbf{y}_{k+N_p|k} - (\mathbf{r}_{k+1+N_p} - \mathbf{r}_{k+N_p}) \\ \mathbf{R}(\mathbf{y}_{k+1+N_p|k} - \mathbf{y}_{k+N_p|k} - (\mathbf{r}_{k+1+N_p} - \mathbf{r}_{k+N_p})) \end{pmatrix}^T, \quad (28)$$

根据式(19), 可得

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{k+N_p|k} = \mathbf{C} \mathbf{x}_{k+N_p|k} \\ = \mathbf{C}(\mathbf{A} \mathbf{x}_{k+N_p-1|k} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+N_p-1|k}) \\ = \dots \\ = \mathbf{C} \left(\mathbf{A}^{N_p} \mathbf{x}_k + \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} \right), \\ \mathbf{y}_{k+1+N_p|k} = \mathbf{C} \mathbf{x}_{k+1+N_p|k} \\ = \mathbf{C}(\mathbf{A} \mathbf{x}_{k+N_p|k} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+N_p|k}) \\ = \dots \\ = \mathbf{C} \left(\mathbf{A}^{N_p+1} \mathbf{x}_k + \mathbf{A} \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+N_p|k} \right), \end{cases} \quad (29)$$

代入式(28), 可得

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{V}_{k+1} &= \begin{pmatrix} \mathbf{C} \left(\mathbf{A}^{N_p+1} \mathbf{x}_k + \mathbf{A} \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+N_p|k} \right) \\ -\mathbf{C} \left(\mathbf{A}^{N_p} \mathbf{x}_k + \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} \right) - \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} \end{pmatrix}^T \mathbf{R} \begin{pmatrix} \mathbf{C} \left(\mathbf{A}^{N_p+1} \mathbf{x}_k + \mathbf{A} \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+N_p|k} \right) \\ -\mathbf{C} \left(\mathbf{A}^{N_p} \mathbf{x}_k + \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} \right) - \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \mathbf{C} \mathbf{A}^{N_p} (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \mathbf{x}_k + (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} \\ + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+N_p|k} - \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} \end{pmatrix}^T \mathbf{R} \begin{pmatrix} \mathbf{C} \mathbf{A}^{N_p} (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \mathbf{x}_k + (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \mathbf{B} \sum_{n=0}^{N_p-1} \mathbf{A}^{N_p-n-1} \mathbf{u}_{k+n|k} \\ + \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+N_p|k} - \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} \end{pmatrix} \\ &= \left\{ \mathbf{C} \mathbf{A}^{N_p} (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \mathbf{x}_k + \bar{\mathbf{A}}_{N_p} \mathbf{U}_{k+N_p} - \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} \right\}^T \mathbf{R} \left\{ \mathbf{C} \mathbf{A}^{N_p} (\mathbf{A} - \mathbf{I}) \mathbf{x}_k + \bar{\mathbf{A}}_{N_p} \mathbf{U}_{k+N_p} - \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} \right\}. \end{aligned} \quad (30)$$

通过引入杨氏不等式^[8], 式(30)可以表示为

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{V}_{k+1} &\leq -\mathbf{M}_1 \|\mathbf{x}_k\|^2 - \mathbf{M}_2 \|\mathbf{U}_{k+N_p}\|^2 - \mathbf{M}_3 \|\Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p}\|^2 + 2\mathbf{x}_k^T \mathbf{M}_1^T \mathbf{M}_2 \mathbf{U}_{k+N_p} - 2\mathbf{x}_k^T \mathbf{M}_1^T \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} - 2\mathbf{U}_{k+N_p}^T \mathbf{M}_2^T \mathbf{M}_3 \Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p} \\ &\leq -\mathbf{M}_1 \|\mathbf{x}_k\|^2 - \mathbf{M}_2 \|\mathbf{U}_{k+N_p}\|^2 - \mathbf{M}_3 \|\Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p}\|^2 + \lambda_1 \mathbf{M}_1^T \mathbf{M}_2 \|\mathbf{x}_k\|^2 + \frac{1}{\lambda_1} \|\mathbf{U}_{k+N_p}\|^2 + \lambda_2 \mathbf{M}_1 \|\mathbf{x}_k\|^2 + \frac{1}{\lambda_2} \|\Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p}\|^2 \\ &\quad + \lambda_3 \mathbf{M}_2 \|\mathbf{U}_{k+N_p}\|^2 + \frac{1}{\lambda_3} \|\Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p}\|^2 \\ &\leq -\left(\mathbf{M}_1 - \lambda_1 \mathbf{M}_1^T \mathbf{M}_2 - \lambda_2 \mathbf{M}_1 \right) \|\mathbf{x}_k\|^2 - \left(\mathbf{M}_2 - \frac{1}{\lambda_1} \mathbf{I}_{\text{id}} - \lambda_3 \mathbf{M}_2 \right) \|\mathbf{U}_{k+N_p}\|^2 - \left(\mathbf{M}_3 - \frac{1}{\lambda_2} \mathbf{I}_{\text{id}} - \frac{1}{\lambda_3} \mathbf{I}_{\text{id}} \right) \|\Delta \mathbf{r}_{k+1+N_p}\|^2, \end{aligned} \quad (31)$$

其中, $\mathbf{M}_1 = \mathbf{C}\mathbf{A}^{N_p}(\mathbf{I}_{\text{id}} - \mathbf{A})\mathbf{R}$, $\mathbf{M}_2 = \bar{\mathbf{A}}_{N_p}\mathbf{R}$, $\mathbf{M}_3 = \mathbf{R}$.

在满足控制约束的优化条件下, 式(28)中各项参数需满足以下条件:

$$\min \left\{ \begin{array}{l} \Pi(\mathbf{M}_1 - \lambda_1 \mathbf{M}_1^T \mathbf{M}_2 - \lambda_2 \mathbf{M}_2), \\ \Pi(\mathbf{M}_2 - \frac{1}{\lambda_1} \mathbf{I}_{\text{id}} - \lambda_3 \mathbf{M}_2), \\ \Pi(\mathbf{M}_3 - \frac{1}{\lambda_2} \mathbf{I}_{\text{id}} - \frac{1}{\lambda_3} \mathbf{I}_{\text{id}}) \end{array} \right\} \geq 0, \quad (32)$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 > 0$, $\Pi(\cdot)$ 表示矩阵的特征值, $\mathbf{I}_{\text{id}}$ 表示单位矩阵. 带入式(31), 可以得到

$$\Delta V_{k+1} \leq 0. \quad (33)$$

由此可知, 被控系统向目标轨迹收敛, 并最终趋向于稳定^[21], 实现了对轨迹的跟踪, 控制算法的可行性得以证明.

6 仿真与实验

为了验证本文提出方法的有效性, 设计实现了一个基于下置球面激光雷达的四旋翼无人机巡检平台. 该平台由结构与动力模块、飞行控制模块、上位机模块、传感器模块构成. 其中无人机机架由200 mm轴距碳纤维铝合金复合材质构成, 动力系统采用KV2400无刷电机搭配5寸3叶旋翼; 飞行控制模块使用基于开源飞控系统Pixhawk4的开源飞控板MicoAir743; 上位机模块采用了RK3588s核心处理器的开发板; 传感器模块选用MID-360激光雷达.

实验在真实城市管廊中进行, 其环境特征如图3俯视图所示. 四旋翼巡检无人机从起始点出发, 在GNSS拒止、现场环境无先验地图条件下通过全长约50 m的管廊, 到达终止点结束巡检任务. 在行进过程中, 环境中存在电话箱、仪表组、通行楼梯等3个障碍, 并且分别在10和35 m处有45°的转弯. 无人机需要在该环境下进行完全自主的环境感知、地图重建、轨迹规划与路径跟踪, 从而完成整个巡检过程. 无人机部署的算法相关的参数如表1所示.

点云与GMC地图对比如图4所示, 实验过程如图5所示. 实时规划的参考轨迹与实际飞行轨迹对比图如图6所示, 各方向上的实际位置与参考位置的对比图如图7所示. 运行过程中的控制信号数据对比如图8所示.

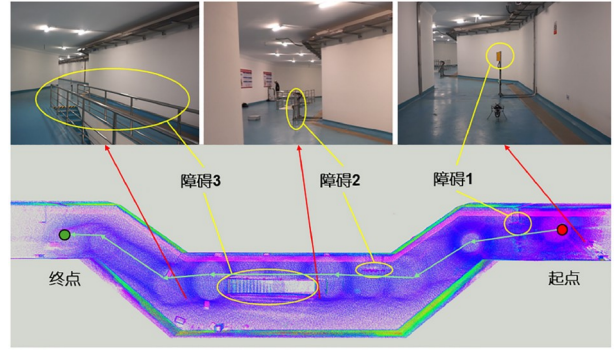


图3 (网络版彩图)管廊环境及实验过程示意图

Figure 3 (Color online) Underground pipeline corridor environment and experimental process.

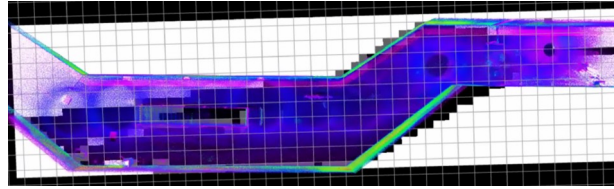


图4 (网络版彩图)实验过程占据网格图与点云图对比

Figure 4 (Color online) Comparison of occupancy grid map and point cloud map during experiment.

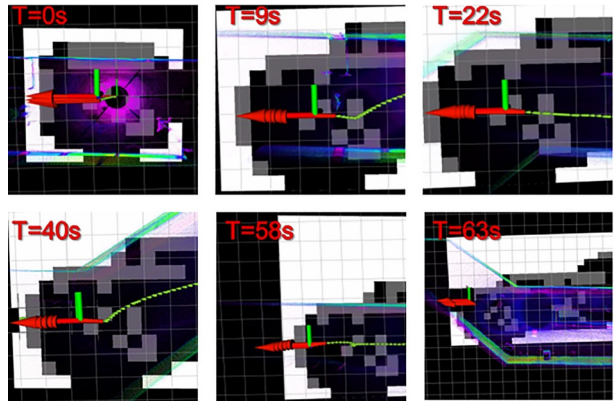


图5 (网络版彩图)各主要时刻点云与局部图级占据网格图

Figure 5 (Color online) Point cloud and local level map occupancy grid at main timestamps.

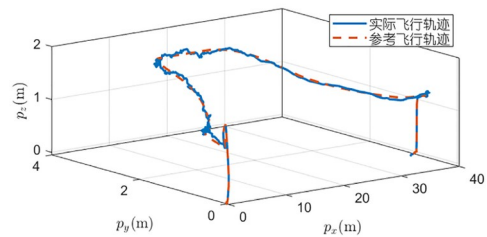


图6 (网络版彩图)三维飞行轨迹与参考轨迹对比

Figure 6 (Color online) Comparison of 3D flight trajectory with reference trajectory.

表 1 相关参数值设定表

Table1 Related parameter value setting

参数名	物理意义	数值	单位
f_s, f_u	传感器频率, 控制器频率	20	Hz
d_s	地图离散程度系数	0.5	m
n_{work}	LMC感知范围	15	—
p	NURBS基函数阶数	2	—
$\mathbf{P}$	控制器优化函数控制系数矩阵	$\begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	—
$\mathbf{Q}$	控制器优化函数状态系数矩阵	$\begin{bmatrix} 1.5 & 0 & 0 \\ 0 & 1.5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	—
$\mathbf{Q}_f$	控制器优化函数终端状态系数矩阵	$\begin{bmatrix} 1.8 & 0 & 0 \\ 0 & 1.8 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	—
N_p	状态预测时域	5	—

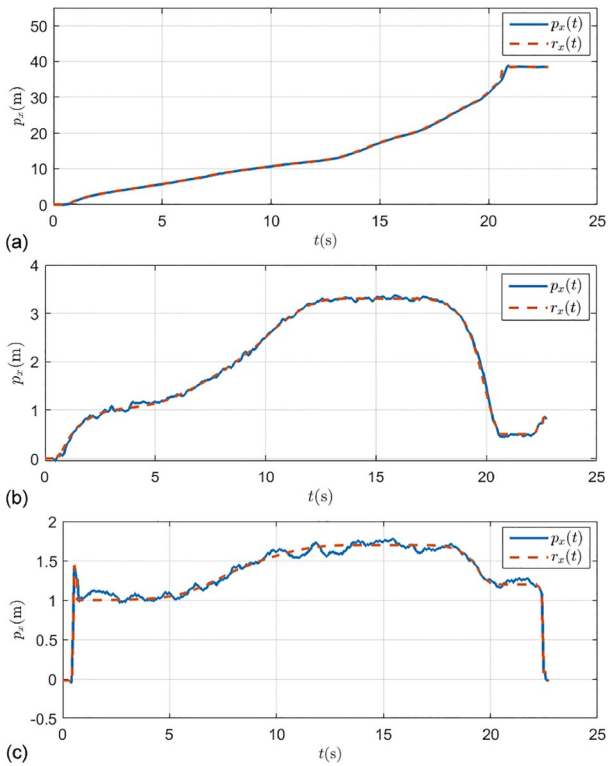


图 7 (网络版彩图)无人机实际位置与规划轨迹对比. (a)~(c) 三轴位置数据对比

Figure 7 (Color online) Comparison between real-time position and planned trajectory. (a)~(c) Comparison of position in 3 axes.

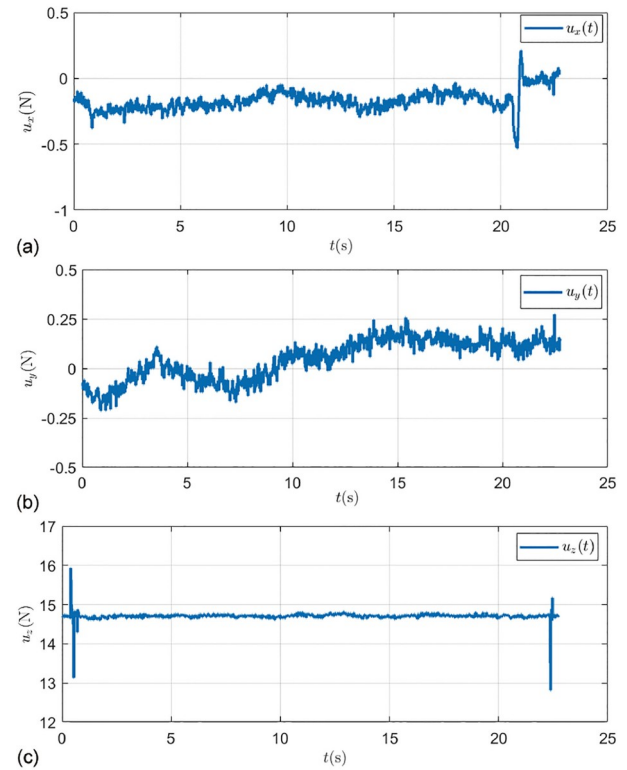


图 8 (网络版彩图)无人机控制信号示意图. (a)~(c) 三轴控制信号对比

Figure 8 (Color online) Control signal of QUAU. (a)~(c) Control signal on 3 axes.

实验过程中通过收集在执行自动探索与路径规划任务过程中机载计算机CPU的占用量数据,与直接通过点云搜索可行路径时的机载计算机CPU的占用量数据进行对比.在同一设备的条件下,CPU占用比例降低了85%.由以上实验数据可以得知,论文设计的方法有效率保留了环境的特征数据,并使用分层设计的轨迹规划策略和轨迹跟踪算法实现了四旋翼无人机的自主巡检飞行,验证了设计算法各模块的有效性.

7 结论

本文针对GNSS拒止环境下复杂狭小空间四旋翼

无人机自主巡检存在的问题,提出了一种融合增量式占据网格地图与模型预测控制的智能导航与控制方法.通过轻量级激光雷达感知环境,并设计增量式占据网格算法,实现了点云数据的稀疏化表达与动态增量更新,显著降低了85%的计算负载,同时有效保留了环境稠密特征.最后,在占据状态约束与终端稳定性条件等的约束下,设计基于占据网格图的模型预测控制器,在复杂管廊环境中实现对轨迹的高精度跟踪.管廊实地实验表明,该算法在无先验地图条件下可高效完成全自主巡检任务.未来本研究的基础算法将进一步扩展至多智能体协同巡检场景,为城市地下空间无人化集群巡检的工程化应用提供技术支撑.

致谢 在柏荣奕、杨浩宇、袁梦顺、吴陈远、郭轩昂的通力协助下武汉光谷城市管廊管理中心试验得以顺利实施,在此表示衷心感谢.

参考文献

- 1 Zhang X L, Zhao K G, Li Y S, et al. Construction of regional cooperative emergency management system for urban integrated pipeline corridor (in Chinese). *China Saf Sci J*, 2025, 35 :189–194 [张晓蕾, 赵开功, 李严肃, 等. 城市综合管廊区域协同应急管理体系构建. *中国安全科学学报*, 2025, 35: 189–194]
- 2 Chen L, Miao Z Q, Wang X K, et al. Overview on autonomous aircraft technology and its application to low-altitude economy (in Chinese). *ROBOT*, 2025, 47: 470–496 [陈林, 缪志强, 王祥科, 等. 自主飞行器技术及其在低空经济中的应用综述. *机器人*, 2025, 47: 470–496]
- 3 Zhang X Y, Rong S S, Li J, et al. State-of-the-art and technical trends of intelligent flying cars (in Chinese). *Sci Sin Tech*, 2024, 54: 601–624 [张新钰, 荣松松, 李骏, 等. 智能飞行汽车关键技术及发展趋势. *中国科学: 技术科学*, 2024, 54: 601–624]
- 4 Zhan Q X, Shu Y H, Xiao L J H, et al. Positioning and navigation of intelligent inspection UAV for boiler furnace of thermal power plant based on multi-sensor fusion (in Chinese). In: *Proceedings of 2020 China Automation Congress (CAC2020)*. New York: Curran Associates, 2020. 588–593 [占全喜, 舒艺沅, 肖林俊浩, 等. 基于多传感器融合的火电站锅炉炉膛智能巡检无人机的定位导航. 2020中国自动化大会(CAC2020). 纽约: Curran Associates, 2020. 588–593]
- 5 Duan H B, Wang Z Z, Huo M Z, et al. New progresses in autonomous control technology for UAV with manipulator (in Chinese). *Sci Sin Tech*, 2024, 54: 1533–1548 [段海滨, 王壮壮, 霍梦真, 等. 带爪无人机自主控制技术新进展. *中国科学: 技术科学*, 2024, 54: 1533–1548]
- 6 Nan Z H, Liu D Y, Dong M, et al. Robust filtering method for GNSS denied multi-source autonomous navigation (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2024, 45(S1): 730782 [南子寒, 刘大禹, 董明, 等. GNSS拒止下多源自主导航鲁棒滤波方法. *航空学报*, 2024, 45(S1): 730782]
- 7 Zhang Z Y, Duan H B. Virtual error-based distributed cooperative control for multiple UAVs under time-varying switching topologies (in Chinese). *Sci Sin Tech*, 2024, 54: 1637–1651 [张兆宇, 段海滨. 时变切换拓扑下基于虚拟误差的无人机集群分布式协同控制. *中国科学: 技术科学*, 2024, 54: 1637–1651]
- 8 Zhao J, Chen M. Dynamic event-triggered robust feedback model predictive tracking control of air-breathing hypersonic vehicle based on disturbance preview. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2025, 61: 3291–3305
- 9 Safaeipour F, Hashemi M. Semantic-aware and goal-oriented communications for object detection in wireless end-to-end image transmission. In: *Proceedings of 2024 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC)*. Piscataway: IEEE, 2024. 182–187
- 10 Guo C S, Liu H, Nie S D, et al. Trajectory planning for autonomous vehicles considering complex terrains and obstacle scales (in Chinese). *Automot Eng*, 2025, 47: 645–657 [郭丛帅, 刘辉, 聂士达, 等. 考虑复杂地形和障碍尺度的无人机轨迹规划. *汽车工程*, 2025, 47: 645–657]

- 11 Xu W, Cai Y, He D, et al. FAST-LIO2: Fast direct LiDAR-inertial odometry. [IEEE Trans Robot](#), 2022, 38: 2053–2073
- 12 Guo H, Chen M, Jiang Y, et al. Distributed adaptive human-in-the-loop event-triggered formation control for QUAVs With quantized communication. [IEEE Trans Ind Inf](#), 2023, 19: 7572–7582
- 13 Faizullin M, Kornilova A, Ferrer G. Open-source lidar time synchronization system by mimicking GNSS-clock. In: Proceedings of 2022 IEEE International Symposium on Precision Clock Synchronization for Measurement, Control, and Communication (ISPCS). Piscataway: IEEE, 2022: 1–5
- 14 Cai Y, Kong F, Ren Y, et al. Occupancy grid mapping without ray-casting for high-resolution LiDAR sensors. [IEEE Trans Robot](#), 2024, 40: 172–192
- 15 Yu C, Chen M, Yong K N. Round-trip path planning for unmanned aerial vehicle based on improved RRT* algorithm (in Chinese). [Sci Sin Tech](#), 2023, 53: 1911–1921 [俞成, 陈谋, 雍可南. 基于改进RRT*算法的无人机往返航迹规划. 中国科学: 技术科学, 2023, 53: 1911–1921]
- 16 Sun X, Chen C, Wang X, et al. Gaussian dynamic convolution for efficient single-image segmentation. [IEEE Trans Circuits Syst Video Technol](#), 2022, 32: 2937–2948
- 17 Zeller M, Behley J, Heidingsfeld M, et al. Gaussian radar transformer for semantic segmentation in noisy radar data. [IEEE Robot Autom Lett](#), 2023, 8: 344–351
- 18 Zhao M, Pan B, Ran Y, et al. NURBS-based sequential convex programming for onboard trajectory optimization. [IEEE Trans Aerosp Electron Syst](#), 2024, 60: 3807–3821
- 19 Wu Y, Chen M, Li H, et al. Event-triggered distributed intelligent learning control of six-rotor UAVs under FDI attacks. [IEEE Trans Artif Intell](#), 2024, 5: 3299–3312
- 20 Jin L, Liu L, Wang X, et al. Physical-informed neural network for MPC-based trajectory tracking of vehicles with noise considered. [IEEE Trans Intell Veh](#), 2024, 9: 4493–4503
- 21 Ames A D, Xu X, Grizzle J W, et al. Control barrier function based quadratic programs for safety critical systems. [IEEE Trans Automat Contr](#), 2017, 62: 3861–3876

Model predictive control based on incremental occupancy grid map for underground utility tunnels inspection UAV

WANG XiaoLong, CHEN Mou, ZHOU TongLe & SHAO ShuYi

College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

In response to the challenges of autonomous perception, localization, and control of unmanned aerial vehicles in global navigation satellite system (GNSS)-denied underground utility tunnels, this paper proposes a model predictive control method based on an incremental occupancy grid. A lightweight LiDAR is used for environmental perception to generate point clouds, which are sparsely represented and hierarchically processed via an incremental occupancy grid mapping algorithm. This approach reduces computational and storage overhead while minimizing the discretization loss of environmental features. A data-driven hierarchical trajectory planning algorithm is then designed: at the local map level, Gaussian convolution kernels are applied to the occupancy matrix to generate real-time motion directional paths; at the global map level, non-uniform rational B-spline-based global directional constraints are incorporated to optimize and produce smooth, executable trajectories. Building on this framework, occupancy grid state constraints, waypoint constraints, and terminal stability constraints are introduced, enabling the MPC to achieve rapid and stable trajectory tracking in complex and confined environments. Finally, real-world flight experiments verify that the proposed method efficiently performs environmental perception, real-time planning, and precise tracking without prior maps, effectively solving the autonomous navigation and control problem of quadrotor UAVs in GNSS-denied scenarios and providing a reliable solution for autonomous inspection of urban underground utility tunnels.

underground utility tunnels inspection, GNSS-denied environment, autonomous trajectory planning, incremental occupancy grid map algorithm, model predictive control

doi: [10.1360/SST-2025-0165](https://doi.org/10.1360/SST-2025-0165)