

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.06.008

## 基于多传感器融合的高精度无人机空中对接方法

向玉龙, 李嘉诚, 陈芊, 盛汉霖

(南京航空航天大学能源与动力学院, 南京 210016)

**摘要:** 多旋翼无人机空中对接技术可以解决多旋翼无人机续航能力有限、载荷小等问题, 对提高多旋翼无人机的续航能力和任务效率有重要意义。但是当前多旋翼无人机空中对接方案成本高昂且对接精度差, 易受环境限制。本文提出了一种基于单目视觉与惯性测量单元 (Inertial measuring unit, IMU) 融合定位并结合最优轨迹控制的空中对接方案, 在保证对接精度的同时大幅降低成本。首先相机通过 AprilTag 对目标进行识别定位, 再通过非线性优化对重投影误差进行最小化优化, 并借助状态误差卡尔曼滤波器 (Error state Kalman filter, ESKF) 更准确地消除 IMU 的零偏, 提高融合定位的精度; 然后根据线性二次型控制器 (Linear quadratic regulator, LQR) 设计了最优对接控制器, 并结合无人机的动力学模型, 直接输出多旋翼无人机的姿态控制量, 实现更加安全的空中对接; 最后在四旋翼无人机平台上进行实验验证, 顺利完成了空中对接任务, 证明了该方法的可行性。

**关键词:** 多旋翼无人机; 视觉定位; 状态误差卡尔曼滤波器融合; 空中对接; 线性二次型控制器

中图分类号: V279

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2024)06-1057-09

## A High-Precision Aerial Docking Method for Drones Based on Multi-sensor Fusion

XIANG Yulong, LI Jiacheng, CHEN Qian, SHENG Hanlin

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** The aerial docking technology for multirotor drones can address the issues such as limited endurance and small payload capacity, which is of great importance for extending the endurance and improving the task efficiency of multirotor drones. However, the current airborne docking solutions for multirotor drones suffer from high cost and poor docking precision, and are easily affected by environmental constraints. Therefore, this paper proposes an airborne docking solution that integrates monocular vision with an inertial measurement unit (IMU) for positioning, combined with optimal trajectory control, significantly reducing costs while ensuring docking precision. First, the camera identifies and locates the target by AprilTag. Second, it minimizes the reprojection error through nonlinear optimization and employs the error state Kalman filter (ESKF) to more accurately eliminate the IMU bias, improving the accuracy of the fusion positioning. Third, an optimal docking controller is designed based on the linear quadratic regulator (LQR). Combining the drone's dynamic model, it directly outputs the attitude control commands for the multirotor drone, achieving safer aerial docking. Finally, experiments are conducted on a quadrotor drone platform and successfully complete the aerial docking task, demonstrating the feasibility of this method.

**Key words:** multirotor drones; visual positioning; error state Kalman filter (ESKF) fusion; aerial docking; linear quadratic regulator (LQR) controller

收稿日期: 2024-09-29; 修订日期: 2024-11-01

通信作者: 盛汉霖, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: dreamshl@nuaa.edu.cn。

引用格式: 向玉龙, 李嘉诚, 陈芊, 等. 基于多传感器融合的高精度无人机空中对接方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(6): 1057-1065. XIANG Yulong, LI Jiacheng, CHEN Qian, et al. A high-precision aerial docking method for drones based on multi-sensor fusion[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(6): 1057-1065.

多旋翼无人机具有灵活的动态飞行特性,能够快速感知、规划、反应并执行高度动态的任务,因此广泛用于地理测绘、应急响应、物流与运输等任务。但是多旋翼无人机存在续航时间短、载荷小等问题,而多旋翼无人机空中对接技术的出现能够解决上述问题,并拓宽其应用场景。例如,针对续航时间短的问题,可以与“加油机”完成空中对接再进行电池替换,重新补充能源,进而提高无人机续航能力。空中对接不受环境影响,可以在任何时间和地点进行能源补充。针对载荷小的问题,可以牺牲飞行距离增大载荷,再通过空中对接后将货物转运到另一架空机上,相对于降落在地面上进行转移更加高效。随着多旋翼无人机行业的高速发展,空中对接系统正逐渐成为多旋翼飞行器的新兴研究方向,出现了基于实时动态测量技术(Real-time kinematic, RTK)、动捕系统等高精度定位技术并结合辅助机构实现空中对接的方案。但是这些定位设备成本高昂,且由于对接控制精度不高,需要安装辅助机构,反而会降低无人机续航和载荷。因此,本文提出一种基于单目视觉定位和最优对接控制器的多旋翼无人机空中对接方案,能够在降低成本的同时保证对接精度。

空中对接的核心主要有两点:(1)相对定位,用于确定对接无人机与目标间的相对位姿;(2)对接控制器,用于控制无人机对接时的轨迹,完成对接<sup>[1]</sup>。应用广泛的几款定位系统都存在着不同缺陷:例如RTK虽然定位精度高,但是需要一个固定基站提供差分改正数据<sup>[2]</sup>,导致其工作范围有限,且成本很高;通过动捕系统定位需要设置特定的捕捉区域,空间限制大大影响其应用范围,常用于室内的高精度定位<sup>[3]</sup>;激光雷达虽然不受环境限制且远距离时精度很高<sup>[4]</sup>,但是受分辨率限制,很难跟踪较近的物体,并且体积较大重量较重。而视觉定位具有成本低、分辨率较高、环境适应性强等特点,被广泛用于无人机、自动驾驶等领域,因此本文采用视觉定位方法进行对接时的位姿估计。

视觉定位常用的算法有深度学习、视觉同时定位与建图(Simultaneous localization and mapping, SLAM)和特征匹配。例如,Kendall等<sup>[5]</sup>提出了一种卷积神经网络 PoseNet,通过训练,以端到端的方式从单个RGB图像估计出六自由度位姿,并且对于复杂光照、运动模糊等不同环境具有一定的鲁棒性,但是该方法基于卷积神经网络,对于算力要求很高,很难在机载平台上进行实时在线推理,而一些高算力的平台又十分昂贵。使用深度视觉传感器(双目立体相机<sup>[6]</sup>或RGB-D相机)进行实时定位和地图构建也是一种常见的视觉定位算法。视

觉SLAM可以在未知环境中自主定位和构建地图,并且该系统对严重的运动杂波具有鲁棒性,允许宽基线环路闭合和重新定位<sup>[7]</sup>。相对于深度学习,该方案算力要求很低,可以直接在CPU上实时运行<sup>[8]</sup>,但该方法一般以静止物体作为参照物进行定位,跟踪运动的物体效果较差<sup>[9]</sup>。上述两种方法使用目标的自然特征即可,而采用特征匹配进行视觉定位则需要人工视觉标志辅助。其中最常用的标志是AprilTag,它使用2D条形码样式“标签”,允许对单个图像的特征进行完整的6自由度定位,并且具有更快的检测速度、更强大的数字编码以及面对遮挡更强的鲁棒性<sup>[10]</sup>,由于使用非常广泛,后续推出的AprilTag2有着更高的检测率、更少的误报和更短的计算时间<sup>[11]</sup>。

空中对接不仅对视觉定位精度要求较高,对轨迹控制精度要求更高。PID(Proportional integral derivative)具有良好的抗干扰能力,并且由于积分作用的存在,能够很好的消除末端对接误差。例如美国宾夕法尼亚大学的Li等<sup>[12]</sup>设计了动力可重构无人飞行器对接机构,并基于机器视觉进行对接引导,最后通过比例-微分控制器+前馈的方法完成空中对接研究。复旦大学的Wang等<sup>[13]</sup>通过YOLOv3作为视觉引导系统,该系统在空中对接时的校准速度为8 Hz,然后设计了一种基于径向基函数的PID对接着陆轨迹跟踪控制器,能够有效抑制外部气流扰动,满足自主对接着陆过程的轨迹跟踪控制要求。在空中对接时,不仅对无人机的位置有要求,对其他状态量,例如速度、姿态等也有着严格的要求,而PID很难使所有状态量同时达到期望值。因此对于轨迹跟踪问题常使用多变量控制算法,例如线性二次型控制器(Linear quadratic regulator, LQR)或是模型预测控制器(Model predictive control, MPC)等,西北工业大学的Du等<sup>[14]</sup>使用MPC生成平滑的着陆轨迹,考虑到以不同速度在移动平台上着陆的复杂性,解决了无人机在自主回收任务中的着陆轨迹规划和高速轨迹跟踪控制问题。但是对于含有约束问题的MPC,通过数值方法在线求解二次规划问题很难保证实时性控制。

综上所述,当前的空中对接方案受环境限制多、对接轨迹控制精度差,因此本文提出一种基于单目视觉与惯性融合的定位,并设计一个最优对接控制器实现空中对接的方案,如图1所示。首先单目摄像头对AprilTag进行目标识别,然后通过非线性优化对重投影误差进行最小化优化,在保证识别定位速度的同时,获得高精度的相对位姿。接着通过状态误差卡尔曼滤波器(Error state Kal-

man filter, ESKF)融合相机与IMU数据,为对接控制器提供准确的状态反馈,并将反馈频率由相机的低帧率(40 Hz)拓展到IMU的高帧率(200 Hz)。由于该定位方法采用单目定位加惯性融合,相比传统定位方法,具有受环境影响小、成本低、精度高的优势,在机载平台计算能力有限的情况下,也可同时满足位姿估计低延时和高精度的要求。对接控制部分根据LQR设计了最优对

接控制器,并通过无人机动力学模型转化为姿态控制,最终实现对接控制。采用该控制方法能够在对接时准确控制各个状态量,避免对接时发生碰撞,提高对接成功率,相对于串级PID有着更高的控制精度,并且避免了MPC复杂的求解过程,提高了控制实时性。最后,分别通过仿真和实物平台对视觉定位和对接控制进行了飞行实验与整体验证。

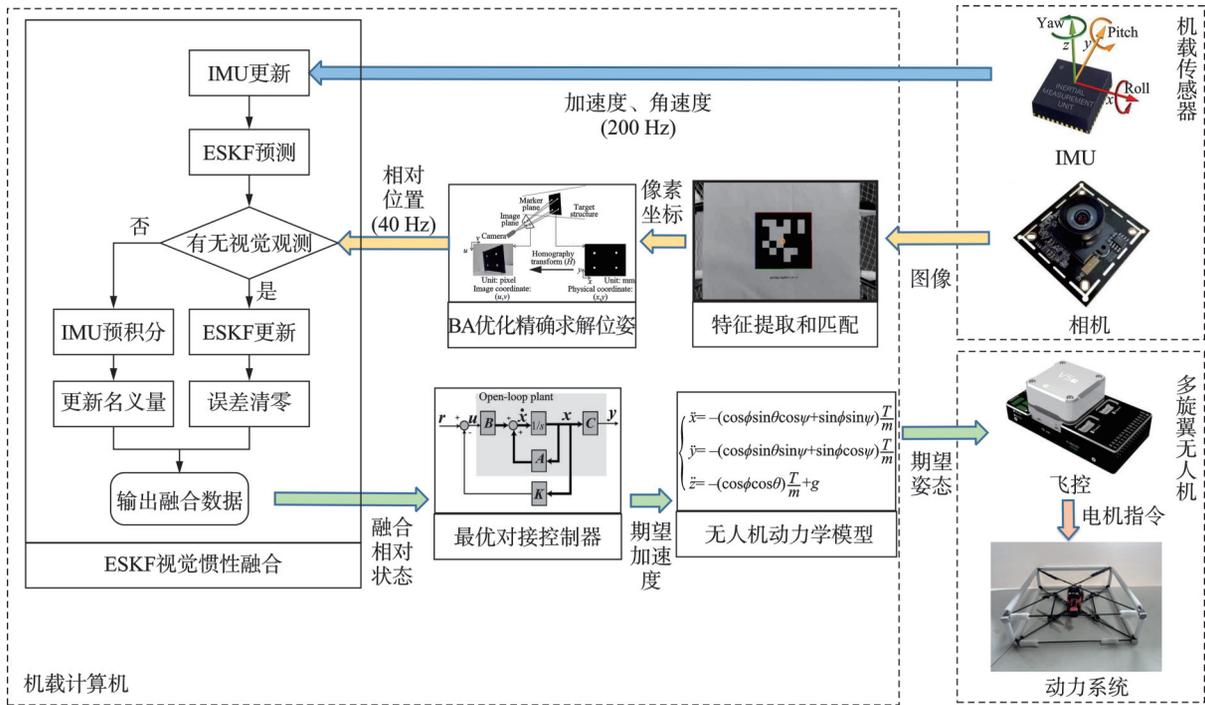


图 1 总体框架图

Fig.1 Overall framework diagram

## 1 基于非线性优化改进的 AprilTag 视觉位姿定位

AprilTag 是由密西根大学 April 实验室开发的一个鲁棒灵活的视觉标记系统,类似于二维码,但专为机器人和计算机视觉应用设计<sup>[10]</sup>。它们可以在图像中快速、可靠地检测和解码,并用于确定标记在三维空间中的位置和姿态。相较于传统的视觉地标识别系统,具有更好的鲁棒性。

AprilTag 定位主要分为两部分,分别为二维码检测和位姿解算。AprilTag 整体为一个正方形,内部通过不同黑白正方形色块进行编码,图像处理算法会首先在图像中寻找这些正方形标记。由于 AprilTag 的独特设计,可以在不同光照条件和部分遮挡情况下有效检测到标记。在检测到标记后,就可以提取标记的 4 个角点,并获得这 4 个角点在图像中的坐标,最后再解析标记内部的二进制编码色块,以确定标记的唯一 ID。在获取到 AprilTag 的 4

个角点后,就可以根据 PNP (Perspective-n-Point) 算法获取标记相对于相机的位姿。

PNP 是求解三维点到二维点映射的方法,即知道一组 3D 点的位置以及它在相机中的投影位置,求出相机的位置<sup>[15]</sup>。AprilTag 为了快速求解标记位姿,将三维点集表示为 4 个虚拟控制点的线性组合,最后通过线性求解方法(如最小二乘法)估计控制点的位置简化计算,因此精度在某些情况下可能不高。由于后续采用 ESKF 融合相机和 IMU,所以对识别速度要求不高,但需要通过相机输出结果矫正 IMU 零偏,对识别的精度要求很高,对 AprilTag 的位姿解算进行改进,采用非线性优化的方法进行求解。

设相机的旋转矩阵为  $R$ , 平移向量为  $t$ , 空间中三维点在世界坐标系坐标为  $P_i = [X_i, Y_i, Z_i]^T$ , 其在相机坐标系和像素坐标系下的坐标分别为  $P'_i = [X'_i, Y'_i, Z'_i]^T, u_i = [u_i, v_i, 1]^T$ , 根据小孔成像原理,  $P_i$  和  $u_i$  具有以下关系

$$Z_i \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i' \\ Y_i' \\ Z_i' \end{bmatrix} = CP_i' \quad (1)$$

式中： $C$ 为相机内参矩阵，在相机被制造出来后就固定的，可以通过相机标定的方法获得。事实上，由于相机具有运动， $P'$ 为 $P_i$ 根据相机的位姿变换到相机坐标系下的结果，即满足 $P' = RP_i + t$ ，代入式(1)得

$$Z_i u_i = C(RP_i + t) \quad (2)$$

构造三维点重投影到像素坐标系平面和相机观测坐标的误差，并使其最小，对应的 $R$ 和 $t$ 就是最优的相机位姿，优化的过程就是不断调整 $R$ 和 $t$ ，使代价最小。

$$J^* = \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| u_i - \frac{1}{Z_i} C(RP_i + t) \right\|^2 \quad (3)$$

该优化问题是一个非线性最小二乘问题，可以通过牛顿-高斯法或者LM(Levenberg-Marquardt)法进行数值求解。由于非线性优化的速度和结果受到初值影响，因此可以先通过EPnP(Efficient Perspective-n-point)线性求解方法获得相机初始估计位姿，再将其作为初值进行优化求解。

## 2 基于ESKF的视觉惯性融合估计方法

由于单元体无人机在空中对接时对控制精度要求较高，因此控制器要以很高的频率对无人机进行控制。但相机输出的测量位姿频率只有40 Hz，无法直接满足高精度位姿控制需求；IMU频率虽然很高，但是测量数据(包括加速度计和陀螺仪的测量数据)都带有大量噪声，直接利用IMU运动方程进行积分会随着时间发生显著的漂移。因此，为了实现位置控制器的高频相对位姿反馈，本文采用ESKF融合相机和IMU数据，将无人机相对位姿输出频率拓展到与IMU输出频率一致。相对于传统的卡尔曼滤波器(Kalman filtering, KF)和拓展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filtering, EKF)，ESKF有很多优势<sup>[16]</sup>。ESKF总是工作在原点附近，离奇异点较远，并且状态量为小量，其二阶变量相对来说可以忽略，所以不会出现线性化近似不够的问题<sup>[17]</sup>。而且用IMU预积分代替传统卡尔曼滤波器的预测部分，可以在消除高频噪声的同时减小相位的滞后。

ESKF的计算包含3个状态变量，分别是名义状态变量 $x_n$ ，误差状态变量 $\delta x$ 和真实状态变量 $x_t$ 。

名义状态变量是指ESKF输出的状态，通过IMU积分进行更新，没有考虑噪声；真实状态变量是指实际的状态，考虑系统的噪声；误差状态变量为名义状态变量与真实状态变量的插值。设ESKF的真实状态变量为 $x_t = [p_t, v_t, R_t, b_{at}, b_{gt}, g_t]^T$ ，名义状态变量为 $x_n = [p_n, v_n, R_n, b_{an}, b_{gn}, g_n]^T$ ，其中各个状态分别表示三轴位置、三轴速度、三维旋转矩阵、加速度计零偏、陀螺仪零偏和重力加速度。

如图2所示，ESKF计算主要分为3个部分，首先在读取一帧IMU数据后进行状态误差预测，然后根据是否有视觉观测数据进行判断，若没有采用IMU数据进行积分，更新名义状态，若有则采用视觉测量数据对状态误差进行更新估计，并将其从名义状态中消除。具体过程将在下面2.1~2.3节进行详细推导。

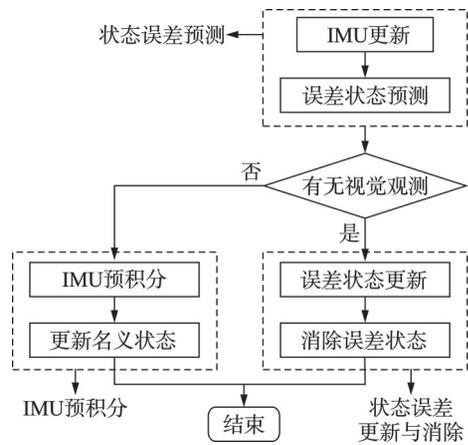


图2 ESKF流程图

Fig.2 Flow chart of ESKF

### 2.1 状态误差预测

真实状态的微分方程可以表示为

$$\begin{cases} \dot{p}_t = v_t \\ \dot{v}_t = R_t(a_m - b_{at} - n_a) + g_t \\ \dot{R}_t = R_t(\omega_m - b_{gt} - n_g) \\ \dot{b}_{at} = n_{ba} \\ \dot{b}_{gt} = n_{bg} \\ \dot{g}_t = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中： $a_m$ 和 $\omega_m$ 分别为加速度计和陀螺仪的测量值，下标m表示测量值； $n_a$ 和 $n_g$ 是加速度计和陀螺仪的噪音； $n_{ba}$ 和 $n_{bg}$ 是加速度计和陀螺仪零偏的噪音，这些噪音均值为0，并且服从高斯分布。

由于名义状态的更新依靠IMU积分，所以名义状态的微分方程不考虑噪声。名义状态的微分方程可以表示为

$$\begin{cases} \dot{p}_n = v_n \\ \dot{v}_n = R_n(a_m - b_{an}) + g_n \\ \dot{R}_n = R_n(\omega_m - b_{gn})^\wedge \\ \dot{b}_{an} = 0 \\ \dot{b}_{gn} = 0 \\ \dot{g}_n = 0 \end{cases} \quad (5)$$

而名义状态变量  $x_n$ , 误差状态变量  $\delta x$  和真实状态变量  $x_t$  之间存在如下关系

$$\begin{cases} p_t = p_n + \delta p \\ v_t = v_n + \delta v \\ R_t = R_n \delta R \\ b_{at} = b_{an} + \delta b_a \\ b_{gt} = b_{gn} + \delta b_g \\ g_t = g_n + \delta g \end{cases} \quad (6)$$

通过式(4~6)可以得到状态误差方程的连续形式如式(7), 其中速度和姿态与旋转耦合, 需通过李代数计算出

$$\begin{cases} \delta \dot{p} = \delta v \\ \delta \dot{v} = -R_n(a_m - b_{an})^\wedge \delta \theta - R_n \delta b_a + \delta g - R_n n_a \\ \delta \dot{\theta} = -(\omega_m - b_{gn})^\wedge \delta \theta - \delta b_g - n_g \\ \delta \dot{b}_{at} = n_{ba} \\ \delta \dot{b}_{gt} = n_{bg} \\ \delta \dot{g}_t = 0 \end{cases} \quad (7)$$

定义  $\delta x = [\delta p, \delta v, \delta \theta, \delta b_a, \delta b_g, \delta g]^\top$ , 表示状态误差变量;  $u_m = [a_m, \omega_m]^\top$ , 表示传感器测量值;  $n = [n_a, n_g, n_{ba}, n_{bg}]^\top$ , 表示传感器的测量噪音。将式(7)中方程组的运算定义为  $f$ , 则离散化状态方程形式为

$$\delta x_{k+1} = f(x_n, u_m, n, x_k) = F_x \delta x_k + F_n n = \left( I + \frac{\partial f}{\partial x} \Delta t \right) \delta x_k + F_n n \quad (8)$$

式中  $k$  表示时间步长, 则ESKF的误差状态更新  $\delta x_{\text{pred}}$  和协方差矩阵  $P$  的更新分别如下

$$\begin{cases} \delta x_{\text{pred}} = F_x \delta x \\ P_{\text{pred}} = F_x P F_x^\top + F_n Q F_n^\top \end{cases} \quad (9)$$

由式(8,9)推导可得

$$F_x = \frac{\partial f}{\partial \delta x_n} \Big|_{x_n, u_m} = \begin{bmatrix} I & I\Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & -R_n(a_m - b_{an})^\wedge \Delta t & -R_n \Delta t & 0 & I\Delta t \\ 0 & 0 & R_n^\top \{(\omega_m - b_{gn})^\wedge \Delta t\} & 0 & -I\Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$F_n = \frac{\partial f}{\partial n} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ -R & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \text{Cov}(n_a) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \text{Cov}(n_g) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \text{Cov}(n_{ba}) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \text{Cov}(n_{bg}) \end{bmatrix} \quad (12)$$

## 2.2 IMU预积分

在ESKF的预测过程中, 还伴随着IMU的预积分过程, 即名义方程的积分过程, 这需要将名义方程式(5)进行离散化。

$$\begin{cases} p_n = v_n + v_n \Delta t + \frac{1}{2} (R_n(a_m - b_{an}) + g_n) \Delta t^2 \\ v_n = v_n + (R_n(a_m - b_{an}) + g_n) \Delta t \\ R_n = R_n \text{Exp}((\omega_m - b_{gn}) \Delta t) \\ b_{an} = b_{an} \\ b_{gn} = b_{gn} \\ g_n = g_n \end{cases} \quad (13)$$

预积分可以消除高频噪音, 但是由于传感器存在零点漂移, 如果一直积分, 势必会越来越偏移真实值, 因此还需要通过ESKF的更新过程来消除传感器的零点漂移。

## 2.3 状态误差更新与消除

假设一个抽象的传感器能够对状态变量产生观测, 其观测方程为  $h(x)$ ,  $v$  是噪音, 那么传感器数学模型可以表示为

$$z = h(x) + v \quad v \sim N(0, V) \quad (14)$$

在传统EKF中, 对观测方程线性化, 求出观测方程相对于状态变量的雅可比矩阵  $H$ , 进而更新卡尔曼滤波器。而在ESKF中, 主要通过误差状态的更新消除传感器零偏的影响, 所以状态误差预测方程在ESKF中并没有用到, 因此  $x_{\text{pred}}$  恒为0。所以最终得到ESKF的状态误差更新方程为

$$\begin{cases} K = P_{\text{pred}} H^\top (H P_{\text{pred}} H^\top + V)^{-1} \\ \delta x = K(z - h(x_n)) \\ P = (I - KH) P_{\text{pred}} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $K$  为卡尔曼增益;  $V$  为传感器测量噪音的协方差矩阵;  $P_{\text{pred}}$  为预测的协方差矩阵;  $P$  为更新后的协方差矩阵。

由于本文采用视觉方案作为观测传感器, 所以测量得到数据可以表示为  $z = [p_m, q_m]$ ,  $p_m$  为测量的位置,  $q_m$  为测量的姿态。则到真实的测量值为

$$\begin{cases} \boldsymbol{p}_m = \boldsymbol{p}_t + \boldsymbol{R}_t \boldsymbol{p}_{\text{offset}} \\ \boldsymbol{q}_m = \boldsymbol{q}_t \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $\boldsymbol{q}_t$  为真实姿态对应的四元数;  $\boldsymbol{p}_{\text{offset}}$  为相机相对于飞控的位姿偏移。下一步, 要求出测量值  $\boldsymbol{z}$  和真实值的误差量, 对于位置测量的误差量, 有

$$\delta \boldsymbol{z}_p = \delta \boldsymbol{p} - \boldsymbol{R}_n [\boldsymbol{p}_{\text{offset}}]^\wedge \delta \boldsymbol{\theta} \quad (17)$$

对于姿态测量误差量, 有

$$\delta \boldsymbol{z}_q \approx \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{\delta \boldsymbol{\theta}}{2} \end{bmatrix} \quad (18)$$

因此可以得到基于视觉测量的  $\boldsymbol{H}$  矩阵如下

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{I}_3 & -\boldsymbol{R}_n [\boldsymbol{p}_{\text{offset}}]^\wedge & \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \boldsymbol{I}_3/2 & \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 \end{bmatrix} \quad (19)$$

在完成更新过程后, 得到一个误差状态的最优估计  $\delta \boldsymbol{x}$ , 而名义状态  $\boldsymbol{x}_n$  已经通过 2.2 节的 IMU 预积分过程得到。因此根据式(6), 将名义状态  $\boldsymbol{x}_n$  叠加上误差状态  $\delta \boldsymbol{x}$ , 得到了消除与真实值之间误差的名义状态, 作为 ESKF 的输出。在进行该步骤后, 名义状态理论上与真实状态相等。

### 3 最优对接控制器设计

对接过程中对无人机轨迹跟踪精度较高, 尤其是末端精度, 在末端时要求无人机的位置误差和速度都是零。若采用传统的位置速度串级 PID 控制器, 积分项的存在使得多变量控制很容易振荡, 但如果去掉积分项, 轨迹的跟踪精度又会变差, 并且串级 PID 的参数较难整定<sup>[18]</sup>。所以本文采用状态控制器, 以精准控制末端的位置和速度。使用状态控制器还有一个优势: 由于末端的位置误差和速度误差都为 0, 所以该问题可以转化为线性二次型调节器问题, 并基于 LQR 设计出一个最优的控制器。LQR 相对 MPC 更加简单, 能够做到更高的控制频率; 且无人机末端对接时控制量很小, 可以忽略约束, 此时无约束 MPC 问题的解可以等价于 LQR 的解, 仍然能保持控制精度。

将多旋翼无人机的位姿和速度设置为状态量  $\boldsymbol{x}$ , 将加速度设为输入量  $\boldsymbol{u}$ , 则可以得到多旋翼无人机的离散状态方程如下

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}(k+1) = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u}(k) \\ \boldsymbol{y}(k) = \boldsymbol{x}(k) \end{cases} \quad (20)$$

式中

$$\boldsymbol{x}(k) = \begin{bmatrix} p_x(k) \\ p_y(k) \\ v_x(k) \\ v_y(k) \end{bmatrix}, \boldsymbol{u}(k) = \begin{bmatrix} a_x(k) \\ a_y(k) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} dt^2/2 & 0 \\ 0 & dt^2/2 \\ dt & 0 \\ 0 & dt \end{bmatrix}$$

设计一个状态反馈控制器  $\boldsymbol{u} = \boldsymbol{r} - \boldsymbol{F}\boldsymbol{x}$ 。由于对接的末端位置和速度都为 0, 令  $\boldsymbol{r} = \mathbf{0}$ , 则状态控制器可以简化为

$$\boldsymbol{u} = -\boldsymbol{F}\boldsymbol{x} \quad (21)$$

将式(21)代入系统状态方程中, 可以得到

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}(k+1) = (\boldsymbol{A} - \boldsymbol{B}\boldsymbol{F})\boldsymbol{x}(k) \\ \boldsymbol{y}(k) = \boldsymbol{x}(k) \end{cases} \quad (22)$$

根据现代控制理论, 式(22)为一个离散的零输入响应系统, 所以当  $(\boldsymbol{A} - \boldsymbol{B}\boldsymbol{F})$  的所有特征值的幅度均小于 1 时, 系统渐进稳定, 即随着时间趋于无穷, 系统响应趋于零, 并且每一个特征值都会影响系统收敛速度。但是直接根据需要确定每一个特征值的大小是十分困难的, 因此需要借助 LQR 最优控制器来设计反馈系数  $\boldsymbol{F}$ 。

首先确定二次型代价函数为

$$J = \frac{1}{2} \boldsymbol{x}_N^\top \boldsymbol{S} \boldsymbol{x}_N + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} (\boldsymbol{x}_k^\top \boldsymbol{Q} \boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{u}_k^\top \boldsymbol{R} \boldsymbol{u}_k) \quad (23)$$

式中:  $\boldsymbol{S}$ 、 $\boldsymbol{Q}$  和  $\boldsymbol{R}$  为对称的半正定方阵, 分别表示末端代价、运行的代价和系统控制量消耗的能量的代价;  $N$  为总控制步长。根据黎卡提方程, 可以求解出控制策略

$$\begin{cases} \boldsymbol{u}_{N-k}^* = -\boldsymbol{F}_{N-k} \boldsymbol{x}_{N-k} \\ \boldsymbol{F}_{N-k} = (\boldsymbol{B}^\top \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{B} + \boldsymbol{R})^{-1} \boldsymbol{B}^\top \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{A} \\ \boldsymbol{P}_k = (\boldsymbol{A} - \boldsymbol{B}\boldsymbol{F}_{N-k})^\top \boldsymbol{P}_{k-1} (\boldsymbol{A} - \boldsymbol{B}\boldsymbol{F}_{N-k}) + \boldsymbol{F}_{N-k}^\top \boldsymbol{R} \boldsymbol{F}_{N-k} + \boldsymbol{Q} \end{cases} \quad (24)$$

其中初始条件为  $\boldsymbol{P}_0 = \boldsymbol{S}$ , 通过式(24)构成了 LQR 的一个完整周期的求解, 即从  $k=0$  时刻到  $k=N$  时刻的所有控制策略。若这个线性系统可控, 当末端时间趋于无穷大时, 反馈矩阵  $\boldsymbol{F}_{N-k}$  趋于常数, 因此可以通过离线迭代计算出这一常数矩阵, 并使用到反馈中。

根据式(11)可得无人机的加速度期望, 还需要转化为无人机的姿态才能进行控制。根据无人机的运动学方程<sup>[19]</sup>, 即式(25), 可以得到

$$\begin{cases} \ddot{x} = -(\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi) T/m \\ \ddot{y} = -(\cos \phi \sin \theta \sin \psi + \sin \phi \cos \psi) T/m \\ \ddot{z} = -(\cos \phi \cos \theta) T/m + g \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $\phi$ 、 $\theta$ 、 $\psi$  分别为无人机的俯仰角、横滚角和偏航角;  $g$  为重力加速度;  $m$  为无人机质量。

对接时航向角指向被对接无人机, 所以为 0, 忽略扰动项, 有

$$\begin{cases} \ddot{x} = -(\cos \phi \sin \theta)T/m \\ \ddot{y} = -(\sin \phi)T/m \\ \ddot{z} = -(\cos \phi \cos \theta)T/m + g \end{cases} \quad (26)$$

对接时高度误差始终保持为 0,所以高度方向加速度为 0,即  $\ddot{z} = 0$ ,代入式(26)中可得

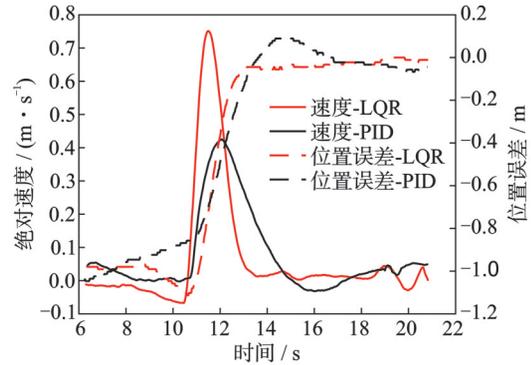
$$\begin{cases} \ddot{x} = -g \tan \theta \\ \ddot{y} = -g \tan \phi / \cos \theta \end{cases} \quad (27)$$

根据式(27)可以将 LQR 的输出量转化为姿态控制量,然后将该期望姿态发送给飞控,完成无人机姿态控制,进而实现无人机的对接轨迹控制。

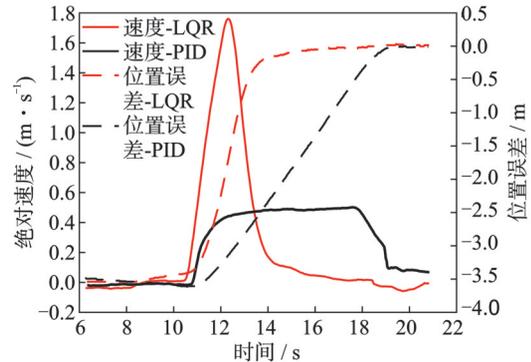
### 4 仿真与实验验证

首先,为了验证本文对接控制器的跟踪效果,基于 Px4+Gazebo 半物理仿真环境对 LQR 和 PID 控制器进行了空中对接的仿真对比实验,实验结果如图 3 所示。其中 X 轴为正东方向, Y 轴为正北方向, Z 轴为竖直向上。从图 3(a)中可以看到,使用 LQR 进行对接轨迹跟踪比串级 PID 有着更快的响应速度,并且末端速度同时为 0,保证对接时不会发生碰撞;采用串级 PID 进行控制时,在 19 s 左右时速度突然降为 0,这是因为对接时两机发生了碰撞,这也是采用 PID 进行对接轨迹控制的缺点。图 3(b,c)分别为对接时 Y 和 Z 方向的速度和位置误差对比。可以看到,在保证末端速度无超调和振荡时,串级 PID 的参数已经最优,此时 LQR 的响应速度仍然比 PID 快。综合图 3(a~c)中可以看出, LQR 相比串级 PID,对接速度提高至少 30%,并且可以保证末端速度为 0,避免对接时的碰撞,保证空中对接的安全。

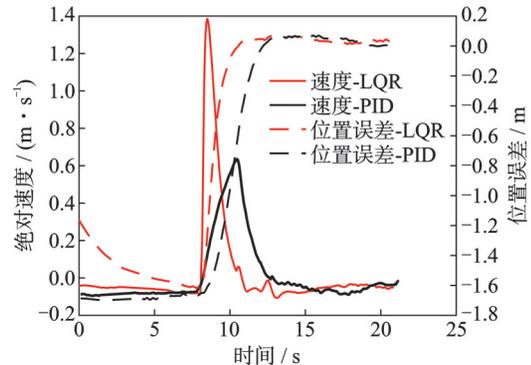
LQR 比 PID 控制器响应速度快的原因可以从两方面分析。首先, LQR 使用多状态反馈,可以直接利用系统的所有状态信息,并控制所有状态达到最优,从而能够更快速地进行位置响应。而 PID 使用单状态的误差反馈,无法快速应对所有状态变化,尤其是使用串级 PID,其速度环控制速度会受到位置环控制的限制。由图 3 可得, LQR 的速度响应比 PID 更快。其次,无人机的动态模型已知,采用 LQR 设计控制器能够在此基础上进行最优化设计,有效地利用系统的线性特性并使性能达到最优。但是 PID 不依赖于系统的详细模型,用于简单或非线性系统时可能无法达到最佳性能。在设计 LQR 时,会涉及执行机构饱和的问题。无人机在进入对接过程时,两机距离较近,几乎不会出现较大姿态的飞行情况,因此对 LQR 输出的期望姿态进行了限幅,在参数调整时,通过仿真测试评估的方法,有效地避免了姿态饱和问题。



(a) Comparison of velocities and position errors in X direction



(b) Comparison of velocities and position errors in Y direction



(c) Comparison of velocities and position errors in Z direction

图 3 PID 与 LQR 仿真对比

Fig.3 Comparison of PID and LQR simulations

进行实验验证,搭建了如图 4 所示的无人机实验平台,对接无人机主要由四旋翼机架、无人机外框和控制系统 3 部分组成,其中控制系统由 USB 摄像头、机载计算机和飞控组成,并且在无人机外框的 4 个角点上安装了 4 块磁铁。进入对接过程,机载计算机分别接收摄像头图像和飞控中 IMU 采集的数据。先通过图像识别并求解出目标位姿,然

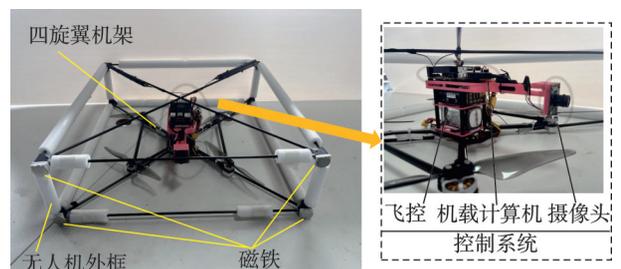


图 4 多旋翼无人机实验平台

Fig.4 Experimental platform of multirotor drones

后通过ESKF进行融合定位,将结果输出给最优对接控制器,最后控制器将计算出的期望姿态发给飞控,通过飞控控制无人机完成对接。

进行实物对接实验。如图5所示,左侧为对接无人机,右侧为模拟的对接目标。在对接目标正中间贴有一个AprilTag,用于无人机识别。在对接目标上同样安装4个磁铁,且相对位置与无人机上的保持一致,用于协助无人机空中对接并与目标固定。进行对接前,无人机先悬停在目标前方,如图5(a)所示,然后运行程序,使无人机与目标完成对接,如图5(b)所示。

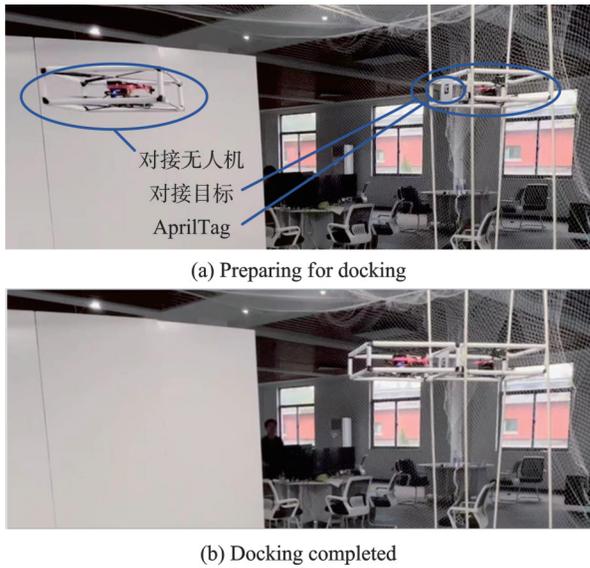


图5 多旋翼无人机对接实验

Fig.5 Docking experiment of multirotor drones

在实验过程中,采集到的传感器原始数据和滤波后的数据如图6所示。由图6可得,无人机的震动会干扰AprilTag的识别,直接通过相机测量的相对位置噪音比较大,而ESKF融合后数据的噪音明显减小。在KF与ESKF具有相同滤波效果时,ESKF具有更小的滞后,为控制系统的设计提供了更高的相位裕度基础。

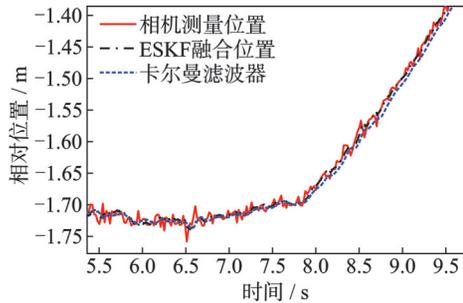


图6 融合滤波效果

Fig.6 Fusion filtering effect

在对接过程中,各个方向的位置误差如图7所示。在8s之前,无人机处于悬停等待对接状态,且初始误差均不为0;在8~20s时,无人机开始进行

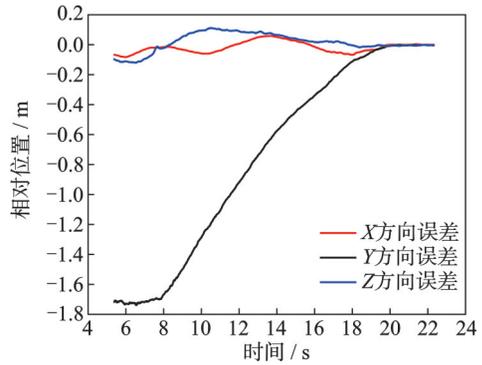


图7 对接各方向误差曲线

Fig.7 Coordinate error curves in all directions

对接,各方向误差向0收敛;在20s后,无人机上的磁铁与对接目标上的磁铁相互吸引完成对接并通过磁铁固定,各方向误差保持不变。从图7中可以看到,对接控制器可以使无人机收敛于稳态点即设计的对接点,随后在磁铁协助下完成对接。

### 5 结 论

本文针对低成本实现无人机的高精度空中对接问题,提出了一个基于单目视觉的多旋翼无人机最优空中对接方案。为实现单目视觉的精准定位,采用AprilTag对目标识别定位;然后通过非线性优化对AprilTag进行最小重投影优化,获取更精确的目标位置;再使用ESKF融合视觉定位信息和IMU数据,对无人机的相对位姿进行融合估计,为控制器提供了具有低延时的位置反馈;针对无人机的飞行对接过程,采用LQR设计了一个多旋翼无人机最优对接控制器,并通过无人机动力学模型将控制量转化为姿态,控制无人机完成对接。最后通过仿真和实物实验进行验证,取得了较好的效果,验证了方案的可行性,并得到以下结论:

(1) 设计的单目AprilTag的定位方案和基于ESKF的视觉惯性融合算法能够准确地对目标位姿进行估计,并且大幅降低噪音,比传统的KF有着更低的相位延迟,可以提高对接控制系统的带宽。

(2) 在无人机空中对接时,通过无人机动力学模型将最优对接控制器的控制量转化为姿态,仿真结果显示:在相同干扰环境,并保证末端安全对接的情况下(末端速度为0),使用本文提出的控制器比使用串级PID控制器整体对接速度提高30%。

(3) 将本文设计的单目视觉定位方法和最优对接控制器结合,部署在自制的四旋翼无人机实验平台上,最后成功完成了实物对接实验,证明本文提出方案在实际使用中的可行性。

由于本文只使用IMU和单目相机两个传感器,且IMU已经包含在飞控中,因此该方法具有低成本的优势,且视觉定位具有很强的鲁棒性,不易

受外界环境干扰,具有很高的实用价值。在本文的实验中,为了完成对接后的固定,本文使用磁铁辅助末端对接,导致末端对接允许误差很小,降低了对接的成功率。后续的研究工作可以集中在两个方面:针对多旋翼无人机空中对接的抗扰动问题开展研究,增加抗扰动措施,提高控制系统的精度和鲁棒性;针对当前对接系统架构进行设计,在末端对接引入对接辅助机构,增大对接系统的控制裕度,进而提高对接成功率。

#### 参考文献:

- [1] HUANG R, SHENG H L, CHEN Q, et al. Adaptive configuration control of combined UAVs based on leader-wingman mode[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2024. DOI:10.1016/j.cja.2024.07.005.
- [2] 李子申,王宁波,李亮,等.北斗高精度高可信 PPP-RTK 服务基本框架[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(2): 7-15.  
LI Zishen, WANG Ningbo, LI Liang, et al. Basic framework of BDS high-precision and high-trust PPP-RTK service[J]. Navigation, Positioning and Timing, 2023, 10(2): 7-15.
- [3] YI X, ZHOU Y X, HABERMANN M, et al. Egolocate: Real-time motion capture, localization, and mapping with sparse body-mounted sensors[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2023, 42(4): 1-17.
- [4] 李晖,杨朝旭,唐勇,等.无人机激光相对引导系统设计与试飞验证[J].南京航空航天大学学报,2021,53(4): 648-652.  
LI Hui, YANG Zhaoxu, TANG Yong, et al. Design and flight test of laser relative guidance system for UAVs[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(4): 648-652.
- [5] KENDALL A, GRIMES M, CIPOLLA R. PoseNet: A convolutional network for real-time 6-DOF camera relocalization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 2938-2946.
- [6] 李柱.基于双目视觉的无人机自主空中加油对接导航方法[D].厦门:厦门大学,2017.  
LI Zhu. Navigation method for autonomous aerial refueling docking of drones based on binocular vision[D]. Xiamen: Xiamen University, 2017.
- [7] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDÓS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [8] ENGEL J, SCHÖPS T, CREMERS D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Cham, Switzerland: Springer, 2014: 834-849.
- [9] 曾庆化,罗怡雪,孙克诚,等.视觉及其融合惯性的 SLAM 技术发展综述[J].南京航空航天大学学报, 2022, 54(6): 1007-1020.  
ZENG Qinghua, LUO Yixue, SUN Kecheng, et al. Review on SLAM technology development for vision and its fusion of inertial information[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(6): 1007-1020.
- [10] OLSON E. AprilTag: A robust and flexible visual fiducial system[C]//Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai, China: IEEE, 2011: 3400-3407.
- [11] WANG J, OLSON E. AprilTag 2: Efficient and robust fiducial detection[C]//Proceedings of the 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Daejeon, Korea: IEEE, 2016: 4193-4198.
- [12] LI G R, GABRICH B, SALDAÑA D, et al. ModQuad-Vi: A vision-based self-assembling modular quadrotor[C]//Proceedings of the 2019 International Conference on Robotics and Automation. Montreal, Canada: ICRA, 2019: 346-352.
- [13] WANG L, JIANG X Q, WANG D, et al. Research on aerial autonomous docking and landing technology of dual multi-rotor UAV[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9066.
- [14] DU D Y, CHANG M, TANG L K, et al. Trajectory planning and control design for aerial autonomous recovery of a quadrotor[J]. Drones, 2023, 7(11): 648.
- [15] 王平,周雪峰,安爱民,等.一种鲁棒且线性的PnP问题求解方法[J].仪器仪表学报,2020,41(9): 271-280.  
WANG Ping, ZHOU Xuefeng, AN Aimin, et al. A robust and linear solution method for the PnP problem [J]. Journal of Instruments and Instrumentation, 2020, 41(9): 271-280.
- [16] VITALI R V, MCGINNIS R S, PERKINS N C. Robust error-state Kalman filter for estimating IMU orientation[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3): 3561-3569.
- [17] DEL ROSARIO M B, KHAMIS H, NGO P, et al. Computationally efficient adaptive error-state Kalman filter for attitude estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(22): 9332-9342.
- [18] 陆军.基于PID和LQR控制的两轮自平衡小车研究[D].成都:西南交通大学,2012.  
LU Jun. Research on a two-wheeled self-balancing car based on PID and LQR control[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.
- [19] 范瑶,朱清华.新型涵道四旋翼飞行器总体/飞控一体化设计[J].南京航空航天大学学报,2017,49(2): 231-238.  
FAN Yao, ZHU Qinghua. General layout/flight control integrated design for novel ducted quadrotor aircraft[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2017, 49(2): 231-238.