

四旋翼无人机飞行轨迹优化与控制研究

刘承相^{1,2}, 熊俊杰¹, 杨东平¹, 陈巍¹

(1. 吉林动画学院 民航学院, 长春 130013;

2. 空军工程大学 航空工程学院, 西安 710100)

摘要: 当前四旋翼无人机在不同领域的应用较为广泛, 但无人机在航线行驶过程中常常会受到障碍的阻碍而导致无人机与预定航线出现偏差; 为此研究对无人机轨迹进行优化分析, 提出了一种优化梯度下降算法和 A* 算法结合的新模型, 新模型通过梯度下降算法对 A* 算法进行优化; 经仿真测试新模型在无人机轨迹优化效果上有明显提升, 新模型比传统算法模型位移偏差降低了 0.34 m, 角度偏差减低了 0.32 rad, 避障效率得到提升, 可见使用新模型能够有效地提升无人机的飞行效率, 避免无人机航道停留, 提升航线安全性, 并且研究使用的新模型能够有效提升无人机轨迹优化效果, 这对今后四旋翼无人机的轨迹优化性能提升有很好的参考价值。

关键词: 梯度下降算法; A* 算法; 四旋翼无人机; 轨迹优化

Research on Flight Trajectory Optimization and Control of Quadrotor UAVs

LIU Chengxiang^{1,2}, XIONG Junjie¹, YANG Dongping¹, CHEN Wei¹

(1. School of Civil Aviation, Jilin Animation Institute, Changchun 130013, China;

2. School of Aeronautical Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710100, China)

Abstract: Currently, quadrotor UAVs are widely applied in different fields. However, UAVs are often hindered by obstacles during flight, which leads to deviation from preset routes. For this reason, this paper optimizes and analyzes the trajectory of UAVs, proposes a new model combining optimized gradient descent algorithm and A* algorithm, and optimizes the A* algorithm through the gradient descent algorithm. After simulation testing, the results show that the new model has significantly improved the trajectory optimization effect of UAVs, and compared to the traditional algorithm model, the new model reduces the displacement deviation of 0.34 m and the angular deviation of 0.32 rad, increases the efficiency of obstacle avoidance and the efficiency the flight of UAVs, avoids the UAV airway stays, and improves the safety of routes and the optimized effect of UAV trajectory, which provides a good reference value for quadcopter UAV trajectory optimization performance in the future.

Keywords: gradient descent algorithm; A* algorithm; quadcopter UAV; Trajectory optimization

0 引言

四旋翼无人机因其出色的机动性和适应性, 在许多应用中都扮演着至关重要的角色^[1]。无论是在商业摄影、交通监控、环境监测还是紧急救援中, 精确和高效的轨迹规划都是实现任务成功的关键因素^[2]。轨迹优化不仅影响无人机的能效和安全性, 还直接关联到任务的执行效率和响应速度^[3]。A* 算法作为一种经典的路径搜索算法, 因其高效的路径寻找能力而广泛应用于无人

机的轨迹规划中^[4]。算法通过评估从起点到目标点的代价, 以及每个节点到目标点的预估代价来确定最佳路径。然而尽管 A* 算法在路径寻找中表现出色, 它在处理大规模或复杂环境的轨迹规划时仍面临计算效率和路径优化度的挑战。文献 [5] 为了优化无人飞行器的路径规划, 提出了利用元启发式算法进行优化的方法。研究表明, 元启发式算法是解决路径规划问题的有效手段, 尤其在处理单目标和多目标问题上展现出显著优势。同时, 该算法在复杂和动态环境中, 以及应对战

收稿日期:2024-05-20; 修回日期:2024-07-05。

作者简介:刘承相(1979-)男, 硕士, 讲师。

引用格式:刘承相, 熊俊杰, 杨东平, 等. 四旋翼无人机飞行轨迹优化与控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(7):146-153.

场、救援任务和多架无人机协同等挑战时,也具有重要应用价值,可见使用优化算法对无人机轨迹进行优化能够有效提升其优化效果^[5]。文献[6]为了构建智能城市的自动化与网络化支柱,提出了一种新型轨迹优化算法,采用改进的A*搜索算法与高精度算法。研究结果表明,该方法能显著提升飞行器的执行精度,有效缓解安全制约,提高无人飞行器在多样化操作中的有效性^[6]。但同样对于飞行器的性能提升有较大的局限性。文献[7]为了提高无人机群在灾区的搜索效率,提出了基于包含概率的无人机群搜索轨迹规划方法。该方法引入先验信息中的目标分布概率图,并构建任务区域划分方法和搜索轨迹。研究结果表明,该方法能在有限时间内实现全覆盖搜索,优先覆盖高概率区域,提高搜索效率和累计成功概率,同时保持高时间效率和求解精度^[7]。文献[8]为了解决无人机在搜救任务中避障路径规划算法计算时间长、内存占用大的问题,提出了结合A*算法和任务分配算法的方法。该方法通过网格显示环境,划分任务区,并在任务区内进行路径规划。研究结果表明,该方法能有效生成最短无碰撞路径,通过模拟评估证实其有效性^[8]。文献[9]为了解决无人机集群在未知环境中无先验信息的搜索问题,提出了一种基于信息素的无人机集群协同搜索算法。该算法通过构建搜索模型和信息素地图,实现了高效、抗毁性强的搜索效果。研究结果表明,该算法能有效覆盖搜索区域,受集群初始位置影响小^[9]。文献[10]为了解决进化算法在无人机路径规划上的不稳定性和收敛精度不高的问题,提出了折射麻雀搜索算法(RSSA)。该算法通过扩大搜索范围、提高搜索细致度和优化解的质量,有效提升了算法性能。研究结果表明,RSSA算法在标准测试函数中表现优异,并在无人机路径规划应用中显示出更小方差和更低代价^[10]。

A*算法在无人机领域有较好的轨迹优化效果,但该方法还存在一些问题,因此研究使用了新的GD算法对其进行优化分析。文献[11]为了探索深度学习模型中的梯度下降(GD)优化方法,提出了一种结合多种GD优化方法组合的架构。研究结果表明,通过混合技术,GD优化方法在多阶段中表现出更高的效率。实验通过谷歌colab python完成,验证了该技术的有效性^[11]。文献[12]为了克服人工神经网络在训练时可能陷入局部最小值的局限性,研究提出了COOT-ANN新型混合人工神经网络模型,采用基于元启发式的COOT优化算法优化网络参数。研究结果表明,COOT-ANN在精确度、交叉熵、 F_1 分数和Cohen's Kappa指标上均优于传统优化技术^[12]。文献[13]为了克服离散RIS优化中的量化误差和可扩展性问题,提出了将离

散优化问题转化为连续域概率参数优化的综合概率技术。研究结果表明,所提技术能精确解决离散RIS优化问题,并优于其他一般方法,如CPP和SDR,适用于各种离散RIS应用场景^[13]。文献[14]为了优化到达角度(AOA)协同定位下的无人机路径,考虑到量测噪声随距离变化的特点,该研究提出了一种变增益无迹卡尔曼滤波算法,并分析了最优传感器位置分布。基于GCRLB的迹最小化,建立了多无人机路径规划问题,通过罚函数和LM算法求解。研究结果表明,所提算法有效且性能优越^[14]。

综上所述,可见在对无人机进行轨迹优化的研究中,A*算法是较为常用的算法模型,但该算法还存在一些参数优化梯度优化的问题。基于此,为了提升A*算法的轨迹优化效果,研究创新性地提出将梯度下降(GD, gradient descent)算法与A*算法结合的新方法,以优化四旋翼无人机的轨迹规划。通过GD算法优化A*算法中的成本函数和启发式函数,可以更加精确地调整路径选择过程中的各项权重,进而提高路径的全局最优性和计算的效率,以此提升无人机的轨迹优化效果。

1 无人机优化GD算法轨迹优化分析

四旋翼无人机在进行路径规划前需要对整个航线的路径地图进行确定,确认当前无人机轨迹路径中是否存在较大的障碍物,障碍物的范围,空旷地带区域范围等信息。未被系统侦测的区域被视为模糊区域,在此区域中的所有检测点位都是未知的,此时需要通过模型对该区域的数据信息进行确定。在无人机规划系统运作前,需要将已验证的区域地图信息输入总系统中。研究使用A*算法对四旋翼无人机进行轨迹规划,A*算法能够通过区域地图进行搜索,添加新的启发函数进而优化算法,并且A*算法还能够一定程度上对区域中的最优点和最短路程进行确定,进而提升无人机的巡航效率。如图1所示为A*算法运行流程。

从图1中可以看出,A*算法会生成无人机的航道点,进而对无人机航道进行规划定位并生成定位矩阵,并将对应的位置信息进行标定,形成初始位置矩阵。在对已经搜索过的方位点进行矩阵分析形成位置距离矩阵,用以记录当前初始位置搜索情况。同时生成新的矩阵点用以记录循环点位的最优规划策略点。当算法模型开始进行轨迹地图搜索时,从初始点位出发对地图进行循环搜索,二维数据图则搜索4个点位方向,三维数据图则搜索6个点位方向。算法模型的搜索范围和搜索条件设定为,搜索的下一个点位未超过数据图总范围,在点位搜索时未被位置矩阵定位,在数据图中对应的点位

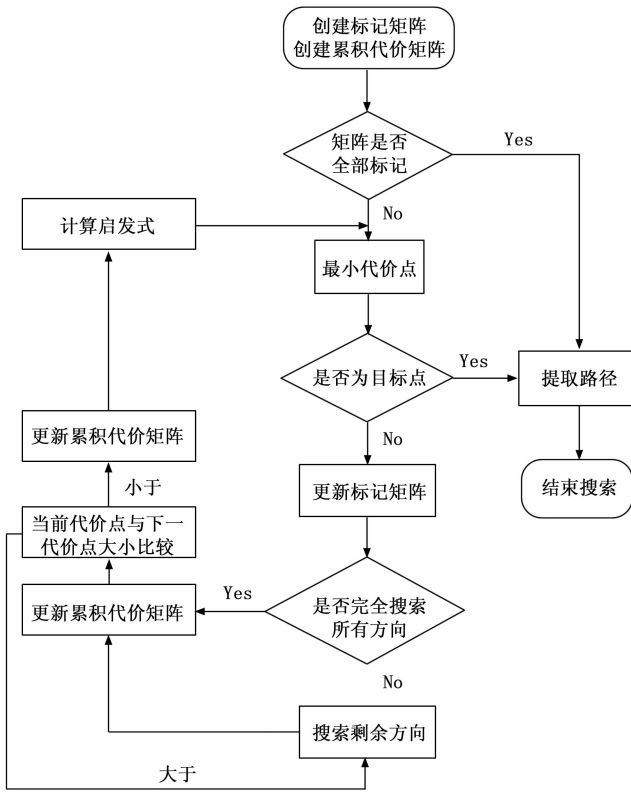


图 1 A* 算法运行流程

信息为自由区域, 满足 3 个条件的定位点才能够被搜索。

在 A* 算法进行搜索时, 根据所得到的数据图大小设置算法的学习率和搜索代价。若 A* 算法搜索到相同点位则对该点位的代价矩阵进行判断对比, 当该点位的代价矩阵大小大于下一点位代价矩阵时, 开始进行下一阶段的数据图搜索。在完成循环后计算出当前代价函数的总值。在 A* 算法完成对所有位置矩阵和代价矩阵记录后, 算法结束流程。

轨迹优化的核心是通过对无人机的路径进行分析转换, 使其经过的航线点更加平稳和安全。但在路线点中的位置一般是多变的, 因此无人机的行驶路径会存在一些障碍点位。此时需要通过算法模型对无人机路径进行平滑处理。无人机在行驶过程中需要满足 3 个需求。模型在计算过程中需要给出预定航线, 航线中的拐点位置需要避免无人机急转弯或者急停, 无人机行驶过程中需要保障均匀行驶。为满足三点要求, 将无人机的飞行轨迹进行平滑处理得到如式 (1) 所示无人机一维轨迹运行表达式^[15]:

$$f(t) =$$

$$\sigma_0 + \sigma_1 t + \sigma_2 t^2 + \cdots + \sigma_n t^n = [1, t, t^2, \cdots + t^n] \sigma \quad (1)$$

式 (1) 中, $f(t)$ 表示无人机轨迹多项式表达, σ 表示多项式的系数, $[1, t, t^2, \cdots + t^n]$ 表示向量, 其中表示向量

从 0 到 n 阶的所有幂次, σ 的大小为所有多项式中 $0 \sim n$ 次系数的矩阵。在相同时间内, 某个路线内的向量表达如式 (2) 所示:

$$f(t) = \begin{cases} f_1(t) = [1, t, t^2, t^n] \cdot \sigma_1 \\ \cdots \\ f_M(t) = [1, t, t^2, t^n] \cdot \sigma_M \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) 中, $f_1(t) = [1, t, t^2, t^n] \cdot \sigma_1$ 等式在 $t_0 \leq t < t_1$ 时成立, $f_M(t) = [1, t, t^2, t^n] \cdot \sigma_M$ 等式在 $t_{M-1} \leq t < t_M$ 时成立。可得四旋翼无人机的机翼位置和速度等数据参数都能通过 σ 求得。可见四旋翼无人机的轨迹优化问题就是对无人机轨迹进行参数求导和优化过程。如式 (3) 所示为无人机的目标函数计算公式:

$$\min h(\sigma) = \min(f^{(4)}(t)) \Rightarrow f^{(4)}(t) = \sum_{i \geq 4} i(i-1)(i-2)(i-3)t^{i-4}\sigma_i \quad (3)$$

式 (3) 中, $\min h(\sigma)$ 表示无人机的最小目标函数, i 表示目标函数的参数项数量。当对目标函数进行定义时, 此时得到的目标函数值如式 (4) 所示^[16]:

$$\min J(T) = \min \int_{T_{j-1}}^{T_j} (f^{(4)}(t))^2 dt \quad (4)$$

式 (4) 中, $\min J(T)$ 表示经过定义后的目标函数最小值, 集中最终的函数值大小如式 (5) 所示:

$$\min J(T) = \min \sum_{i \geq 4, l \geq 4} i(i-1)(i-2)(i-3) l(l-1)(l-2)(l-3)t^{i+l-8}\sigma_i\sigma_l \quad (5)$$

式 (5) 中, l 表示目标函数的偏移量大小。将无人机在某节点的速度位置等数据进行定义约束, 得到如式 (6) 所示的约束函数公式:

$$f_j^{(k)}(T_j) = x_j^{(k)} \quad (6)$$

式 (6) 中, $f_j^{(k)}(T_j)$ 表示约束函数大小, $x_j^{(k)}$ 表示在约束函数中的第 k 个导数中的特点值大小。函数的连续约束条件如式 (7) 所示^[17]:

$$f_j^{(k)}(T_j) = f_{j+1}^{(k)}(T_j) \quad (7)$$

式 (7) 中, $f_{j+1}^{(k)}(T_j)$ 表示无人机的两个轨迹点在第 k 个导数中连续约束。通过对 A* 算法进行约束控制能够提升无人机的轨迹优化能力。在 A* 算法中, 通常有一个损失函数参数用于衡量模型预测和真实数据之间的误差。损失函数是用来衡量模型的预测与实际观测值之间的差距的关键指标。其大小或值直接决定了模型预测的准确性和效果。通过最小化损失函数, 模型学习调整其参数, 以便更准确地预测或分类。如果损失函数大小不断减小, 这通常意味着模型在学习过程中正在进步, 即模型的预测越来越接近目标。低损失值通常意味着较小的误差, 表明模型在训练数据上表现良好。因此对损失函数值进行计算分析能够提升模型的性能, 梯度下降的目的是找到使这个损失函数最小化的参数值。在 A* 算

法开始运算时, θ 参数被初始化。在每一次迭代中, 模型需要计算损失函数的参数梯度。如式 (8) 所示:

$$\theta = \theta - \eta \cdot \nabla_{\theta} J(\theta) \quad (8)$$

式 (8) 中, θ 表示参数, η 表示学习率, $\nabla_{\theta} J(\theta)$ 表示梯度值, 梯度值表示了当前损失函数的参数上升方向。学习率大小控制模型的步长更新。通过式 (8) 对模型进行更新并计算模型梯度的更新参数, 直至模型能够满足预定最大迭代次数, 此时的损失函数值为当前模型的均方根误差值如式 (9) 所示^[18]:

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} = \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 \quad (9)$$

式 (9) 中, $h_{\theta}(x) = \theta^T x$ 表示模型的预测, $x^{(i)}$ 表示模型的特征, $y^{(i)}$ 表示模型的真实值, $2m$ 表示模型的样本数量。对模型进行初始化参数, 此时的梯度计算则可表示为如式 (10) 所示:

$$\nabla_{\theta} J(\theta) = \frac{1}{m} \mathbf{X}^T (\mathbf{X}\theta - \mathbf{Y}) \quad (10)$$

式 (10) 中, $\mathbf{X}$ 表示所有样本的特征矩阵, $\mathbf{Y}$ 表示真实值向量。对参数进行调整得到如式 (11) 所示:

$$\theta = \theta - \eta * \frac{1}{m} \mathbf{X}^T (\mathbf{X}\theta - \mathbf{Y}) \quad (11)$$

重复上述过程, 直到梯度足够小或其他停止条件被满足。梯度下降算法通过这种迭代方式逐步接近损失函数的最小值, 从而优化模型参数, 提升无人机的轨迹优化效果。

2 无人机运动模型及轨迹优化分析

无论是对四旋翼无人机进行运动控制还是轨迹优化, 对无人机的模型分析都是极其重要的。无人机的运动模型主要是通过对无人机进行运动分析, 判断当前无人机的位姿和运动参数, 进而更准确的对无人机运动过程进行感知和分析。复杂的运动模型会导致轨迹优化过程变得复杂, 使系统计算量变大。简单的运动模型则会使得无人机计算效果与实际效果偏离, 不能达到预期的轨迹优化效果。如图 2 所示为无人机运动模型模块结构关系。

从图 2 中可以看出, 在输入轨迹优化指令后, 运动模型会通过执行器对无人机进行控制。通过控制无人机的螺旋桨转动速度, 进一步实现对无人机运动效率模型的控制。运动效率模型产生无人机运动的拉力和力矩生成无人机动力学模型。动力学模型产生初始速度和转动角速度进一步实现运动学模型控制。而运动学模型通过对无人机的位置姿态的控制, 实现无人机的轨迹位姿优化控制。

传统的四旋翼无人机有两种类型“X”字型和“十”字型, 两种类型的无人机都是对称结构, 在整体

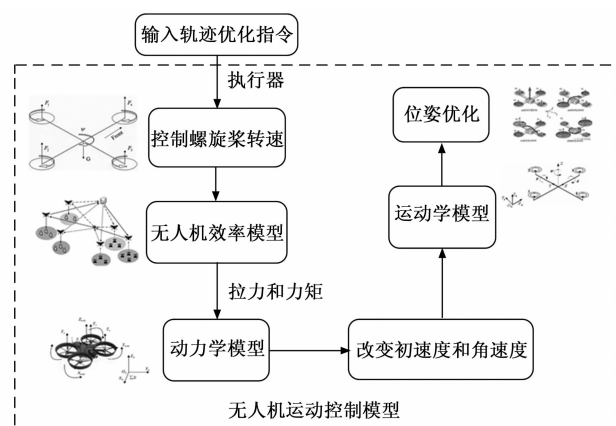


图 2 无人机运动模型模块结构关系

结构上差异不大, 但其运动情况上有所差异。“X”字型无人机运动更加灵活, 实际应用更加广泛, 因此研究对“X”字型无人机进行分析。无人机在飞行过程中通过控制无人机螺旋桨转速对飞行姿态进行控制, 进一步达到对无人机位置和航线的控制。

无人机的控制模型建立前需要对无人机的位置坐标进行定义分析, 以无人机起飞中心为中心坐标, 将无人机的位置坐标进行连接组成惯性控制坐标, 无人机的动态坐标为动坐标会随着无人机飞行状态的改变而改变。无人机的刚体姿态一般有 4 种, 欧拉角、方向余弦矩阵、四元数和轴角表示。欧拉角通过 3 个角度来描述刚体相对于一个固定参考坐标系的方向。方向余弦矩阵, 是一个 3×3 的矩阵, 用于描述从一个坐标系到另一个坐标系的线性变换。四元数是一种数学工具, 用于表示三维空间中的旋转, 包括一个实部和 3 个虚部。轴角表示是通过一个旋转轴和围绕该轴的旋转角度来描述旋转的。由于欧拉角的刚体姿态只需要对 3 个参数进行分析, 因此使用欧拉角对无人机的刚体姿态进行分析。

根据欧拉角定理, 无人机刚体在进行旋转运动时可以将整体的运动情况视为有限次的旋转结合, 如惯性坐标 $o_c x_c y_c z_c$ 通过多次旋转能够得到无人机机体坐标 $o_b x_b y_b z_b$, 在整个过程中通过旋转得到的角度就为结构的欧拉角。通过定义无人机位姿和坐标后能够根据无人机的受力情况搭建动力学控制模型。动力学模型是控制无人机的位置和姿态变化的, 但两个参数变化都由无人机的角速度和速度所决定。将无人机的坐标系统中速度和角速度的位置信息进行定义得到如式 (12) 所示运动模型:

$$\begin{cases} \dot{P} = v \\ \dot{\Theta} = W * \omega \end{cases} \quad (12)$$

式 (12) 中, P 表示无人机位置矢量, 其大小为 $p = (x, y, z)^T$ 。 v 表示速度的矢量, 其大小为 $v = (\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T$ 。

Θ 表示无人机位置矢量, 其大小为 $\Theta = (\varphi, \theta_1, \psi)^T$, W 表示角速度的矢量, 其大小为 $\omega = (p, q, r)^T$, x 表示横向轴, y 表示纵向轴, z 表示竖直轴。 $\bar{x}$ 表示横向速度, $\bar{y}$ 表示纵向速度, $\bar{z}$ 表示竖直速度, φ 表示航向角, θ_1 表示俯仰角, ψ 表示滚转角, p 表示无人机滚转角速率, q 表示无人机俯仰角速率, r 表示偏航角速率。通过欧拉定理可以描述无人机的刚体转动情况如式 (13) 所示^[19]:

$$\begin{cases} \sum F = m \frac{dv}{dt} \\ \sum M = \frac{dH}{dt} \end{cases} \quad (13)$$

式 (13) 中, F 表示无人机的总承受外力大小, M 表示无人机的总承受外力力矩大小, m 表示无人机质量, H 表示无人机角动量大小, 由此得到无人机欧拉方程如式 (14) 所示^[20]:

$$\begin{cases} \bar{v} = gz_E - \frac{f}{m} R_b^e z_E \\ J\bar{\omega} = -\omega * J\omega + G_a + \tau \end{cases} \quad (14)$$

式 (14) 中, g 表示重力加速度, f 表示无人机螺旋桨的总拉力, z_E 表示无人机坐标系中的单位向量, J 表示无人机的惯性向量矩阵。在进行无人机控制模型搭建时, 通常将无人机的位姿变化角度设置得很小, 使得无人机的位姿变化率和角速度变化大小基本相同, 此时无人机在空中停滞状态下的变化参数与实际变化参数相同。当无人机的位姿角度发生变化时, 可能会导致无人机的参数变化情况与实际情况变化较大。因此对于无人机位姿角度的设置通常为较小值。无人机在进行指令控制时, 需要通过无人机执行器进行操控, 当无人机输入指令为控制指令时, 输出指令则为无人机螺旋桨转动速度大小。如式 (15) 所示为无人机信号控制公式^[21]:

$$\omega_s = C_R \sigma^1 + \omega_b \quad (15)$$

式 (15) 中, ω_s 表示无人机转动速度大小, σ^1 表示无人机输入控制信号, C_R 和 ω_b 均为常数, 无人机的信号取值在 0~1 之间。当前无人机电机接收到信号后, 需要通过一段时间的转速调整, 时间的长短决定了无人机的动态性能大小, 如式 (16) 所示为无人机转动响应过程函数^[22]:

$$\omega = \frac{1}{T_m s + 1} \omega_s \quad (16)$$

式 (16) 中, T_m 表示无人机发电机的时间大小, T_m 的大小决定了无人机的瞬时响应效率。通过无人机的转动响应和信号控制得到无人机的执行控制模型, 如式 (17) 所示^[23]:

$$\omega_s = \frac{1}{T_m s + 1} (C_R \sigma^1 + \omega_s) \quad (17)$$

通过无人机运动模型实现对无人机的运动控制, 无

人的轨迹优化过程需要生成轨迹生成器, 通过对无人机的位置、速度、加速度等参数进行计算后, 输入进无人机各个位置的控制器中, 通过无人机的动力学控制模型完成对无人机姿态的控制。无人机在飞行过程中通过控制无人机螺旋桨的转速来控制位置和航线, 控制律如式 (18) 所示:

$$\bar{p} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix}, \bar{\theta} = \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (18)$$

式 (18) 中, u 、 v 和 w 都表示无人机的速度分量, p 、 q 和 r 都表示无人机的角速度分量。无人机的运动推力为 T , 其中无人机的力矩变化情况矩阵大小为 M_x 、 M_y 和 M_z 。其中力矩公式如式 (19) 所示:

$$T = kf(\omega_1^2 + \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2) \quad (19)$$

式 (19) 中, kf 表示推力系数, ω_1 、 ω_2 、 ω_3 和 ω_4 分别表示无人机 4 个螺旋桨的转动速度, 无人机的力矩变化如式 (20) 所示:

$$\begin{aligned} M_x &= k_m(\omega_2^2 - \omega_1^2) \\ M_y &= k_m(\omega_3^2 - \omega_4^2) \\ M_z &= k_m(\omega_1^2 + \omega_3^2 - \omega_2^2 - \omega_4^2) \end{aligned} \quad (20)$$

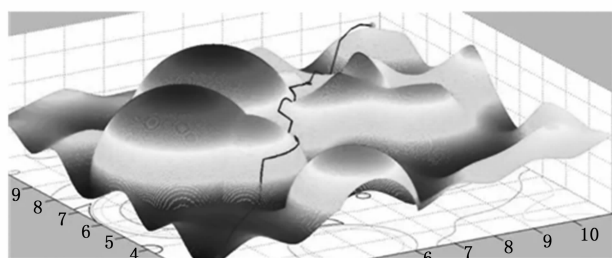
式 (20) 中, k_m 表示力矩常数。通过这些控制律, 能够实现无人机的稳定飞行和精确控制。通过控制模型得到的控制信号, 并由信号控制系统对无人机进行控制, 使其运动姿态发生变化, 并对无人机的运动姿态进行实时监测。对无人机进行轨迹优化分析过程需要通过设置无人机仿真模型和仿真参数, 以进一步完成对无人机的仿真模型和轨迹优化分析。

3 无人机轨迹优化仿真模型分析

研究使用 ArduPilot-SITL (Software In The Loop) 仿真软件搭建仿真平台。首先 ArduPilot-SITL 需要在 Ubuntu 上安装必要的软件包如 git、python3、pip3 和 mavproxy。其次克隆 ArduPilot 代码库, 并进入 ArduPilot 目录安装子模块。然后编译和运行 SITL, 进入 ArduPilot 代码目录, 编译对应的固件, 例如四旋翼可以编译 arducopter, 并启动 SITL 仿真显示控制台和地图。其次连接 MAVProxy, 启动 MAVProxy。在仿真环境中配置带有深度相机、RGB 相机和 IMU 传感器的四旋翼无人机模型, 通过修改仿真配置文件或使用 Gazebo 等仿真工具进行配置。安装配置 VINS-Fusion 算法作为 ROS 节点运行, 配置相机参数和 IMU 参数, 确保 VINS-Fusion 能够正确接收并处理 RGB 图像和 IMU 数据。启动 VINS-Fusion 节点, 通过接收 RGB 图像和 IMU 数据进行位姿估计, 实现定位追踪。建图模块接收 VINS-Fusion 的位姿估计和深度图像, 更新局部地

图, 轨迹规划模块根据更新的地图和当前位姿, 计算期望轨迹。位置控制模块接收到轨迹规划模块输出的期望轨迹后, 解算出无人机的期望姿态, 使用 MAVROS 功能包将期望姿态发送给 ArduPilot 的飞控软件, MAVROS 用于实现 ROS 消息和 ArduPilot MAVLink 消息之间的转换。ArduPilot 飞控软件接收到期望姿态后, 通过姿态控制模块计算出期望拉力和期望力矩, 飞控固件通过 MAVLink 协议将期望拉力和期望力矩传递给 SITL 的执行单元, 从而在仿真环境中实现无人机的控制和动作。实验中设置无人机轨迹持续时间为 0.6 s, 时间权值大小为 10.0, 无人机最大飞行速度和加速度分别为 1.5 m/s 和 2.0 m/s²。无人机的速度和加速度最大限制系数都为 1.1。飞行过程中无人机的动力学可行代价系数权值设置为 0.001。

将无人机全程轨迹地图进行参考, 并简化无人机运动过程, 初步规划无人机行驶路径点。若当前无人机节点之间不存在轨迹优化, 且在同一直线航线上则对当前节点删除。若节点不在同一直线上且需要规避障碍并进行轨迹优化则编辑为关键点, 并进行轨迹分析。设置算法模型的约束条件, 并得到轨迹过程的时间序列。使用三维障碍地图对无人机航线行驶情况进行仿真模型, 研究使用的软件为 MATLAB 软件, 通过经优化 GD 算法优化的 A* 算法对无人机不同航向进行路径搜索, 将所有路径的位置变化和速度信息进行记录得到无人机航线数据参数, 对比 GD 算法优化前后 A* 算法的轨迹优化效果, 对比蚁群算法、遗传算法和粒子群优化算法模型的轨迹优化效果。如图 3 所示为无人机三维仿真图像示意图。



(a) 三维仿真图



(b) 航线仿真图

图 3 无人机三维仿真图像示意图

图 3 (a) 所示为无人机航线图像三维模型仿真图, 图 3 (b) 所示为无人机三维仿真航线实际仿真图像。使用 GD 算法优化后的 A* 算法进行仿真模型得到如图 4 所示无人机位置速度变化。

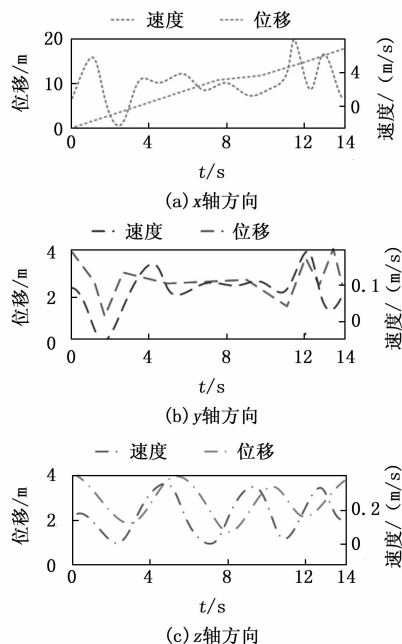


图 4 无人机仿真运行参数变化

从图 4 (a) 中可以看出, 无人机在 x 轴方向运动时, 无人机的运动位移大小随着运动时间增长呈现线性增加趋势。从无人机的速度变化情况可知, 无人机在 x 轴方向运动过程中速度的变化情况随着时间的增加而呈现波形变化趋势, 其中在时间为 2.6 s 左右, 无人机的 x 轴方向速度达到 0 m/s, 在整个过程中 11.7 s 时无人机 x 轴速度达到最大为 5.1 m/s。从图 4 (b) 中可以看出, 无人机在 y 轴方向上的位置从悬停状态的 4 m 高度开始水平运动, 其中 0~4 s、9~14 s 之间都有较大的位移波动变化, 这可能是由于无人机运动过程中出现障碍物造成的。从 y 轴速度变化可知, 在相同时间中无人机的运动速度变化与位移变化基本一致, 这可能是在无人机规避障碍过程中发生加速或减速运动造成的。从图 4 (c) 中可以看出, 无人机在 z 轴运动过程中位移和速度始终呈现波动变化趋势, 这可能是由于无人机在 z 轴上整体的运动参数变化较小的原因。将优化前后算法模型进行实际应用对比得到如图 5 所示。

从图 5 (a) 和图 5 (b) 中可以看出, 无人机在 x 轴方向上运动过程中, 未经过 GD 算法优化的 A* 算法模型的实际轨迹仿真效果与预定轨迹变化, 在 0~4 s 时间内有一定的偏差, 其中位移偏差值最大为 0.1 m。这可能是由于无人机运行过程中进行轨迹调整导致的。通过 GD 算法优化后的 A* 模型其轨迹运动效果更好,

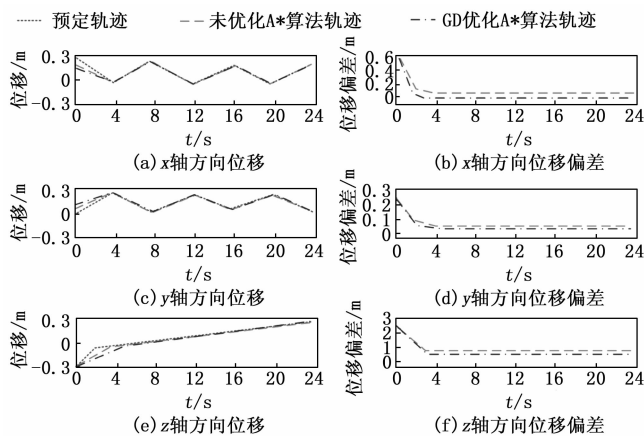


图 5 算法模型优化前后效果对比

偏差值降低到 0.05 m 变化以内。从图 5 (c) 和图 5 (d) 中可以看出, 无人机在 y 轴上运动过程中的位移变化与 x 轴变化基本相同, 位移与预定位移偏差值基本相同。优化后的算法模型其位移偏差值更接近预定位移变化曲线。从图 5 (e) 和图 5 (f) 中可以看出, 无人机在 z 轴上位移变化情况与 x 轴、 y 轴基本相同, 都为经过 GD 算法优化后的 A* 算法更为接近预设曲线。可见在位移的变化过程中, 通过 GD 算法对 A* 算法进行优化能够有效地提升算法模型的轨迹优化效果。如图 6 所示为无人机航线角度变化对比结果。

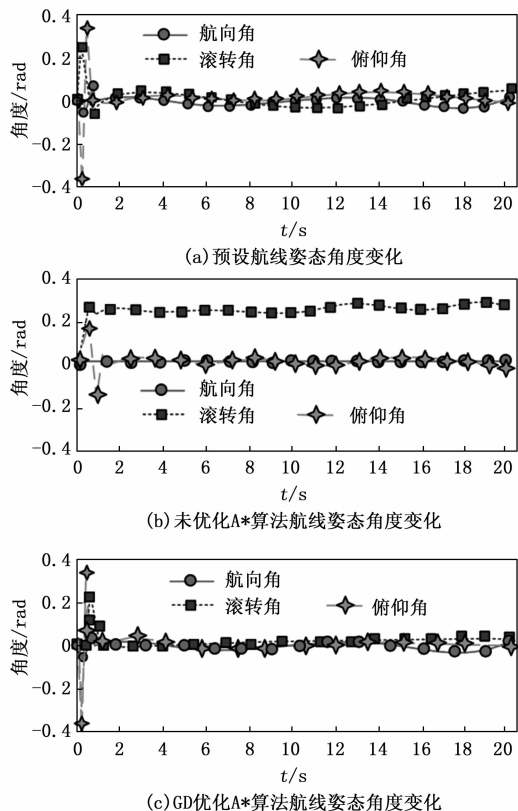


图 6 无人机航线角度变化对比

从图 6 (a) 中可以看出, 预设航线的无人机 3 个角度从 0~2 s 之间角度有较大的变化, 这可能是由于无人机进行航线调整导致的, 在 2 s 后角度变化基本在 0 rad 之间, 总体变化角度较小。从图 6 (b) 中可以看出, 无人机的滚转角和俯仰角与设定航线角度变化相同, 但航向角出现较大偏差, 偏差角度在 0.2 rad, 这可能是由于未经过优化的 A* 算法对参数的优化处理效果不足, 造成的无人机控制参数变化较大的原因。从图 6 (c) 中可以看出, 通过 GD 算法优化后的 A* 算法其 3 个角的角度变化与预设曲线变化基本一致, 变化范围都在 0 rad 范围内变化, 可见通过优化的 A* 算法具有更好的轨迹优化效果和参数处理能力。将研究不同的算法模型进行对比测试得到, 如表 1 所示无人机轨迹优化效果对比。

表 1 不同算法模型轨迹优化效果对比

算法	轨迹偏差/m	角度偏差/rad	避障概率/%	航线点检测数量/个
粒子群优化算法	0.41	0.35	94.2	42
A* 算法	0.24	0.15	96.7	56
蚁群算法	0.32	0.22	95.4	41
遗传算法	0.46	0.38	92.3	32
GD 优化后 A* 算法	0.12	0.06	98.4	59

从表 1 中可以看出, 在轨迹航线偏差对比中, 经过 GD 算法优化后的 A* 算法偏差位移最小只有 0.12 m。相较于遗传算法, 优化后的算法模型位移偏差减低了 0.34 m。优化后的 A* 算法在角度偏差、避障概率和航线点检测数量上都有较好的轨迹优化能力。角度偏差值比遗传算法低了 0.32 rad, 避障概率比遗传算法高 6.1%, 航线点检测数量比遗传算法多 27 个检测点。可见经过 GD 算法优化后 A* 算法的轨迹优化能力得到较大的改善, 能够有效地对四旋翼无人机进行轨迹优化。

4 结束语

四旋翼无人机在航线行驶过程中通常会出现障碍物, 导致无人机的轨迹航线与预设轨迹出现偏差, 因此为了提升无人机的轨迹行驶效果和提升无人机对抗复杂环境的机器性能。研究提出了一种使用 A* 算法和 GD 算法结合的无人机轨迹优化模型。模型通过 GD 算法优化 A* 算法进而提升无人机的轨迹优化效果。研究结果表明, 优化后的模型其轨迹运动偏差值更小在 0.15 m 以内。无人机的运动角度变化在 0~2 s 内更加明显, 优化后的模型运动角度更接近预设航线, 角度偏差在 0 rad 之间。优化后的模型比传统遗传算法模型位移偏差减低了 0.34 rad, 角度偏差减低了 0.32 rad, 障碍规避概率提升了 6.1%。在航线点位的检测上, 检测数量

提升了27个检测点。由此可见,使用GD算法优化后的A*算法其无人机轨迹优化效率得到有效提升,无人机控制能力得到有效提升。研究虽然取得了一些成果,但还存在一些不足,如研究只对四旋翼无人机进行了研究,后续研究还将对更多的无人机类型进行研究。且研究只使用了GD算法优化模型,后续研究还将对更多不同的优化模型进行研究。

参考文献:

- [1] SHEN K, SHIVGAM R, MEDINA J, et al. Multidepot drone path planning with collision avoidance [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9 (17): 16297–16307.
- [2] 陈 侠, 刘奎武, 毛海亮. 基于 APF-RRT 算法的无人机航迹规划 [J]. *电光与控制*, 2022, 29 (5): 17–22.
- [3] HAJI S H, & Abdulazeez A M. Comparison of optimization techniques based on gradient descent algorithm; A review [J]. *PalArch's Journal of Archaeology of Egypt/Egyptology*, 2021, 18 (4): 2715–2743.
- [4] 董 箭, 初宏晟, 卢杭樟, 等. 基于 A 星算法的无人机路径规划优化模型研究 [J]. *海洋测绘*, 2021, 41 (3): 28–31.
- [5] YAHIA HS, MOHAMMED AS. Path planning optimization in unmanned aerial vehicles using meta-heuristic algorithms; A systematic review [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2023, 195 (1): 30–31.
- [6] ANDREOU A, MAVROMOUSTAKIS C X, BATALLA J M, et al. UAV trajectory optimisation in smart cities using modified A* algorithm combined with haversine and vincenty formulas [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 10 (1): 9757–9769.
- [7] FAN X, LI H, CHEN Y, et al. UAV swarm search path planning method based on probability of containment [J]. *Drones*, 2024, 8 (4): 132–133.
- [8] DU Y. Multi-uav search and rescue with enhanced a algorithm path planning in 3d environment [J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2023 6 (10): 2023–2024.
- [9] 吴 傲, 杨任农, 梁晓龙, 等. 基于信息素决策的无人机集群协同搜索算法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47 (4): 814–827.
- [10] 欧阳城添, 朱东林, 王丰奇, 等. 基于折射麻雀搜索算法的无人机路径规划 [J]. *电光与控制*, 2022, 29 (6): 25–31.
- [11] SINGHA AK, ZUBAIR S. Combination of optimization methods in a multistage approach for a deep neural network model [J]. *International Journal of Information Technology*, 2024, 16 (3): 1855–1861.
- [12] ÖZDEN A, İ ŞERİİ. COOT optimization algorithm on training artificial neural networks. *Knowledge and Information Systems*, 2023, 65 (8): 3353–3383.
- [13] PRADHAN A, DHILLON HS. A probabilistic reformulation technique for discrete RIS optimization in wireless systems [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023.
- [14] 左 燕, 刘雪娇, 彭冬亮. 距离相关噪声 AOA 协同定位下无人机路径优化方法 [J]. *电子与信息学报*, 2021, 43 (4): 1192–1198.
- [15] 鲁亮亮, 代冀阳, 应 进, 等. 基于 APSODE-MS 算法的无人机航迹规划 [J]. *控制与决策*, 2022, 37 (7): 1695–1704.
- [16] 王清华, 胡永兵, 李迎松. 基于四旋翼无人机的嵌入式系统实践教学设计 [J]. *实验室研究与探索*, 2024, 43 (3): 199–203.
- [17] 段 捷, 周春桂, 张肖江, 等. 变质量负载四旋翼无人机抗风性研究 [J]. *计算机仿真*, 2024, 41 (4): 43–49.
- [18] FANG Q, SHEN B, XUE J. A new elite opposite sparrow search algorithm-based optimized LightGBM approach for fault diagnosis [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2023, 14 (8): 10473–10491.
- [19] NGUYEN D. T, LE-HOAI L, TARIGAN P B, et al. H. Tradeoff time cost quality in repetitive construction project using fuzzy logic approach and symbiotic organism search algorithm [J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2022, 61 (2): 1499–1518.
- [20] GARAI S, PAUL R K, KUMAR M, et al. Intra-Annual national statistical accounts based on machine learning algorithm [J]. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*, 2023, 2 (2): 12–15.
- [21] KREEEM A A, OLEIWI B K, MOHAMED M J. Planning the optimal 3D quadcopter trajectory using a delivery System-Based hybrid algorithm. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*. 2023, 16 (2): 427–439.
- [22] HADID S, BOUSHAKI R, BOUMCHEDDA F, et al. Enhancing quadcopter autonomy: Implementing advanced control strategies and intelligent trajectory planning. *Automation*, 2024, 5 (2): 151–175.
- [23] MARIANI M, FIORI S. Design and simulation of a neuroevolutionary controller for a quadcopter drone. *Aerospace*, 2023, 10 (5): 418–419.
- [24] SAHRIR NH, BASRI MA. PSO-PID controller for quadcopter UAV: index performance comparison. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2023, 48 (11): 15241–15255.