

DOI:10.11784/tdxbz202412020

基于视觉信息的无人机实时目标追踪轨迹规划方法

鲜 斌, 高宇贺

(天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072)

摘要: 无人机技术已经广泛应用于各种领域, 目标追踪作为无人机自主飞行任务中的关键技术之一, 逐渐成为了研究热点. 针对在未知复杂环境中的目标追踪问题, 本文提出了一种无人机基于视觉信息的移动目标追踪规划方法. 首先, 针对传统追踪方法在预测目标位置时精度较低的问题, 提出了一种自适应交互式多模型目标运动预测方法, 通过融合不同运动模型对移动目标的状态估计, 得到目标运动预测结果, 提高了运动预测的精度. 其次, 设计了一种具有目标运动导向的无人机实时轨迹规划方法, 基于目标运动预测的结果, 通过前端路径搜索生成了具有前瞻性的目标追踪离散路径. 在离散路径的基础上, 建立基于概率推理的无人机轨迹模型, 并加入无人机状态和障碍物等约束, 通过轨迹优化生成一条避开障碍物的无人机平滑轨迹. 最后, 使用基于深度学习的目标检测算法完成位置未知目标的识别与定位, 并结合目标运动预测与无人机轨迹规划方法, 在机载计算板上实现了无人机实时的自主目标追踪. 仿真和实物实验结果表明, 本算法能够在未知复杂障碍物环境中完成无人机基于视觉信息的移动目标追踪规划, 与现有目标追踪算法相比, 取得了更精确的目标运动预测结果、更平滑的飞行轨迹及更稳定的目标追踪效果.

关键词: 无人机; 目标跟踪; 运动预测; 概率推理; 轨迹规划

中图分类号: TP273; V279

文献标志码: A

文章编号: 0493-2137(2025)12-1219-11

A UAV Vision-Based Real-Time Target Tracking and Trajectory Planning Method

Xian Bin, Gao Yuhe

(School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Unmanned aerial vehicle (UAV) technology has been widely applied in various fields. Target tracking is one of the important technologies in UAV autonomous flight tasks and has gradually become a critical issue. To address the problem of target tracking in an unknown and complex environment, this study proposed a moving target tracking planning method for UAVs based on visual information. To address the low accuracy in multi-step target motion prediction of traditional tracking methods, this study proposed an adaptive interacting multiple model prediction method, which fused predictions from different models to obtain more accurate target motion predictions. A target-motion-guided hierarchical motion planning strategy was designed. The front-end search method generated a forward-looking tracking path for target tracking based on the results of target motion predictions. Then, the UAV probabilistic trajectory model, which considered UAV state and obstacle constraints, was established. Based on the front-end tracking path, the probabilistic trajectory model produced a smooth UAV trajectory that avoided obstacles using marginal inference algorithms. Finally, a learning-based object detection network was used to detect the target, which was integrated with the target motion prediction and UAV trajectory planning methods. Ultimately, the proposed tracking method could perform real-time target tracking on the resource-constrained quadrotor platform. The simula-

收稿日期: 2024-12-17; 修回日期: 2025-02-03.

作者简介: 鲜 斌 (1975—), 男, 博士, 教授.

通信作者: 鲜 斌, xbin@tju.edu.cn.

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFB1403900); 国家自然科学基金资助项目(62573313, 91748121).

Supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB1403900), the National Natural Science Foundation of China (No. 62573313, No. 91748121).

tion and experimental results show that the proposed method can implement the vision-based moving target tracking task in complex environments. Moreover, the proposed method can achieve more accurate target motion prediction, smoother flight trajectories, and more stable tracking performance than the existing methods.

Keywords: unmanned aerial vehicle; target tracking; motion prediction; probabilistic inference; trajectory planning

无人机因其机动灵活的特性和较低的成本,逐渐应用于民用及军用的各个领域. 无人机已能够在不同的应用场景中完成多种感知、控制与规划任务^[1]. 然而在未知复杂的环境中,如何实现对目标的有效追踪规划依然存在挑战^[2]. 为应对这些需求,本文结合目标运动预测与追踪规划,实现无人机在未知复杂环境中对移动目标的实时追踪规划.

目标运动预测主要分为基于概率统计的预测方法和基于深度学习的预测方法^[3]. 基于概率统计的预测方法通过移动目标的历史轨迹数据来构建相应的数学模型. 文献[4]使用扩展卡尔曼滤波方法在制导领域完成与目标运动状态的估计,但单一卡尔曼滤波器的预测精度较差. 在基于深度学习的预测方法中,典型的网络模型有循环神经网络和长短期记忆网络. 文献[5]利用长短期记忆网络预测高速公路车辆的未来纵向和横向轨迹. 但基于深度学习的预测方法需要大量的训练数据进行前期模型训练,且这类方法往往需要占用较大的计算资源,难以适用计算资源有限的无人机.

在无人机目标追踪的研究中,早期的一些工作开发了基于视觉控制器的目标跟踪算法^[6],此类算法使用单目相机识别目标,并将图像空间上定义的跟踪距离误差作为无人机控制器的输入,控制无人机进行目标跟踪. 但这些方法大多没有考虑安全约束,不适用于复杂环境,且无人机生成的轨迹不够平滑. 近年来,一些工作结合无人机轨迹规划方法,提出了更完整的目标追踪策略,这些算法综合考虑了避障功能和无人机动力学可行性等因素. 文献[7]提出了一种安全的目标追踪规划器,该方法首先通过机载视觉相机识别目标,并规划出一条指向目标的前端路径,然后基于多项式优化和飞行走廊的方法完成轨迹优化,生成了一条指向目标且可安全避开障碍物的无人机轨迹. 然而这类基于多项式优化的轨迹规划方法构建过程复杂,且不同的多项式轨迹表示方式会直接影响轨迹的质量. 近年来一些研究开始探索不同的轨迹表示方法,其中高斯过程作为一种典型的概率推理模型,因其天然的平滑性等特性,已在运动控制领域得到应用^[8],文献[9]使用高斯过程来表示机械臂的运动轨迹,实现了更为平滑和稳定的路径规划. 上述工作表

明,概率推理模型能够有效地用于机械臂运动的建模和求解等问题. 因此,本文考虑将基于概率推理模型的高斯过程应用于无人机对目标的追踪规划问题,以提高轨迹的平滑性.

综上所述,目前一些目标追踪算法虽然可以完成对目标的实时性跟踪,但现有算法存在目标运动预测准确性低、规划效率低且追踪效果不稳定的问题. 针对以上问题,本文首先提出了一种基于交互式多模型的目标运动预测方法. 通过融合不同运动模型的状态估计,得到目标运动预测结果,提高了对目标运动预测的精度. 然后提出了一种基于概率推理模型的无人机实时轨迹规划. 基于目标运动预测的结果,先后通过路径搜索和轨迹优化,得到一条具有目标运动导向且可安全避开障碍物的无人机平滑轨迹. 最后结合基于深度学习的目标检测方法,使用机载传感器对未知目标实时检测,并基于上述追踪规划方法,通过仿真和实际飞行实验验证了本文算法的可行性.

1 问题描述与系统概述

本文考虑如下任务情景:在一个复杂环境中,障碍物位置未知,一个目标的运动模型和位置均未知. 一架无人机需要在安全避开环境中障碍物的前提下,以期速度追踪到运动目标,之后在保持稳定距离的基础上稳定地跟踪运动目标.

1.1 无人机模型

文献[10]中研究了无人机的轨迹规划问题,并选用质点模型作为无人机模型. 在无人机轨迹生成问题中,大部分研究考虑了无人机的位置、速度和加速度信息. 因此本文考虑无人机的状态 $\mathbf{x}(t)$ 为

$$\mathbf{x}(t) = [\mathbf{p}^T(t) \quad \mathbf{v}^T(t) \quad \mathbf{a}^T(t)] \quad (1)$$

式中 $\mathbf{p}^T(t)$ 、 $\mathbf{v}^T(t)$ 和 $\mathbf{a}^T(t)$ 分别代表无人机的 3 维位置、速度和加速度. 本文采用 3 阶质点模型作为无人机模型,其动力学方程形式为

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) \quad (2)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}_3 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_3 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}$$

式中模型的输入向量 $\mathbf{u}(t)$ 为无人机的 3 维速度向量, 即位置的 3 阶导数。

1.2 目标运动数学模型

目标的状态方程的形式表示^[11]为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (3)$$

式中: \mathbf{A}_k 为 k 时刻系统转移矩阵; \mathbf{w}_{k-1} 为系统误差。不同的运动模型具有不同形式的系统转移矩阵 \mathbf{A}_k 。

当目标进行匀速直线运动时, 目标的状态定义为 $\mathbf{X}_{cv} = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y}]^T$, 其中 x 、 y 分别代表 x 和 y 方向的位置, \dot{x} 、 \dot{y} 分别代表 x 和 y 方向的速度, 模型的系统转移矩阵记为 \mathbf{A}_{cv} 。当目标进行圆周运动时, 目标的状态定义为 $\mathbf{X}_{ct} = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ \theta]^T$, 其中 θ 代表目标的偏航角, 模型的系统转移矩阵记为 \mathbf{A}_{ct} 。

1.3 算法概述

基于视觉的目标追踪规划框图如图 1 所示。首先, 无人机在未知复杂的环境中使用机载传感器的视觉信息获取环境的深度图像信息, 并基于深度信息构建局部欧几里德符号距离场 (Euclidean signed distance field, ESDF) 地图^[12]。其次, 无人机需要通过视觉信息感知目标, 本文采用 Yolov5s 网络进行目标识别^[13], 并根据目标自身对应的深度信息 Z , 结合坐标转换计算目标在世界坐标系下的位置 $[X_w \ Y_w \ Z_w]^T$, 完成目标的位置定位。然后, 无人机需要对目标做运动预测, 得到其位置预测结果。最后, 在目标预测结果的基础上, 本文使用无人机追踪规划模块进行轨迹规划, 先后通过前端路径搜索和后端轨迹优化, 生成可避开障碍物且平滑的无人机追踪轨迹。

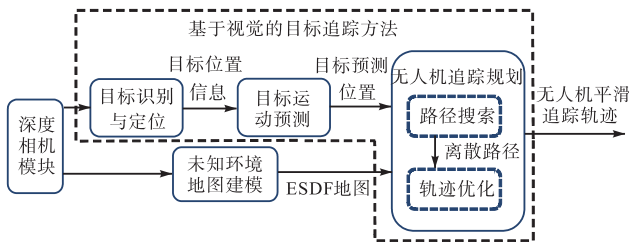


图 1 基于视觉的目标追踪规划框图

Fig.1 Block diagram of vision-based target tracking planning

2 基于自适应模型交互的目标运动预测

模型交互方法基于贝叶斯推理, 通过多个模型对目标状态进行估计, 并融合各模型的状态估计结果, 可以提高状态估计的精度^[14]。

2.1 自适应模型转移矩阵的改进模型交互方法

在传统模型交互算法中, 固定的模型转移概率无法准确反映目标在复杂下的运动。为此, 本文提出一种基于自适应模型转移概率的模型交互方法, 根据各模型的似然值, 自适应调整各模型的转移概率, 并进行输出融合, 使模型估计更加准确。

本文设计的自适应模型交互的目标预测算法流程如图 2 所示。

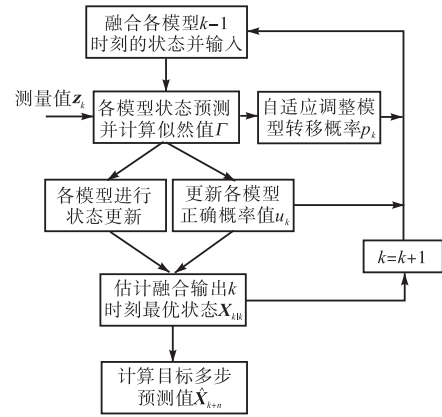


图 2 自适应模型交互的目标预测算法流程

Fig.2 Flow chart of the target prediction algorithm based on adaptive model interaction

步骤 1 各模型状态输入融合。

首先将每个模型 $k-1$ 时刻的最优估计状态进行融合。定义 $\mathbf{X}_{k-1|k-1}^j$ 为模型 j 在 $k-1$ 时刻的估计状态, r 为使用的目标运动模型数量, 初步融合状态 $\mathbf{X}_{k-1|k-1}^{j,o}$ 形式为

$$\mathbf{X}_{k-1|k-1}^{j,o} = \sum_{i=1}^r \lambda_{k-1}^i \mathbf{X}_{k-1|k-1}^i \quad (4)$$

式中 λ_{k-1}^i 为模型的权重系数, 其具体计算形式为

$$\lambda_{k-1}^i = \frac{p_{ij} u_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^r p_{ij} u_{k-1}^i} \quad (5)$$

式中: p_{ij} 为概率转移矩阵中的元素, 代表目标模型由模型 i 转移到模型 j 的概率; u_{k-1}^i 为 $k-1$ 时刻模型 i 的正确概率。

步骤 2 各模型状态预测并计算似然值。

以 $\mathbf{X}_{k-1|k-1}^{j,o}$ 作为模型 j 的输入, 结合该模型的系统转移矩阵, 通过卡尔曼滤波的预测步骤, 得出 k 时刻的预测状态 $\mathbf{X}_{k|k-1}^j$ 。根据预测状态 $\mathbf{X}_{k|k-1}^j$ 和测量值 \mathbf{z}_k , 可以计算模型 j 的似然函数值 Γ_k^j , 该值定量反映模型 j 对当前时刻目标状态预测的准确程度。根据 k 时刻各个模型的似然函数值, 模型的正确概率值会更新到 u_k^j 。

步骤 3 自适应更新模型转移概率.

固定的模型转移概率 p 不利于模型估计, 本文考虑加入自适应调整策略. 考虑到模型似然值 Γ 反映了不同模型的预测准确程度, 因此本文通过似然值自适应地调整模型转移概率 p . 对于运动模型 i 和 j , 定义它们的转换比值为 s_k^{ij} , 其具体形式为

$$s_k^{ij} = \frac{\Gamma_k^j}{\Gamma_k^i} \quad (6)$$

则下一时刻的模型转移概率 p_{k+1}^{ij} 更新为

$$\begin{cases} p_{k+1}^{*ij} = s_k^{ij} p_k^{ij} \\ p_{k+1}^{ij} = \frac{p_{k+1}^{*ij}}{\sum_{m=1}^r p_{k+1}^{*im}} \end{cases} \quad (7)$$

当模型 j 的似然值高于模型 i 时, 即 $s_k^{ij} > 1$, 表明 j 模型更有可能是匹配当前目标运动的模型, 能解释当前目标状态, 因此下一时刻模型 i 转移至模型 j 的概率 p_{k+1}^{ij} 会增大, 模型 j 转移至模型 i 的概率 p_{k+1}^{ji} 会减小. 通过这种自适应调整方式, 模型的切换变得更智能化, 从而使目标状态估计的精度进一步提升.

步骤 4 各模型状态更新并进行输出融合.

根据模型 j 的预测状态 $X_{k|k-1}^j$ 和观测值 z_k , 经过卡尔曼滤波更新步骤, 可得到 k 时刻模型 j 的最优估计状态 $X_{k|k}^j$. 结合各模型正确概率值 u_k , k 时刻目标的最优估计状态 $X_{k|k}$ 可加权融合得出, 并以此作为自适应模型交互算法输出的目标估计状态, 其表达式为

$$X_{k|k} = \sum_{i=1}^r u_k^i X_{k|k}^i \quad (8)$$

2.2 基于自适应双模型交互的目标多步预测

考虑到目标运动基本可以分为直线运动和圆周运动, 本文使用直线运动模型和圆周运动模型进行自适应双模型交互, 对目标进行状态估计, 并进而预测目标位置.

使用第 2.1 节提出的自适应模型交互方法对目标进行状态估计, 得到 k 时刻目标的状态估计 $X_{k|k}$, 并结合模型概率值 u 预测下一时刻的目标状态, 其计算表达式为

$$\hat{X}_{k+1} = \sum_{i=1}^2 u^i A^i X_{k|k} = f(X_{k|k}) \quad (9)$$

假设目标运动模型在未来短时间 n 个步长内不会改变, 即模型概率值 u 为时不变向量. 目标在 $k+n$ 时刻的预测状态可由 $k+n-1$ 时刻的预测状态计算得出. 那么目标在未来 n 个时间步长时的预测状态 \hat{X}_{k+n} 的计算公式为

$$\hat{X}_{k+n} = f^{n-1}(\hat{X}_{k+1}) \quad (10)$$

3 基于目标运动导向和概率推理模型的追踪规划方法

本文的无人机追踪规划分为前端路径搜索和后端轨迹优化. 前端路径搜索基于目标运动预测的结果, 使用基于图搜索的方法, 搜索出一条具有目标运动导向的无人机初始离散路径; 后端轨迹优化将无人机的连续轨迹表示为基于概率推理的高斯过程, 并将前端搜索路径作为初始轨迹解, 通过迭代推理过程获得无人机平滑轨迹.

3.1 基于目标运动导向的无人机前端路径搜索

本文设计的无人机前端路径搜索方法在 Hybrid Astar^[10]的基础上, 使用第 2.2 节生成的目标预测结果, 设计了具有目标运动导向的启发式函数, 并根据节点扩展等过程, 搜索出一条具有目标运动前瞻性的初始路径, 如图 3 所示.

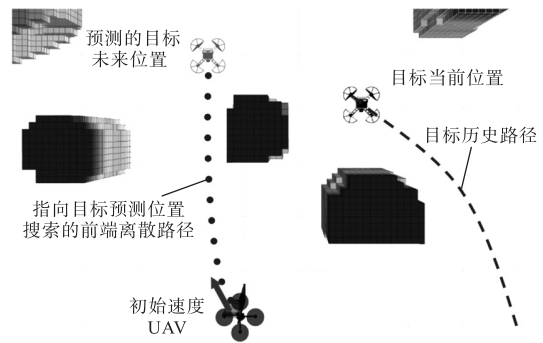


图 3 具有目标运动导向的前端搜索示意

Fig.3 Schematic of target motion-guided front-end search

3.1.1 节点扩展

在路径规划中, 为生成无人机的路径, 需要基于无人机的运动学特性生成一系列可行的扩展节点. 本文基于文献[10], 采用无人机 2 阶模型来生成运动基元, 无人机的状态表示为 $x(t) = [p^T(t) \ v^T(t)]$, 控制输入 $u(t) = a^T(t)$, 其中 $p^T(t)$ 、 $v^T(t)$ 和 $a^T(t)$ 分别代表无人机的 3 维位置、速度和加速度. 按照 3 个方向加速度的限制范围 $[-a_{max}, a_{max}]$, 离散化控制输入为固定大小的集合 U , 同时将最大节点扩展时间 T_{max} 离散为固定大小的集合 ΔT . 基于无人机 2 阶模型, 节点扩展的数学模型可表示为

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \Delta T_s \\ \Delta T_s \end{bmatrix} u_s \quad (11)$$

式中 $u_s \in U$, $\Delta T_s \in \Delta T$. 给定初始状态 x_{k-1} 下, 节点扩展会基于不同的离散 u_s 和 ΔT_s 生成不同的候选状态

\mathbf{x}_k . 通过节点扩展, 路径规划问题转换为在有限的候选节点里选择总成本代价最小的路径.

3.1.2 成本函数设计

为了实现路径代价的有效评估, 需要设计成本函数 f_c , 本文设计的成本函数的形式为

$$f_c = g_c + h_c \quad (12)$$

式中: g_c 代表从初始状态到当前状态的实际成本; h_c 代表从当前状态到目标预测状态的启发成本.

综合考虑控制输入的能量消耗和时间成本, 节点扩展时的路径代价可表示为

$$E(T) = \rho T + \int_0^T \|\mathbf{u}(t)\|^2 dt \quad (13)$$

式中: T 为节点扩展所用的时间; ρ 为平衡能量消耗和时间成本的权重系数. 如果从初始状态 \mathbf{x}_{sta} 到当前状态 \mathbf{x}_{cur} 的最优路径共经过了 m 个候选节点, 则 g_c 的计算式为

$$g_c = \sum_{i=1}^m (u_{s,i}^2 + \rho) \Delta T_{s,i} \quad (14)$$

基于目标运动预测的结果, 启发式成本函数设计为从当前状态 \mathbf{x}_{cur} 到目标预测状态 \mathbf{x}_{pre} 的代价. 本文使用最优边值问题来计算启发式成本 h_c . 在 \mathbf{x}_{cur} 和 \mathbf{x}_{pre} 为边界条件下, 根据庞特里亚金最小值原理^[15], 从当前状态到目标预测状态的路径成本为

$$\begin{cases} E^*(T) = \sum_i \left(\frac{1}{3} \gamma_i^2 T^3 + \gamma_i \delta_i T^2 + \delta_i^2 T \right) \\ \begin{bmatrix} \gamma_i \\ \delta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -12 & 6 \\ 6 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{i,p} - p_{i,c} - v_{i,c} T \\ v_{i,p} - v_{i,c} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $i \in \{x, y, z\}$ 代表 3 个轴方向; $p_{i,c}$ 和 $v_{i,c}$ 代表无人机当前状态 i 轴方向的位置和速度; $p_{i,p}$ 和 $v_{i,p}$ 代表目标预测状态在 i 轴方向的位置和速度. 通过求解 $\frac{\partial E^*(T)}{\partial T} = 0$, 成本最小的最优时间 T^* 和最优时间下的路径成本 $E^*(T^*)$ 可以得出, 本文将最优时间下的路径成本作为启发式成本函数 h_c , 表达式为

$$h_c = E^*(T^*) \quad (16)$$

通过设计的基于目标运动导向的无人机前端路径搜索方法, 无人机会生成一条指向目标预测位置的离散路径, 如图 3 所示. 但该离散路径无法充分满足无人机实际飞行要求, 因此还需要对此路径进行轨迹优化.

3.2 基于概率推理模型的无人机轨迹优化

本文的后端轨迹优化基于前端路径搜索的初始离散路径, 充分考虑无人机动力学约束和多种任务需求, 优化出一条满足任务需求的无人机平滑轨迹.

轨迹规划的任务是找到一条满足无人机动力学模型的最优轨迹 $\mathbf{x}^*(t)$, 且该轨迹满足不同的任务需求, 例如轨迹平滑和安全避开障碍物等.

$$\mathbf{x}^*(t) = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}(t)} p(\mathbf{x} | e) \quad (17)$$

后验概率 $p(\mathbf{x} | e)$ 代表事件 e 发生时轨迹的概率分布, 那么轨迹规划的任务可转换为找到使后验概率最大的无人机轨迹. 如果事件是独立的, 根据贝叶斯公式, 式 (17) 可转换为

$$\mathbf{x}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}} \left\{ p(\mathbf{x}) \prod_i p(e_i | \mathbf{x}) \right\} \quad (18)$$

其中先验概率 $p(\mathbf{x})$ 表示轨迹本身的自然分布, 使用高斯过程对轨迹进行建模, 可以得到一条鼓励零输入的无人机平滑轨迹. 而似然概率 $\prod_i p(e_i | \mathbf{x})$ 表示给定轨迹时各独立事件发生概率的乘积, 按照期望任务需求设计似然分布, 可以提高相应事件的发生概率, 从而使无人机轨迹满足相应任务需求.

3.2.1 先验分布设计

根据第 1.1 节的描述, 无人机的动力学模型可以表示为一个线性定常系统, 并且系统噪声服从高斯白噪声分布. 在此模型下, 无人机的运动轨迹是一个连续时间轨迹, 本文采用高斯过程对无人机轨迹 $\mathbf{x}(t)$ 进行建模^[16], 其具体形式记为 $\mathbf{x}(t) \sim \text{GP}(\boldsymbol{\mu}(t), \mathcal{K}(t))$. 进一步地, 对于无人机线性定常系统, 当模型在零输入条件下, 无人机的轨迹可以表示为一个稀疏协方差矩阵的高斯过程, 其分布形式为

$$p(\mathbf{x}) \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}\|_{\mathcal{K}}^2 \right\} = f_0^p(x_0) f_n^p(x_n) \prod_{i=1}^{n-1} f_i^{\text{GP}}(x_{i-1}, x_i) \quad (19)$$

式中: $f_0^p(x_0)$ 和 $f_n^p(x_n)$ 分别为轨迹上初始位置和结束位置的状态约束; $f_i^{\text{GP}}(x_{i-1}, x_i)$ 表示两个相邻状态之间的相关性约束. 状态约束 $f_0^p(x_0)$ 和 $f_n^p(x_n)$ 的表达式为

$$\begin{cases} f_0^p(x_0) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \|\mathbf{x}_0 - \boldsymbol{\mu}_0\|_{\mathbf{K}_0}^2 \right\} \\ f_n^p(x_n) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \|\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_n\|_{\mathbf{K}_n}^2 \right\} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\boldsymbol{\mu}_0$ 和 $\boldsymbol{\mu}_n$ 分别为给定的路径初始状态和最终状态; \mathbf{K}_0 和 \mathbf{K}_n 为对应的协方差矩阵. 通过将状态间的时间间隔 Δt 设置为常数, $f^{\text{GP}}(x_{i-1}, x_i)$ 可以写成

$$f^{\text{GP}}(x_{i-1}, x_i) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \|\boldsymbol{\Phi}_{\Delta t} x_i - x_{i-1}\|_{\mathbf{Q}_{\Delta t}}^2 \right\} \quad (21)$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}_{\Delta t}$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{Q}_{\Delta t}$ 为由系统矩阵、系统

功率密度矩阵和状态转移矩阵计算得出的。

3.2.2 避障和速度保持等似然分布设计

高斯先验分布可以满足基本的平滑性等要求,而似然函数则可以满足安全、速度保持和加速度最小化等其余任务要求.在复杂环境中,无人机通过机载传感器实时感知周围障碍物信息,为了使无人机追踪规划的轨迹安全避开障碍物,本文设计的障碍物避碰似然函数为

$$p(e_{\text{obs}} | \mathbf{x}) \propto f^{\text{obs}}(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{1}{2}\|d_{\theta} - d_{\text{obs}}\|_{\Sigma_{\text{obs}}}^2\right\} & d_{\text{obs}} \leq d_{\theta} \\ 1 & d_{\text{obs}} > d_{\theta} \end{cases} \quad (22)$$

式中: $d_{\text{obs}} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{\text{obs}}\|$ 代表无人机与障碍物之间的距离, \mathbf{p}_i 为无人机当前位置, \mathbf{p}_{obs} 为障碍物的位置; d_{θ} 为设定的距离阈值; Σ_{obs} 为协方差矩阵,其可以代表障碍物避碰似然函数的权重系数。

为了提高跟踪效果,本文设计的速度跟随似然函数为

$$p(e_{\text{vel}} | \mathbf{x}) \propto f^{\text{vel}}(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{1}{2}\|\mathbf{v}_{\text{tar}} - \mathbf{v}_i\|_{\Sigma_{\text{vel}}}^2\right\} & d_{\text{tar}} \leq d_{\text{set}} \\ \exp\left\{-\frac{1}{2}\|\mathbf{v}_{\text{des}} - \mathbf{v}_i\|_{\Sigma_{\text{vel}}}^2\right\} & d_{\text{tar}} > d_{\text{set}} \end{cases} \quad (23)$$

式中: \mathbf{v}_{tar} 为当前或预测的目标速度; \mathbf{v}_i 为无人机当前速度; \mathbf{v}_{des} 为设定的无人机期望速度; Σ_{vel} 为协方差矩阵,其可以代表速度似然函数的权重系数; $d_{\text{tar}} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{\text{tar}}\|$ 代表无人机与目标之间的距离, \mathbf{p}_{tar} 为目标位置; d_{set} 为设定的转换距离。

目标速度跟随似然函数可以提高对目标的追踪与跟踪效果.当 $d_{\text{tar}} > d_{\text{set}}$ 时,此时无人机处于与目标相距较远的追踪阶段,速度似然函数使无人机速度趋向设定期望速度,无人机逐渐缩短与目标的距离.当 $d_{\text{tar}} \leq d_{\text{set}}$ 时,无人机处于与目标相距较近的跟踪阶段,速度似然函数使无人机速度趋向目标速度,无人机可以稳定地跟随目标.为了提高无人机轨迹的平滑性,无人机的加速度应保持在较低水平,本文设计的加速度最小化似然函数为

$$p(e_{\text{acc}} | \mathbf{x}) \propto f^{\text{acc}}(\mathbf{x}_i) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\|\mathbf{a}_i\|_{\Sigma_{\text{acc}}}^2\right\} \quad (24)$$

式中: \mathbf{a}_i 为无人机当前加速度; Σ_{acc} 为协方差矩阵,其可以代表加速度最小化似然函数的权重系数.加速度最小化似然函数鼓励加速度较小的无人机轨迹,这使得无人机在追踪过程中规划产生的轨迹更加平滑,也会减少剧烈变化对视觉相机图像清晰度的影响,有

利于无人机目标识别与环境感知。

3.2.3 无人机轨迹概率推理因子图模型

选定无人机轨迹上一定数量的支撑状态为变量节点,变量节点之间的状态为插值节点.基于设计的先验分布和各似然分布,四旋翼无人机的轨迹模型可以表示为概率推理因子图模型,如图 4 所示。

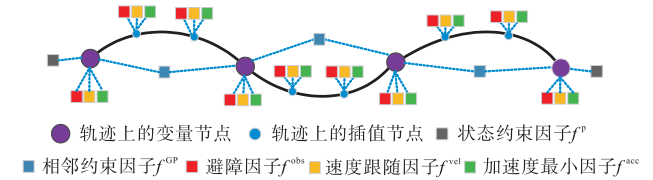


图 4 轨迹概率推理因子图模型

Fig.4 Model of trajectory probabilistic factor graph

该因子图模型可以准确地表示出无人机轨迹的概率模型结构^[17],轨迹上节点状态可以由设计好的先验分布和似然分布计算得出.求解图 4 所示的无人机轨迹概率模型,即轨迹规划对应的最大后验概率的问题.本文使用信念传播算法进行求解,通过因子图上的信息传递过程,该算法可高效求解最大后验概率,得到最优轨迹^[18].综上所述,本文设计的基于目标运动导向和概率推理模型的追踪规划方法算法流程如图 5 所示。

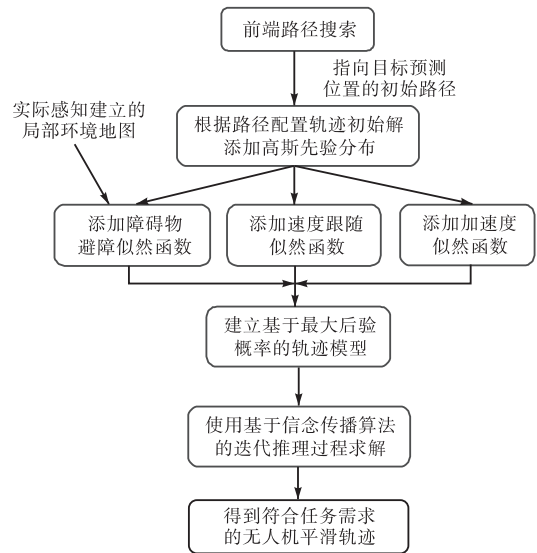


图 5 轨迹规划算法流程

Fig.5 Flow chart of the motion planning algorithm

4 仿真验证

4.1 仿真平台

本文首先使用 Rviz 仿真环境进行算法验证,如图 6 所示.仿真环境中的无人机里程计信息可以提供

无人机定位信息. 仿真地图为具有柱形障碍物和环形障碍物的森林环境, 障碍物位置未知. 无人机通过仿真环境中的传感器实时感知障碍物, 并基于深度信息构建局部 ESDF 地图. 仿真实验是在移动工作站上进行的, 其配置为 RTX A3000 GPU 和 Intel Core i7, 运行系统是 Ubuntu 20.04, 主要配置环境为 Python 和 C++.

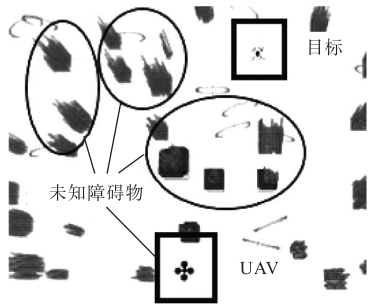


图 6 仿真环境

Fig.6 Simulation environment

设定仿真地图大小为 $40\text{ m} \times 40\text{ m} \times 3\text{ m}$, 目标初始坐标为 $(-8, 0, 1)\text{ m}$, 无人机初始坐标为 $(-16, 2, 0.8)\text{ m}$, 如图 7(a) 所示. 设置目标运动预测模块中的预测步长为 20, 即预测 1 s 后的目标位置. 后端优化模块中无人机轨迹由 5 个支撑状态组成, 相邻支撑状态间的时间间隔 Δt_s 固定为 0.5 s, 插值状态时间间隔 $\Delta t_i = t_r - t_{r-1}$ 为 0.05 s, 无人机追踪状态下期望速度 v_{des} 设置为 1.8 m/s, 最大加速度为 3 m/s^2 .

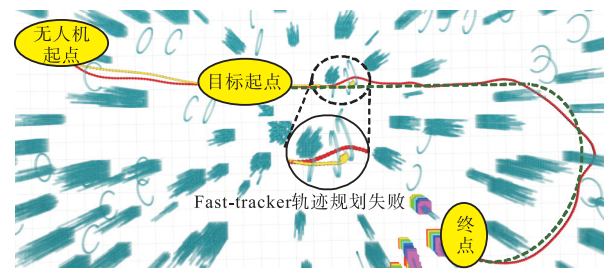
目标从图 7 中标注的目标起点运动至终点, 无人机从图中无人机起点开始做追踪规划. 在无人机启动追踪一段时间后, 目标开始以 1.0 m/s 的速度做直线运动, 即 v_{tar} 为 1.0 m/s. 而后在 8 s 后变换速度 1.2 m/s 并做圆周运动直至停止, 即 v_{tar} 为 1.2 m/s. 设置转换距离 d_{set} 为 3 m, 在远距离追踪阶段, 无人机需要以期望速度 v_{des} 缩短与目标的距离, 在近距离跟踪阶段, 无人机速度需要跟随目标速度 v_{tar} .

4.2 仿真结果

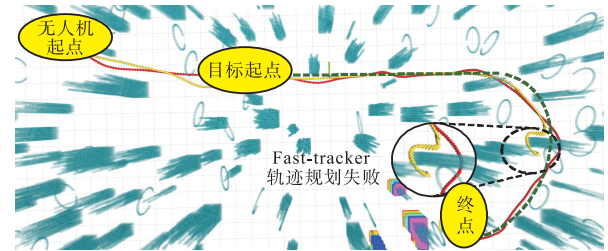
本文在 3 种不同的障碍物密度的 Rviz 环境中对本文算法进行了验证, 并在相同环境中与文献[7]中 Fast-tracker 方法做了对比仿真, 结果如图 7 所示. 从图 7(a) 和 (b) 可以看出, 在此两种障碍物密度环境中, 本文方法无人机规划的轨迹可以安全地避开障碍物, 并可以完成对目标的追踪规划任务, 而 Fast-tracker 方法在不同的位置追踪规划失败.

从图 7(c) 可以看出, 本文方法与 Fast-tracker 方法中无人机规划的轨迹均可以安全地避开障碍物, 完成了整个追踪规划任务, 但两种方法的目标运动预测

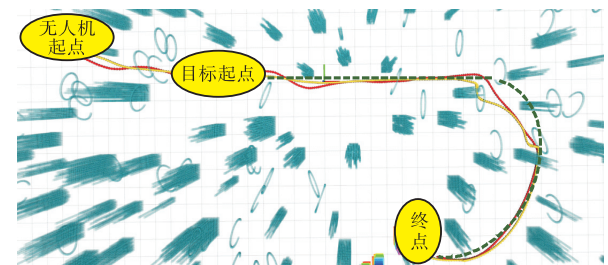
和轨迹规划效果存在差异.



(a) 环境 1



(b) 环境 2



(c) 环境 3

— 本文提出方法 — Fast-tracker方法 - - - 目标路径

图 7 不同障碍物密度环境下追踪轨迹可视化

Fig.7 Visualization of tracking trajectories under different obstacle densities in simulation environment

关于目标运动预测部分, 基于仿真环境下目标位置的真值, 本文将提出的方法与 Fast-tracker 方法中的 Bezier 预测方法^[7]的预测结果进行了误差对比. 为增加对比的全面性, 本文在同样的环境 3 中使用了单一运动模型的卡尔曼预测方法. 对相同的目标运动进行预测. 对比结果如表 1、图 8 和图 9 所示. 从表 1 中可以看出, 在 3 种运动预测时间 (0.5 s、1.0 s 和 1.5 s)

表 1 不同预测步长下预测误差分析

Tab.1 Analysis of prediction error of various methods under different prediction step sizes

| 运动预测方法 | 平均绝对误差 | | | 均方根误差 | | |
|----------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | 0.5 s | 1.0 s | 1.5 s | 0.5 s | 1.0 s | 1.5 s |
| 单模型卡尔曼预测 | 0.067 5 | 0.127 6 | 0.215 6 | 0.083 5 | 0.173 0 | 0.304 0 |
| Bezier 预测方法 ^[7] | 0.042 3 | 0.118 8 | 0.231 5 | 0.061 1 | 0.166 2 | 0.319 4 |
| 本文预测方法 | 0.007 4 | 0.017 2 | 0.040 5 | 0.023 1 | 0.042 9 | 0.107 9 |

下,本文方法预测误差均更小,其中 ROS 时间戳是机器人操作系统(robot operating system, ROS)导出的整个追踪过程时间. 图 8 和图 9 直观地展示了预测步长 1.0 s 时的各方法预测结果,从图中可以看出,本文方法对目标运动的预测误差较小且波动较低,尤其在目标做圆周运动时的预测效果具有优势.

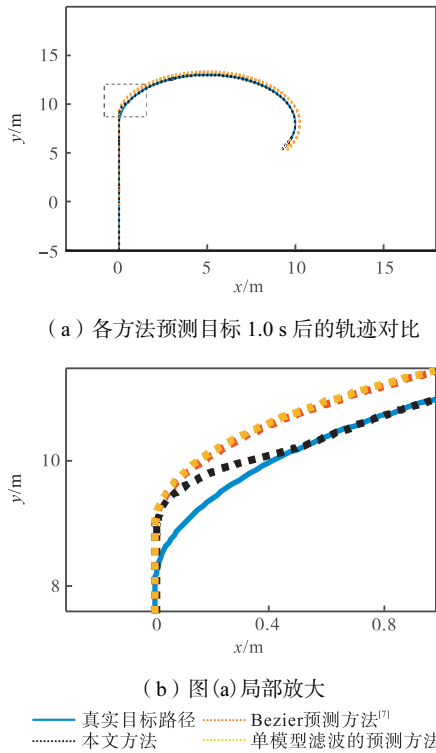


Fig.8 Comparison among target motion prediction trajectories

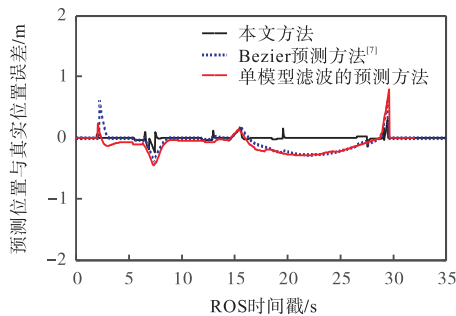


图 9 目标运动预测误差对比

Fig.9 Comparison of target motion prediction errors

关于轨迹规划部分,本文对比了本文方法与 Fast-tracker 方法^[7]规划生成的轨迹,结果如图 10 ~ 图 12 和表 2 所示. 从图 10 和表 2 中可以看出,本文方法平均轨迹优化时间为 0.712 ms,小于 Fast-tracker 方法的 1.556 ms,轨迹规划效率更高. 从图 11 和图 12 中可以看出,在与目标相距较远的追踪阶段,本文方法可以保持接近 1.8 m/s 的期望速度,而 Fast-tracker

方法缺乏必要的速度保持功能,其速度会出现波动. 在与目标相距较近的跟踪阶段,本文方法可以使无人机在目标速度发生变化时,尽量保持与目标相近的速度,且加速度曲线较为平滑,跟踪效果较好. 而 Fast-tracker 方法缺乏必要的目标速度跟踪功能,其速度和加速度会出现较大波动,这导致其出现较多的冗余运动,跟踪效果不佳,影响无人机轨迹的避障功能,进而导致追踪规划失败. 从表 2 中定量对比结果可以看

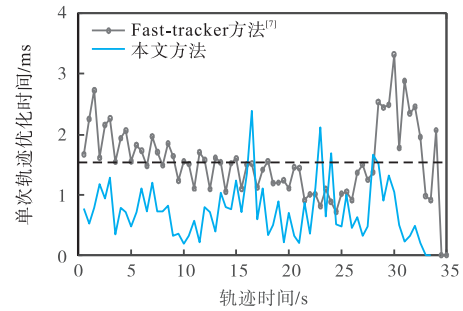


图 10 仿真中无人机轨迹优化时间对比

Fig.10 Comparison of UAV trajectory optimization time in the simulation

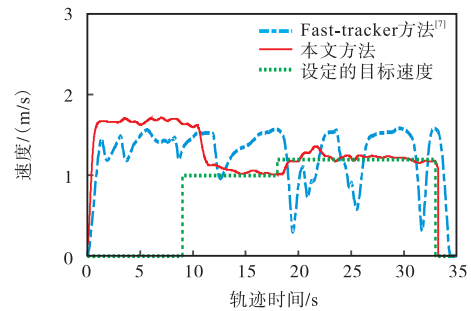


图 11 仿真中无人机速度曲线对比

Fig.11 Comparison of UAV speed curves in the simulation

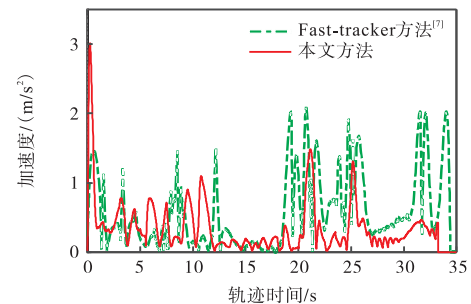


图 12 仿真中无人机加速度曲线对比

Fig.12 Comparison of UAV acceleration curves in the simulation

表 2 仿真结果定量对比

Tab.2 Quantitative comparison of simulation results

| 追踪规划方法 | 平均优化时间/ms | 加速度平均值/(m/s ²) | 加速度标准差/(m/s ²) |
|--------------------------------|-----------|----------------------------|----------------------------|
| Fast-tracker 方法 ^[7] | 1.556 0 | 0.476 3 | 0.535 2 |
| 本文方法 | 0.712 4 | 0.320 1 | 0.377 7 |

出,本文方法规划的追踪轨迹的加速度平均值和标准差均更小.

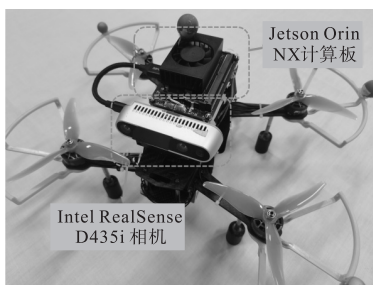
5 实验验证

5.1 实验平台

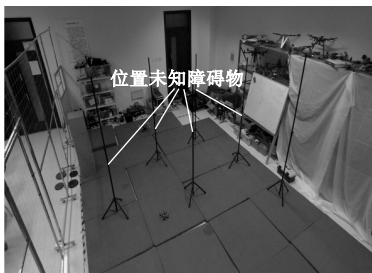
四旋翼无人机平台如图 13(a)所示,机载计算板是 Jetson Xavier NX,无人机使用 Optitrack 运动捕捉系统进行无人机自身定位,并使用 Intel D435i 深度相机进行视觉感知,相机可获取深度值的最大距离范围为 10 m. 实验场景如图 13(b)所示,场景中随意放置着若干圆柱形障碍物.

在实验中,目标和障碍物位置信息未知,无人机通过 D435 相机感知局部障碍物,并根据深度图像信息构建局部 ESDF 地图. 另一方面,无人机使用彩色图像和深度图像分别进行目标识别和获取目标深度信息,并通过坐标转换得到目标位置.

本文实验中使用 DJI Tello 四旋翼无人机作为目标,如图 14(a)所示. 本文采集了目标数据集 300 张,并使用裁剪、旋转和 Mosaic 等方法进行数据增强. 然后在配置为 RTX A3000 GPU 的移动工作站进行模型训练,并将模型部署在无人机 NX 计算板上. 训练后的 YOLOv5s 网络可以较为准确地识别出图像中的 Tello 目标无人机,如图 14(b)所示,且部署在无人机 NX 嵌入式板上的检测速度达到 20 帧/s.



(a) 四旋翼无人机



(b) 实验场景

图 13 实验平台与实验场景

Fig.13 Experimental platform and scene



(a) Tello 无人机



(b) YOLOv5s 识别效果

图 14 目标无人机与基于 YOLOv5s 的目标识别

Fig.14 Target drone and target recognition based on YOLOv5s

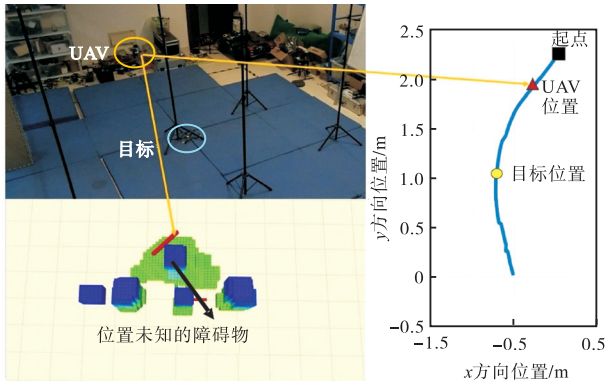
设定无人机追踪状态下期望速度 v_{des} 为 0.50 m/s, 追踪跟踪转换距离 d_{set} 为 0.9 m, 最大加速度为 1 m/s^2 , 其余轨迹参数设置与仿真中相同. 目标无人机通过遥控器控制, 在无人机开始进行追踪规划后约 3.5 s 开始运动, 运动速度 v_{tar} 约为 0.40 m/s. 为了安全性考虑, 当无人机与目标距离小于安全距离 0.8 m 时, 无人机会急停, 当距离大于启动距离 0.9 m 时, 无人机才会进行追踪规划任务.

5.2 实验结果

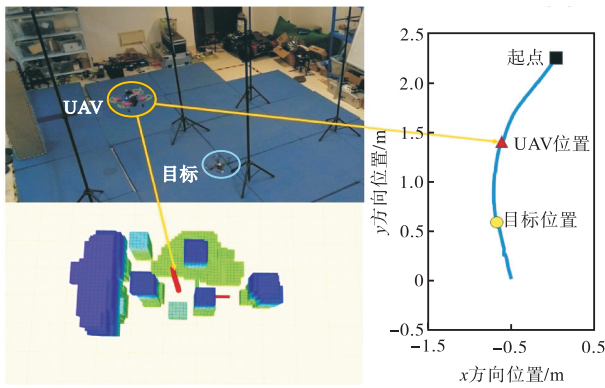
实验飞行结果如图 15 所示, 图中展示了无人机在对目标进行追踪规划通过障碍物时的轨迹, 无人机轨迹可以安全地避开障碍物. 在与目标相距较远的追踪阶段, 无人机与目标间的距离逐渐减小, 在与目标相距较近的跟踪阶段, 由于设置了安全距离与启动距离, 且无人机轨迹规划具有速度跟随功能, 无人机与目标间的距离稳定在 0.8 ~ 0.9 m.

追踪规划过程中无人机的速度和加速度曲线如图 16 和图 17 所示. 从图中和表 3 中可以看出, 在距目标较远的追踪阶段, 无人机可以达到设定的期望速度 0.50 m/s, 平均速度为 0.46 m/s. 在距目标较近的跟踪阶段, 无人机可以保持着与目标 0.40 m/s 相近的速度. 另一方面, 除了启动和急停过程, 无人机的加速度曲线较为平滑, 加速度平均值和标准差均可以保持较低水平.

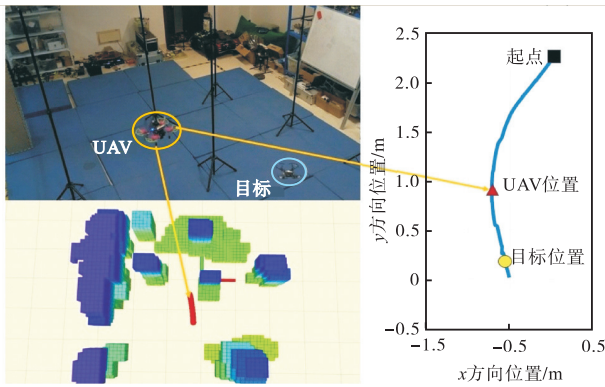
实验结果表明, 本文方法可以在未知复杂环境中实时完成基于视觉信息的目标识别和局部障碍物感知, 并且能够在安全避开障碍物的情况下完成对目标的追踪规划. 无人机的速度具有跟随效果, 在不同阶



(a) 时刻 1



(b) 时刻 2



(c) 时刻 3

图 15 实验中无人机飞行轨迹

Fig.15 UAV flight trajectory in the experiment

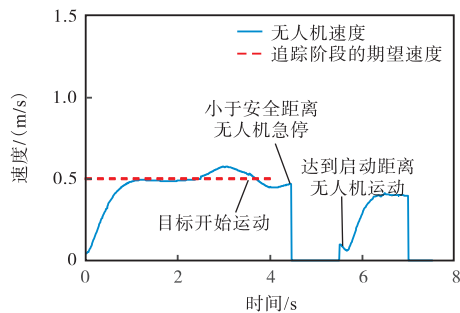


图 16 实验中无人机速度曲线

Fig.16 Speed curve of UAV in the experiment

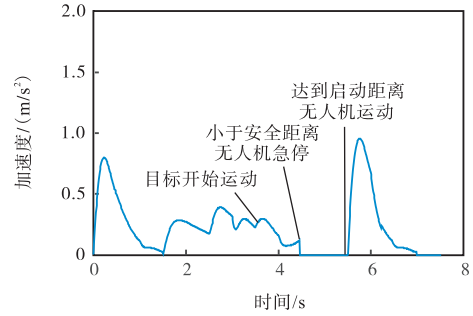


图 17 实验中无人机加速度曲线

Fig.17 Acceleration curve of UAV in the experiment

表 3 追踪阶段速度与加速度曲线定量分析

Tab.3 Quantitative analysis of speed and acceleration curves during the tracking phase

| 速度平均值/(m/s) | 加速度平均值/(m/s ²) | 加速度标准差/(m/s ²) |
|-------------|----------------------------|----------------------------|
| 0.46 | 0.258 7 | 0.029 4 |

段均可稳定在期望速度附近,且速度和加速度曲线较为平滑.

6 结 语

针对无人机在未知复杂环境下对移动目标的追踪规划问题,本文提出了一种基于视觉的无人机实时目标追踪规划算法框架.首先使用视觉信息完成目标识别与定位,然后使用自适应模型交互方法对目标进行多步预测.在此基础上,提出了基于概率推理模型的轨迹规划方法,通过前端路径搜索和轨迹优化,生成了安全平滑的追踪轨迹.最后进行了仿真对比和实际飞行实验,结果表明本文提出的算法框架可以在未知复杂环境中实现对目标的实时追踪规划.

参考文献:

[1] 侯永宏, 刘 艳, 吕华龙, 等. 一种基于双目视觉的无人机自主导航系统[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2019, 52(12): 1262-1269.
 Hou Yonghong, Liu Yan, Lü Hualong, et al. An autonomous navigation systems of UAVs based on binocular vision[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2019, 52(12): 1262-1269 (in Chinese).
 [2] 陈 琳, 刘允刚. 面向无人机的视觉目标跟踪算法: 综述与展望[J]. 信息与控制, 2022, 51(1): 23-40.
 Chen Lin, Liu Yungang. UAV visual target tracking algorithms: Review and future prospect[J]. Information and Control, 2022, 51(1): 23-40 (in Chinese).
 [3] 李雪松, 张镗石, 宋呈群, 等. 自动驾驶场景下的轨

- 迹预测技术综述[J]. 计算机工程, 2023, 49(5): 1-11.
- Li Xuesong, Zhang Qieshi, Song Chengqun, et al. Review of trajectory prediction technology in autonomous driving scenes[J]. Computer Engineering, 2023, 49(5): 1-11 (in Chinese).
- [4] 魏喜庆, 顾龙飞, 李瑞康, 等. 基于 Singer 模型的高超声速飞行器轨迹跟踪与预测[J]. 航天控制, 2017, 35(4): 62-66.
- Wei Xiqing, Gu Longfei, Li Ruikang, et al. Trajectory tracking and prediction of hypersonic vehicle based on singer model[J]. Aerospace Control, 2017, 35(4): 62-66 (in Chinese).
- [5] 季学武, 费 聪, 何祥坤, 等. 基于 LSTM 网络的驾驶意图识别及车辆轨迹预测[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 34-42.
- Ji Xuewu, Fei Cong, He Xiangshen, et al. Intention recognition and trajectory prediction for vehicles using LSTM network[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 34-42 (in Chinese).
- [6] Kim J, Shim D A. Vision-based target tracking control system of a quadrotor by using a tablet computer[C]//2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems(ICUAS). Atlanta, USA, 2013: 1165-1172.
- [7] Han Z C, Zhang R B, Pan N, et al. Fast-tracker: A robust aerial system for tracking agile target in cluttered environments[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Xi'an, China, 2021: 328-334.
- [8] Wong J N, Yoon D J, Schoellig A P, et al. A data-driven motion prior for continuous-time trajectory estimation on SE(3)[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 1429-1436.
- [9] Qi R L, Zhang K, Zhou W J, et al. Trajectory planning and success probability estimation of operation for gaussian motion manipulators[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(1): 42-51.
- [10] Zhou B Y, Gao F, Wang L Q, et al. Robust and efficient quadrotor trajectory generation for fast autonomous flight[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 3529-3536.
- [11] 冉 娜, 乔 雪. 交互式多模型七阶容积卡尔曼滤波算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(6): 167-172.
- Ran Na, Qiao Xue. Interacting multiple model seventh-degree cubature Kalman filter algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(6): 167-172 (in Chinese).
- [12] Han L X, Gao F, Zhou B Y, et al. Fiesta: Fast incremental euclidean distance fields for online motion planning of aerial robots[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). Macau, China, 2019: 4423-4430.
- [13] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA, 2016: 779-788.
- [14] 周 彦, 胡 岚, 王冬丽. 基于 IMM-UKF-CS 的混合环境目标跟踪[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(1): 43-48, 56.
- Zhou Yan, Hu Lan, Wang Dongli. Target tracking in hybrid environment based on IMM-UKF-CS[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(1): 43-48, 56 (in Chinese).
- [15] Muller M W, Hehn M, D'Andrea R. A computationally efficient motion primitive for quadcopter trajectory generation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(6): 1294-1310.
- [16] Mukadam M, Dong J, Yan, X Y, et al. Continuous-time Gaussian process motion planning via probabilistic inference[J]. International Journal of Robotics Research, 2018, 37(11): 1319-1340.
- [17] Singh R, Haasler I, Zhang Q S, et al. Inference with aggregate data in probabilistic graphical models: An optimal transport approach[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2022, 67(9): 4483-4497.
- [18] Zhang Z R, Fu M Y. Convergence rate analysis of gaussian belief propagation for Markov networks[J]. IEEE-CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(3): 668-673.

(责任编辑: 孙立华)